Česká zemědělská univerzita v Praze

Fakulta lesnická a dřevařská

Katedra hospodářské úpravy lesů a DPZ

Multisenzorové zjišťování vlastností stromů pozemními metodami dálkového průzkumu Země

Doktorská disertační práce

Ing. Marek Hrdina

Školitel: doc. Ing. Peter Surový Ph.D.

Praha 2025

Prohlášení

Prohlašuji, že jsem disertační práci na téma: „*Multisenzorové zjišťování vlastností stromů pozemními metodami dálkového průzkumu Země*„ vypracoval samostatně a citoval jsem všechny informační zdroje, které jsem v práci použil a které jsem rovněž uvedl na konci práce v seznamu použitých informačních zdrojů.

Jsem si vědom, že na moji disertační práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 Sb., o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů, ve znění pozdějších předpisů, především ustanovení § 35 odst. 3 tohoto zákona, tj. o užití tohoto díla.

Jsem si vědom, že odevzdáním disertační práce souhlasím s jejím zveřejněním podle zákona č. 111/1998 Sb., o vysokých školách a o změně a doplnění dalších zákonů, ve znění pozdějších předpisů, a to i bez ohledu na výsledek její obhajoby.

Svým podpisem rovněž prohlašuji, že elektronická verze práce je totožná s verzí tištěnou a že s údaji uvedenými v práci bylo nakládáno v souvislosti s GDPR.

V Praze dne 30.6.2025 Ing. Marek Hrdina

Poděkování

Velké poděkování patří panu doc. Ing. Peterovi Surovému Ph.D., a to za vedení během celého studia, cenné rady vedoucí k vyřešení všech nesnází i za inspirativní přístup k vedení celé katedry. Také bych rád vyjádřil díky panu doc. Ing. Karlovi Kuželkovi Ph.D. a to za veškeré multioborové odborné rady i inspiraci, které mi přátelsky poskytl. Zvláštní díky patří i mé rodině, a to za to, že mi vytvořila takové podmínky, za nichž jsem mohl doktorské studium uskutečnit.

ČESKÁ ZEMĚDĚLSKÁ UNIVERZITA V PRAZE

Fakulta lesnická a dřevařská

ZADÁNÍ DISERTAČNÍ PRÁCE

Autor práce:	Ing. Marek Hrdlina
Studijní program:	Hospodářská úprava lesa
Vedoucí práce:	doc. Ing. Peter Surový, PhD.
Garantující pracoviště:	Katedra hospodářské úpravy lesů a DPZ
Jazyk práce:	Čeština
Název práce:	**Multisenzorové zjišťování vlastností stromů pozemními metodami dálkového průzkumu Země**
Název anglicky:	**Multisensor Detection of Tree Properties Using Terrestrial Remote Sensing Methods**

Cíle práce:

Cílem práce je zhodnocení efektivity a přesnosti nejčastěji používaných, pozemních metod dálkového průzkumu Země při určování parametrů lesa. Jedná se především o pozemní laserové skenování (LiDAR) a pozemní fotogrammetrii. Dále bude navržen pracovní postup, kterým lze docílit snadného a přesného získání údajů o lese z 3D dat a to jak odbornou, tak laickou veřejností.

V průběhu zpracování budou provedeny následující činnosti:

• Vytvoření pracovního postupu, použitelného při zjišťování výčetní tloušťky a výšky jednotlivých stromů ve 3D bodových mračnech.
• Analýza využitelnosti pozemního laserového skenování a fotogrammetrie při shromažďování dat o lesních porostech.
• Navržení vlastnosti stromu zjistitelné z 3D dat a ověření možnosti jejího odvození.

Práce si klade za cíl zpřístupnění a zvýšení využitelnosti pozemních metod dálkového průzkumu Země v praktickém lesnictví.

Metodika:

Vstupními daty pro naplnění uvedených cílů jsou jednak 3D bodová mračna získaná mobilním nebo statickým laserovým skenerem či fotogrammetrií, jednak také referenční údaje, měřené klasickými dendrometrickými metodami.
Jejich sběr bude proveden převážně autorem práce a data budou využita při porovnání vhodnosti metod pro zjišťování stromových veličin.

Vyhodnocení dat proběhne za využití existujících softwarových nástrojů, které ale často nenabízí dostatečné uživatelské rozhraní a jsou proto málo využívané v praxi. Z tohoto důvodu bude vytvořen také vlastní počítačový program, který tuto vlastnost nabídne a zároveň přispěje novým algoritmem pro detekci stromů ve 3D datech.

Možnosti využití 3D dat při určení zdravotního stavu kmenů stromů budou testovány za využití referenčních údajů z akustické tomografie.

Doporučený rozsah práce:	90
Klíčová slova:	LiDAR, Fotogrammetrie, Inventarizace lesa, Dálkový průzkum Země, Dendrometrie

Doporučené zdroje informací:

1. Balenović, I., Liang, X., Jurjević, L., Hyyppä, J., Seletković, A., & Kukko, A. (2020). Hand-held personal laser scanning – current status and perspectives for forest inventory application. Croatian Journal of Forest Engineering, 42(1), 165–183. https://doi.org/10.5552/crojfe.2021.858
2. Fassnacht, F. E., White, J. C., Wulder, M. A., & Næsset, E. (2024). Remote sensing in forestry: current challenges, considerations and directions. Forestry: An International Journal of Forest Research, 97(1), 11–37. https://doi.org/10.1093/forestry/cpad024
3. Gollob, C., Ritter, T., Kraßnitzer, R., Tockner, A., & Nothdurft, A. (2021). Measurement of forest inventory parameters with apple ipad pro and integrated lidar technology. Remote Sensing, 13(16). https://doi.org/10.3390/rs13163129
4. Hyyppä, E., Yu, X., Kaartinen, H., Hakala, T., Kukko, A., Vastaranta, M., & Hyyppä, J. (2020). Comparison of Backpack, Handheld, Under-Canopy UAV, and Above-Canopy UAV Laser Scanning for Field Reference Data Collection in Boreal Forests. Remote Sensing, 12(20), 3327. https://doi.org/10.3390/rs12203327
5. Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O'Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: a Review. In Current Forestry Reports (Vol. 5, Issue 3, pp. 155–168). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/s40725-019-00094-3
6. Laino, D., Cabo, C., Prendes, C., Janvier, R., Ordonez, C., Nikonovas, T., Doerr, S., & Santin, C. (2024). 3DFin: a software for automated 3D forest inventories from terrestrial point clouds. Forestry: An International Journal of Forest Research, 97(4), 479–496. https://doi.org/10.1093/forestry/cpae020
7. Liang, X., Hyyppä, J., Kaartinen, H., Lehtomäki, M., Pyörälä, J., Pfeifer, N., Holopainen, M., Brolly, G., Francesco, P., Hackenberg, J., Huang, H., Jo, H.-W., Katoh, M., Liu, L., Mokroš, M., Morel, J., Olofsson, K., Poveda-Lopez, J., Trochta, J., … Wang, Y. (2018). International benchmarking of terrestrial laser scanning approaches for forest inventories. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 144, 137–179. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.06.021
8. Muhojoki, J., Tavi, D., Hyyppä, E., Lehtomäki, M., Faitli, T., Kaartinen, H., Kukko, A., Hakala, T., & Hyyppä, J. (2024). Benchmarking Under- and Above-Canopy Laser Scanning Solutions for Deriving Stem Curve and Volume in Easy and Difficult Boreal Forest Conditions. Remote Sensing, 16(10). https://doi.org/10.3390/rs16101721
9. SUROVÝ, Peter; KUŽELKA, Karel a ČESKÁ ZEMĚDĚLSKÁ UNIVERZITA V PRAZE. LESNICKÁ A DŘEVAŘSKÁ FAKULTA. *Aplikace dálkového průzkumu Země v lesnictví.* Praha: Česká zemědělská univerzita, 2019. ISBN 978-80-213-3008-5.
10. Surovỳ, P., & Kuželka, K. (2019). Acquisition of forest attributes for decision support at the forest enterprise level using remote-sensing techniques-a review. In Forests (Vol. 10, Issue 3). MDPI AG. https://doi.org/10.3390/f10030273

Předběžný termín:	2021/22 ZS - FLD - SDZ

Obsah

1. Úvod 9
2. Teoretické pozadí pozemních metod dálkového průzkumu Země 10
A) Pozemní senzory 10
1. Terestriální laserové skenování 11
2. Mobilní laserové skenování 13
3. Faktory ovlivňující přesnost a hustotu bodů z LiDAR 14
4. Pozemní fotogrammetrie 15
B) Parametry odvozované z 3D bodových mračen 19
1. Detekce jednotlivých stromů v bodových mračnech 20
2. Stromové parametry 22
3. Porostní parametry 27
C) Existující softwarové nástroje 28
1. Samostatný software 28
2. Programovací knihovny 30
3. Řešení cílů disertační práce 33
A) Sběr dat 33
1. Statické laserové skenování 34
2. Mobilní laserové skenování 35
3. Pozemní fotogrammetrie 39
4. Akustická tomografie 40
B) Zpracování dat 41
1. Agisoft Metashape 41
2. CloudCompare 43
3. TreeQSM 45
4. Visual Studio Code – Python 46
4. Výsledky 47
A) Stanovení výskytu hniloby ve stojícím kmeni 48
B) Popis detailní architektury stromu 68
C) Využití low-cost skenerů 88
D) Automatizace odvození dendrometrických veličin 110
5. Diskuse 134
6. Závěr 138

Seznam obrázků

Obrázek 1 – *Ukázka různých režimů záznamu TLS/MLS v lese:* 13
Obrázek 2 – Vizualizace "Gaussian Blur" a detekce výrazných bodů. 16
Obrázek 3 – Vizualizace paralaxy a sledování pohybu dvou bodů, různě vzdálených od senzoru (Zelený bod – vzdálený; Červený bod – blízký). Výsledný posun bodů je nepřímo úměrný jejich vzdálenosti od fotoaparátu..... 17
Obrázek 4 – TLS Trimble TX8.[18]..... 34
Obrázek 5 – Vlevo GeoSLAM ZEB Horizon; vpravo FARO Orbis.[35,107] 36
Obrázek 6 – Vlevo skener mapry LA03; vpravo skener mapry LA01. 38
Obrázek 7 – Zařízení ArborSonic 3D v rozloženém stavu. 41
Obrázek 8 – Měřítka pro dodání rozměrů fotogrammetrickému bodovému mračnu 42
Obrázek 9 – Geometrická vlastnost bodového mračna "Verticality". Vlevo před filtrováním, vpravo po ponechání bodů s hodnotou 0.6 až 1. 45
Obrázek 10 – Vlevo vstupní fotogrammetrické bodové mračno; vpravo některé výstupy programu TreeQSM. 46

Seznam tabulek

Tabulka 1 – Přehled základních vlastností skenerů použitých v rámci disertační práce. Údaj označený „N/A“ není zveřejněný na webech výrobce skeneru ani senzoru. 14
Tabulka 2 – Počty počítačových programů, které dokážou odvozovat uvedené parametry. 31
Tabulka 3 – Přehled některých dostupných algoritmů, určených k inventarizaci lesa. „Využití AI“ hovoří o použití strojového učení. Symbol „€“ značí placený software. . 32

Seznam vzorců

Vzorec 1 – Použití "CloudCompare–Command Line Mode" skrz Python. 44
Vzorec 2 – Použití TreeQSM pro jedno bodové mračno stromu. 45

Seznam použitých zkratek

2D	Dvoudimenzionální / Dvě dimenze
3D	Třídimenzionální / Tři dimenze
AGB	Above-Ground Biomass / Nadzemní biomasa
AI	Artificial Intelligence / Umělá inteligence
ALS	Aerial laser scanning/ Letecké laserové skenování
CRP	Close-Range Photogrammetry / Pozemní fotogrammetrie
DAP	Digital Aerial Photogrammetry / Digitální letecká fotogrammetrie
DBH	Diameter at Breast Height / Výčetní tloušťka stromu
DBSCAN	Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise
DoG	Difference of Gaussians
DPZ	Dálkový průzkum Země
DSM	Digital Surface Model/ Model výšky povrchu
DTM	Digital Terrain Model / Model výšky terénu
GB	Gigabajt
GIS	Geoinformační Systém
GNSS	Global Navigation Satelite System / Globální navigační satelitní systém
GPU	Graphics Processing Unit / Grafický procesor
CHM	Canopy Height Model / Model výšky korunového zápoje
IMU	Inertial Measurement Unit / Inerciální měřící jednotka
ITDS	Individual Tree Detection and Segmentation / Detekce a segmentace individuálních stromů
KNN	K-Nearest Neighbours
LAI	Leaf Area Index / Index listové plochy
LiDAR	Light Detection and Ranging / laserové skenování
MAE	Mean Absolute Error / Průměrná absolutní chyba
MLS	Mobile Laser Scanner / Pozemní mobilní laserové skenování
Mpx	Megapixel
MVS	Multi-View Stereo
ORB	Oriented FAST and Rotated BRIEF
PS-TLS	Phase Shift
QSM	Quantitative Structure Model / Kvantitativní model struktury
RANSAC	Random Sample Concensus
RGB	Red-Green-Blue colour composition / červeno-zeleno-modrá barevná kompozice
RGB-D	Red-Green-Blue-Depth sensor
RMSE	Root Mean Square Error / Střední kvadratická chyba
SfM	Structure from Motion
SIFT	Scale-Invariant Feature Transform
SLAM	Simultaneous Localization and Mapping
SURE	Surface Reconstruction from Imagery
SURF	Speeded-Up Robust Features
TLS	Terrestrial laser scanning / Statické pozemní laserové skenování
ToF	Time of Flight

Shrnutí

Disertační práce nesoucí název „Multisenzorové zjišťování vlastností stromů pozemními metodami dálkového průzkumu Země“ se zabývá problematikou určování několika stromových parametrů, velmi důležitých pro obor lesnictví a inventarizace lesů. Zmiňovanými parametry jsou především výčetní tloušťka a výška stojících stromů, které tato práce vyhodnocuje na základě prostorových dat, získaných moderními postupy dálkového průzkumu Země (DPZ) – laserovým skenováním či fotogrammetrií. Práce nicméně pojednává také o potenciálu prostorových dat, respektive 3D rekonstrukcí stojících stromů ve formě bodových mračen, v záležitosti odhadu zdravotního stavu kmene nebo detailnějšího popisu architektury stromu. Nejenže se práce pokouší o samotné odvození zmíněných parametrů, nabízí také dva dosud nepoužívané postupy implementované do autorského počítačového programu. V propojení s jinými, běžně využívanými algoritmy se nově navržené metody zabývají jednak detekcí stromů v bodovém mračnu lesního prostředí, jednak přesným výpočtem výšek stromů nejen hlavního patra dřevinné vegetace, ale také stromů nacházejících se v nižších patrech porostu. Tyto dva algoritmy vychází z projekce bodového mračna do 2D, výpočtu hustoty bodů v sousedství a následném zpracování po převedení zpět do 3D. Zmíněné tři vlastnosti, tedy výška stromu, tloušťka kmene v prsní výšce a přítomnost hniloby uvnitř kmene, jsou důležitými parametry pro hodnocení stavu lesa a plánování těžebních činností v lese, tím pádem se také zásadním způsobem promítají do ekonomických kalkulací spojených s prodejem dříví, jakožto produktu lesa. Proto je důležité, aby byl objem dříví v lesních porostech zjišťován s velkou přesností. K tomuto účelu zpravidla bývají využívány hodnoty tlouštěk a výšek stromů. Údaj o přítomnosti hniloby v kmeni může přispět ke tvorbě představy o skutečné hodnotě stromů stojících v porostu a obohatit tak sadu informací, které současné techniky pozemního DPZ dokážou poskytnout.

Funkčnost uvedených metod, především v otázce zjištění výšek a tlouštěk stromů, je v práci demonstrována na vlastních datech, vytvořených jak na území České republiky, tak na území Finska a potvrzuje použitelnost popisovaných analýz 3D dat na datech z různých typů lesa, ale také různých typů senzorů pozemního DPZ. O platnosti metod svědčí i čtyři autorské vědecké publikace, které jsou zahrnuty do této disertační práce.

1. Úvod

Zjišťování stromových parametrů, především tlouštěk v prsní výšce ($d_{1,3}$ nebo DBH z „Diameter at Breast Height“) a výšek stromů, bylo a stále je důležitým aspektem evidence objemu dříví rostoucího v lesích. Po dlouhá léta byly tyto parametry určovány ryze manuálními postupy, založenými na přikládání lesnické průměrky ke kmeni a odečítání tloušťky ze stupnice tohoto nástroje. V případě výšek pak na odvození pomocí goniometrického přístupu či na principu stejnolehlosti trojúhelníků [1,2].

Tyto metody nachází uplatnění i v dnešní době a zjišťování informací o stromech zůstává principiálně stejné již od vzniku této disciplíny. Vyvíjí se pouze pomůcky, s nimiž lze tuto práci zrychlit a zjednodušit. Technologický pokrok však přinesl novou metodu laserového skenování (LiDAR, „Light Detection and Ranging“), která se ze svých původních oblastí využití ve vojenství a meteorologii dostala až do lesnictví [3], a tak přinesla i mnoho nové inspirace do problematiky zjišťování parametrů stromů nebo celých porostů. Jedno z prvních použití leteckého laserového skenování („ALS“) v lesnictví je popsáno v publikacích autorů Nelsona a Krabilla z 80. let dvacátého století [4,5]. S přelomem tisíciletí se objem vědeckých prací, zaměřených na ALS, výrazně zvýšil, a tak se LiDAR stal nedílnou součástí dálkového průzkumu Země („DPZ“) v lesnictví. O několik let později bylo představeno použití statického pozemního laserového skenu („TLS“) pro lesnické účely [6] a od té doby až do současnosti se LiDAR ve smyslu leteckého i pozemního skenování uchytil a je předmětem mnoha lesnických výzkumů s cílem určovat tradičně získávané, ale i nové parametry stromů.

LiDAR není jedinou metodou DPZ efektivně použitelnou v lesnictví. Podobnému zájmu, jako v případě ALS a TLS, se těší i pozemní fotogrammetrie („CRP“), především letecká fotogrammetrie („DAP“) [7]. Tyto techniky jsou relativně starší než laserové skenování. Avšak právě až současný rozvoj výpočetní techniky umožňuje jejich efektivní používání [8].

Ačkoliv je potenciál metod DPZ obrovský, přijetí s ním spojených výstupů a metod zpracování do praxe je do velké míry omezené. To může být dáno jak pořizovací cenou příslušného vybavení, tak také nutnou zdatností v práci s takovými daty. Tyto skutečnosti mohou odrazovat zaměstnance v lesnictví od využívání těchto metod [9]. Nepřívětivé je často i podání vědeckých algoritmů, poskytovaných jako výstupy z výzkumu. Povětšinou jsou prezentovány ve formě programových knihoven a nejsou snadno použitelné ani pro pokročilé uživatele počítačů, nehledě na výrazné výpočetní nároky algoritmů na výpočetní sílu počítače [8–10].
Motivací pro tvorbu této práce je proto snaha o zpřístupnění algoritmů zpracování

bodových mračen veřejnosti a to jednak ve formě popisů pracovních postupů, dále také ve formě snadně použitelného počítačového programu, který bez nároků na schopnost používání programovacích jazyků, umožní jednoduché zpracování 3D dat. Jelikož je ale zpracování dat až sekundárním problémem, práce se zabývá i prvotním sběrem dat, a to jak za využití levných alternativ, tj. pozemní fotogrammetrie, levných pozemních LiDAR skenerů, tak i za využití špičkového zařízení ve formě statického terestriální laserového skeneru („TLS“), či ručních mobilních laserových skenerů („MLS“).

Potenciálem a využitím zmíněných metod sběru 3D dat (TLS, MLS a CRP) se zabývá tato disertační práce, která si pokládá následující výzkumné cíle:

• Navrhnout vlastnost stromu zjistitelnou z 3D dat a ověřit možnosti jejího odvození.

• Analyzovat využitelnost pozemního laserového skenování a fotogrammetrie při shromažďování dat o lesních porostech.

• Vytvořit pracovní postup použitelný při zjišťování výčetní tloušťky a výšky jednotlivých stromů ve 3D bodových mračnech.

Samotná disertační práce je strukturována jako kompilát čtyř vědeckých publikací, které autor během svého studia publikoval. Ty budou blíže popsány po teoretickém úvodu, který obsáhne klíčovou problematiku řešenou během tvorby vědeckých výstupů. Ke každé publikaci bude stručně popsán průběh řešení, aplikované metody i s praktickými ukázkami, případně obtíže, které řešení práce komplikovaly.

2. Teoretické pozadí pozemních metod dálkového průzkumu Země

A) Pozemní senzory

Pro úplné pochopení principu fungování pozemních metod skenování lesního prostředí jsou v této části práce popsány způsoby, jakými metody pracují. Na základě znalostí fyzikálních principů a jevů, využitých ve fotogrammetrii či laserovém skenování, je poté v praktických aplikacích možno efektivně metody použít, předejít známým chybám a omezením nebo vyhledat příčinu nežádoucí vlastnosti skenu. To souvisí s faktory ovlivňujícími hustotu dat a specifickými interakcemi s lesním prostředím. Jak již bylo zmíněno v úvodu, tato práce cílí výhradně na použití pozemních postupů, které se v obecné rovině liší od leteckých především svou časovou náročností, zásadami pro sběr dat, zachycenými detaily a tím pádem i veličinami, které z nich lze pro lesní porosty, respektive jednotlivé stromy, odvozovat.

1. Terestriální laserové skenování

Terestriálním laserovým skenerem se rozumí zařízení umístěné zpravidla na stativu, které z jedné pozice skenuje své okolí do 3D reprezentace, neboli bodového mračna. Podobně, jako i u MLS, přístroj vysílá úzké laserové paprsky a pomocí otočného zrcadla nebo otáčení celé hlavice systematicky prohledává okolní prostor v horizontálním rozsahu až 360° a vertikálně typicky v takovém rozsahu, že není naskenováno pouze těsné okolí skeneru [11], v případě skeneru Trimble TX8, použitého v této práci, 317°. Laserový paprsek se odráží od okolních objektů a pro každý navrácený impulz skener zaznamená změřenou vzdálenost a úhel, pod kterým paprsek vyslal. Tato data ukládá a často je potřeba zpracování surových dat v příslušném software, vytvořeném výrobcem skeneru [12,13]. Ten převádí data z polární soustavy do kartézských souřadnic. Výsledkem je bodové mračno, tedy soubor tisíců až milionů 3D bodů reprezentujících povrch okolních objektů v prostoru. Bodové mračno je definováno v lokálním souřadnicovém systému a do globálního systému jej lze převést pomocí transformace např. přes referenční cíle. Pro pokrytí většího lesního porostu se často provádí více skenování z různých stanovisek a výsledky se koregistrují. Tím se eliminuje zastínění některých objektů jinými objekty a TLS tak dokáže detailně zdokumentovat prostor lesa s centimetrovými až milimetrovými detaily [14].

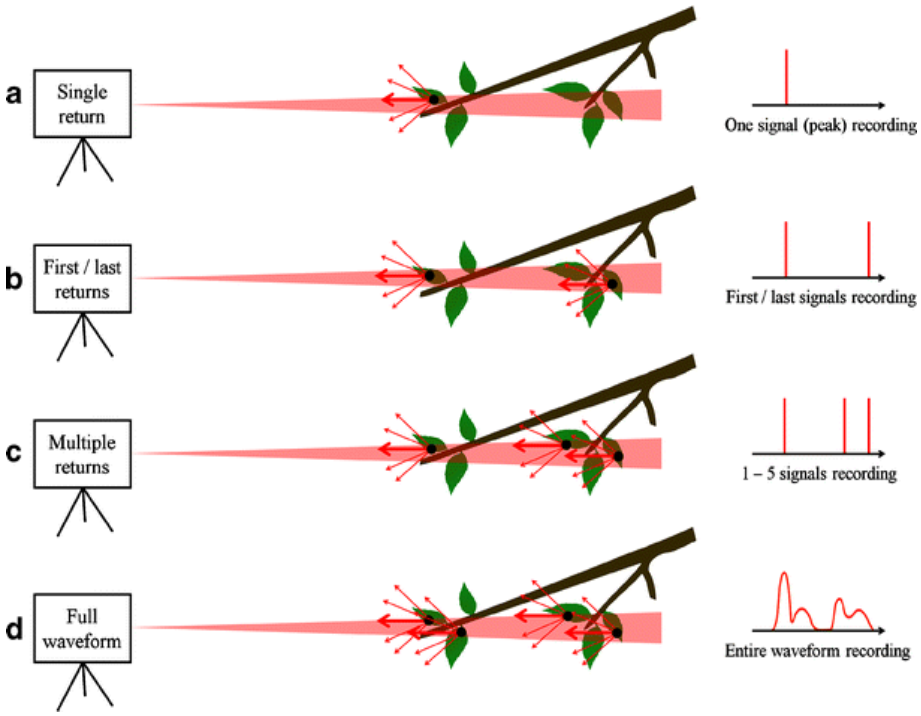
Běžně se využívají dva hlavní typy měření vzdálenosti skeneru od zasaženého objektu. Jsou to Time-of-Flight („ToF“) nebo phase-shift („PS-TLS“) systémy. U ToF skeneru je vyslán krátký laserový impuls a elektronika měří dobu, za kterou se odražený signál vrátí zpět – rychlost paprsku je rovna rychlosti světla, a tak se čas vydělí dvěma a dopočte se vzdálenost. Tento princip umožňuje dosahovat velmi dlouhých měřicích vzdáleností [15].
Na rozdíl od toho fázový skener vysílá nepřetržitý paprsek s proměnnou frekvencí a vyhodnocuje fázový posun mezi vysílanou a přijatou vlnou. Z posunutí fáze přijaté světelné vlny odvozuje vzdálenost. Musí však čelit nejednoznačnosti („ambiguity“) měření, protože fáze vlny se pravidelně opakují, stejná fáze vlny může být odražena od různě vzdálených míst. Problém lze vyřešit omezením dosahu paprsku, aby se stejná vlna nemohla podruhé vyskytnout nebo kombinací více frekvencí (dlouhou a krátkou), aby nejednoznačnost mohla být odstraněna sledováním změn na vlnách různých frekvencí. Fázové systémy umožňují velmi vysokou rychlost snímání (i více než milion bodů za sekundu) a vysokou přesnost na kratší vzdálenosti (typicky do ~100 m), ale jejich dosah je omezenější než u pulzních systémů právě kvůli řešení „ambiguity“ [16]. Oba typy skenerů pracují na principu odrazu světla od povrchu objektů a difúzní odraz zajistí, že dostatečná část energie se vrací zpět k čidlu pro úspěšné změření vzdálenosti [15,17].

Laserový paprsek, používaný při laserovém skenování je úzký a téměř rovnoběžný. Nicméně vykazuje malou rozbíhavost, pročež se jeho šířka s překonanou vzdáleností zvětšuje. Například u skeneru Trimble TX8, používaného v rámci této práce, je divergence paprsku 0,8 mrad (≈0,046°), což znamená, že průměr paprsku je sice v deseti metrech od skeneru 6 mm, ve 100 metrech už to ale je 34 mm [18]. Tato vlastnost všech laserových skenerů vede k tomu, že paprsky zasahují více objektů takřka v tomtéž čase. Výsledná poloha změřeného bodu u phase-shift skeneru je tedy váženým průměrem toho, co paprsek skutečně zasáhl [19], zatímco u ToF skenerů mohou být všechna zasažená místa zaznamenána jako individuální body. To úzce souvisí s rozlišovací schopností paprsků, která se vzdáleností klesá a ze skenu se ztrácí jemné detaily anebo vzniká šum, kvůli „mixed pixel effect“ nebo jevu „bias towards stronger return“. „Mixed pixel effect“ je způsoben u senzorů zachycujících jen jeden odraz, zpravidla fázových skenerů [11], a vzniká tím, že široký paprsek zasáhne částí svého průřezu hranu objektu a zbytkem průřezu pokračuje dále. Výsledná poloha bodu může být vypočtena do neexistujícího místa ležícího mezi oběma zasaženými povrchy. Aby byl objekt zrekonstruován spolehlivě, musí být tedy zasažen alespoň jedním paprskem bez „mixed pixel effectu“. Rozlišovací schopnost skeneru je proto dána jednak šířkou paprsku a jednak úhlovým rozlišením, které definuje nejmenší úhel mezi dvěma body, zachytitelnými skenerem [19]. K podobnému jevu může dojít, zasáhne-li paprsek dva povrchy s různou odrazivostí. Tehdy se jedná o „bias towards stronger return“ [20]. Odrazivost povrchu souvisí s intenzitou odraženého signálu, tedy s tím, jak silný odraz se vrátil. Tato intenzita závisí na vzdálenosti, materiálu, barvě i úhlu dopadu paprsku [21] [22]. Pokud je některý odraz paprsku výrazně silnější než ostatní, může být výsledný bod posunut směrem k silnému odrazu bez ohledu na jeho pořadí [23].

Na rozdíl od výše popsaného jednoodrazového systému, lze díky rozptylu a zvětšování „stopy paprsku“ získat v multi-return systémech informace o polohách více než jen jednoho bodu, resp. objektu. Například v lese paprsek může zasáhnout částí svého průřezu list (první odraz), a zbytek paprsku pokračuje dál a narazí na větev či zem, odkud se odráží další odrazy [11]. Moderní ToF skenery podporují více odrazů: zaznamenají první odraz, poslední odraz, případně i více (typicky 3–5) odrazů na jeden vystřelený paprsek, nebo dokonce plnou odrazovou křivku („full-waveform“), která reprezentuje nepřetržitě zaznamenanou odezvu laseru (viz Obrázek 1). Díky tomu lze získat bohatší informaci o hustotě a struktuře vegetace, protože víceodrazový mód umožňuje i odhalení objektů částečně krytých jinými [11,24]. Naproti tomu fázově posunové TLS standardně zaznamenávají pouze jediný odraz v daném směru, protože kontinuální vlna neumožňuje snadno rozlišit více cílů. To může vést k tomu, že první odraz zastíní vzdálenější objekty [11].

V lese je tedy potenciální dosah TLS omezen strukturou porostu. Jednak jsou vzdálenější části řidčeji pokryty vlivem zastínění výhledu skeneru, jednak ale také vlivem klesající přesnosti paprsků. Hustota bodů klesá s rostoucí vzdáleností a jemné detaily mohou být viditelné jen v okruhu desítek metrů [25].

To často vyžaduje skenování z více stanovisek a může v některých případech svou časovou náročností přesahovat tradiční způsoby měření lesa [11]. TLS však poskytuje velmi detailní informace nejen o výškách a tloušťkách, ale i o stavbě stromů, a to i u relativně vzdálených stromů, přičemž schopnost změřit přesně parametry stromů je velmi vysoká. Tloušťky a výšky stromů z TLS lze určit s chybou ~1 cm, resp. ~1-2 m v případě výšek [9,26–28]. Metoda je tedy pro účely lesnictví považována za nejpřesnější a nejdetailnější ze všech pozemních metod DPZ [14].



Obrázek 1 – *Ukázka různých režimů záznamu TLS/MLS v lese:*
(a) pouze první odraz, (b) záznam prvního a posledního odrazu, (c) více odrazů, (d) plná vlnová křivka. U fázových TLS je možný pouze režim (a). Vícenásobné odrazy poskytují informaci o objektech stojících za sebou, pokud paprsek není prvním objektem zcela odcloněn. Zdroj: [11].

2. Mobilní laserové skenování

Mobilní laserové skenování využívá podobný princip měření jako TLS, ale skener je umístěn na pohyblivé platformě například na automobilu, traktoru, případně je používán ve formě batohového či ručního systému neseného operátorem [29–32]. To umožňuje pokrýt velké území, eventuálně i špatně přístupné území rychle a bez problému naskenovat i místa, která by z jednoho stanoviska nebyla vidět, jako to hrozí v případě TLS [14]. Druhy senzorů a způsoby měření vzdáleností objektů od skeneru jsou totožné jako u TLS, což vede i k podobným hodnotám rozbíhavosti paprsků, jak je

viditelné v tabulce 1. Zásadním způsobem se ale liší způsob orientace skeneru v prostředí. Zatímco TLS vždy pracují z jednoho místa, MLS systémy jsou během skenování v pohybu. Mohou pracovat za využití dat z inerciální měřící jednotky („IMU“) a přijímače globálního navigačního systému („GNSS“). V lese je ale signál z družic zpravidla nedostatečný, a tak tento přístup, s možností detekce polohy skeneru v okamžik vyslání paprsku a okamžitého georeferencování bodového mračna, bývá využíván mimo lesní prostředí [14]. Obvyklé je však využití skenerů spoléhajících na algoritmy SLAM („Simultaneous Localization and Mapping“). SLAM algoritmus průběžně zpracovává naměřená data za využití některého z přístupů optimalizace, nejčastěji „Graph-Based“ přístup založený na snižování druhých mocnin chyb, hledáním nejlépe odpovídající konfigurace uzlů (poloh skeneru) a hran (spojnic mezi polohami skeneru). Snaží se odhadnout trajektorii skeneru současně s budováním mapy a mračna bodů. Využívá se přitom kombinace údajů o zrychlení a otáčení skeneru z IMU a samotných 3D bodů – algoritmus hledá shodné rysy v po sobě následujících skenech a optimalizuje polohu tak, aby na sebe mračna co nejlépe navazovala [33]. Prakticky jde o postup podobný registraci TLS skenů nebo hledání poloh fotoaparátu při „bundle adjustment“ ve fotogrammetrii. SLAM ale probíhá neustále během skenování. Výsledkem je odhad dráhy zařízení a souvislé bodové mračno okolí bez potřeby informací z GNSS, za předpokladu, že se ve skenovaném prostředí nachází dostatek pevných orientačních bodů [34].

Tabulka 1 *– Přehled základních vlastností skenerů použitých v rámci disertační práce. Údaj označený „N/A“ není zveřejněný na webech výrobce skeneru ani senzoru.*

Skener	Typ	Dosah [m]	Bodů za sekundu	Šířka paprsku	Úhlové rozlišení (Hor / Ver)
Trimble TX8 (TLS) [18]	ToF	120 až 340	1 000 000	6 mm @ 10 m	80 μrad / 80 μrad (≈ 0.005°)
FARO Orbis (MLS) [35]	ToF	120	640 000	13 mm @ 10 m	N/A
GeoSLAM ZEB Horizon (MLS) [36]	ToF	100	300 000	10 až 30 mm*	0.1°-0.4°/ 2°

3. Faktory ovlivňující přesnost a hustotu bodů z LiDAR

Faktorů ovlivňujících výsledky laserového skenování v lesním prostředí je mnoho a velmi často je právě kvůli vlastnostem lesa ani nelze odstranit. Pro dosažení dobrých výsledků skenování je dobré pamatovat na aspekty ovlivňující jak TLS, tak MLS

systémy a pokusit se je minimalizovat, nebo je případně zohlednit při specifických analýzách skenů.

Za účelem, obecně žádoucího, snížení šumu je vhodné pracovat s oběma typy laserových skenerů za klidného počasí, bez výrazného pohybu větví, bez deště, mlhy či velkého množství prachu. Kapky deště nejenže vstupují do cesty vyslaným paprskům a vytváří šum, mohou ale také ulpět na krytu senzoru a zkreslit data. Zároveň však platí, že i mokrý povrch, např. po dešti, může absorbovat nebo odrážet laserové paprsky špatným směrem a snižovat tak počet úspěšně zaměřených bodů [37] [21]. Na rozdíl od větru a deště, je intenzita slunečního záření jedním z méně limitujících aspektů. Při laserovém skenování není přítomnost slunečního světla nutná a zároveň ani silné sluneční záření zpravidla nepůsobí potíže skenerům, které jsou vybaveny optickými filtry pro svou pracovní vlnovou délku [11].

Kromě samotného počasí je i struktura lesa něčím, co působí obtíže při zachycování tohoto prostředí skenerem. Především je to častý zástin objektů jinými objekty. To hraje roli, jak při snaze zachytit co nejširší okolí z jednoho stanoviska, zároveň je ale problematické i skenování korun stromů, a to zejména v listnatých lesních, jejichž husté listoví zabraňuje paprskům projít až na vrcholy stromů. Jehličnany zpravidla tak husté asimilační orgány nemají a je proto snazší naskenovat jejich koruny a především vrcholy [11] [14].
U MLS je potřeba zohlednit ještě několik vlastností spojených se SLAM algoritmy a sice, že příliš rychlý pohyb nebo rychlé otáčení se skenerem může vést k chybám ve výpočtu trajektorie, tvorbě artefaktů, zdvojení objektů, špatnému umístění části mračna ve skenu nebo rozmazání objektů. Pro lepší funkci SLAM algoritmu je tudíž výhodné vracet se během skenování na již navštívená místa [33,38]. To umožňuje orientaci algoritmu podle známého prostředí. Pokud ale skenování neprobíhalo správně, při opětovném naskenování stejného místa, může a často dochází k drobným chybám. Na sebe navazovaná bodová mračna pak mohou vykazovat vzájemný několikacentimetrový posun (tzv. drift) [39]. Pro náročné aplikace (inventarizace s vysokou přesností) se proto někdy MLS data v lese dodatečně zpřesňují pomocí referenčních bodů či srovnávají s několika statickými TLS skeny v klíčových místech. Výhodnou vlastností opětovného skenování může mimo jiné být i skutečnost, že vícekrát navštívené plochy mají vyšší hustotu bodů a mohou tak poskytnout lepší informace o stavu lesa, což lze ale také ovlivnit nastavením požadované hustoty bodů v nastavení používaného MLS či TLS zařízení [18,27].

4. Pozemní fotogrammetrie

Jako poslední pozemní metoda DPZ použitá v rámci této práce je pozemní fotogrammetrie (CRP – „Close Range Photogrammetry“). Ta využívá klasické RGB

fotografické snímky k vytvoření 3D modelu, resp. bodového mračna prostoru. Výstupní data jsou tedy stejná jako z TLS či MLS, ačkoliv jejich hustota napříč vertikální strukturou porostu znatelně klesá[1]. Namísto aktivního vysílání paprsku se však při CRP pořizuje soubor překrývajících se fotografií, které pasivně zachycují zájmové prostředí z různých úhlů pohledu. Při dostatečném překrytí snímků lze následně použít algoritmy počítačového vidění k nalezení homologických bodů na víceru snímků a pomocí triangulace vypočítat jejich prostorové souřadnice[1,40]. K tomuto účelu je většinou využíván algoritmus SfM („Structure from Motion“), existují ale i jiné postupy, např. Semi-Global-Matching či Visual SLAM [40–42].

U SfM prakticky probíhá rekonstrukce ve dvou fázích – tvorba řídkého bodového mračna a tvorba hustého bodová mračna. Během tvorby řídkého bodového mračna jsou nejprve hledány výrazné body na všech fotografiích. Výraznými body lze rozumět především místa s velkým kontrastem, jako jsou hrany objektů, vzory aj. Hledání výrazných bodů probíhá na několika úrovních rozostření fotografií, čímž se podaří nalézt především ty body, které jsou skutečně výrazné a lze předpokládat, že budou viditelné i na sousedních fotografiích. K rozostření se používá filtr „Gaussian blur“. Z rozmazaných snímků se tvoří DoG (Difference of Gaussians), jež slouží k nalezení zmíněných extrémů na fotografiích (viz Obrázek 2).

***Obrázek 2** – Vizualizace "Gaussian Blur" a detekce výrazných bodů.*

Nalezené body, označované jako „key points“, je poté nutno spárovat s ekvivalentními body na ostatních fotografiích, k čemuž se využívá podobnost v gradientu kontrastu okolo nich a zároveň odpovídající poloha relativně k ostatním bodům. Pozorováním rychlosti posunu bodů na sousedních fotografiích lze pomocí paralaxy určit, které body

jsou blíž nebo dál od pozorovatele, tedy od sensoru fotoaparátu (viz Obrázek 3).

Obrázek 3 *– Vizualizace paralaxy a sledování pohybu dvou bodů, různě vzdálených od senzoru (Zelený bod – vzdálený; Červený bod – blízký). Výsledný posun bodů je nepřímo úměrný jejich vzdálenosti od fotoaparátu.*

Zároveň probíhá propojování či zarovnávání bodů ve 3D prostoru a výpočet polohy, odkud byl daný bod pozorován čili vyfotografován. Tento problém je nazýván „bundle adjustment“, snaží se o minimalizaci rozdílů mezi 2D obrazovými souřadnicemi v pořízených fotografiích a projekcí vypočtených 3D poloh bodů zpět do fotografie. „Bundle adjustment“ je často řešen algoritmy SIFT, SURF či ORB. Výsledné řídké bodové mračno sestává z tzv. „tie points“ a jsou teoreticky známa všechna místa a úhly (tj. vnější orientace fotoaparátu), z nichž byl bod pozorován. Zároveň je při „bundle adjustment“ sledována i vnitřní orientace fotoaparátu, která je ovlivněna např. zkreslením obrazu čočkou nebo ohniskovou vzdáleností objektivu. „Tie points“ jsou podmnožinou „key points“ a vznikly propojením „key points“ z vícera fotografií a uvedením do 3D prostoru, na konkrétní místo v něm. Souřadnicový systém 3D rekonstrukce je nicméně „pomyslný“ a neobsahuje údaje ani o geografické poloze, ani o absolutních rozměrech objektů, dokud tyto informace nejsou dodány pomocí měřítek či vlícovacích bodů [25].Celá rekonstrukce 3D prostředí z fotografií je snazší, pokud jsou k fotografiím zaznamenány údaje z GNSS a IMU. Tehdy je poloha fotoaparátu v prostoru daná, a tudíž i výsledné souřadnice 3D bodů odpovídají skutečnosti [43,44].

Ve druhé fázi rekonstrukce prostředí, kdy už jsou známy pozice odkud fotografie vznikaly i pozice bodů řídkého bodového mračna, je tvořeno husté bodové mračno. Pro každý obrazový bod na jedné fotografii se snaží Multi-View Stereo (MVS) algoritmus najít odpovídající bod na dalších fotografiích a z jejich průniku vypočítá 3D souřadnice. To udělá pro velké množství pixelů, čímž vzniká husté bodové mračno. To může dosahovat hustoty blízké počtu obrazových bodů v překrytých oblastech snímků a zároveň nese barevnou informaci obsaženou na původních fotografiích, což je výhodné

při další analýze, zejména při klasifikaci objektů, nebo např. určování druhové skladby porostů [1,25,45]. MVS algoritmus, který se běžně používá, je např. COLMAP MVS. Ten na základě řídkého mračna vytváří hloubkové mapy, které zobrazují, jak je každý pixel vzdálený od odhadnutých poloh fotoaparátu a s jejich pomocí, na základě shody z více fotografií, doplňuje body a barvy do míst, kde se pravděpodobně mají nacházet i v realitě [45]. Z alternativních algoritmů lze uvést PMVS, který je robustnější ale pomalejší a méně detailní než COLMAP. Princip jeho fungování nezávisí na tvorbě hloubkových map, ale na hledání shodných textur ve snímcích a postupném rozšiřování těchto výrazných oblastí „patchů" [46]. Pro letecké snímky je pak optimalizovaný algoritmus SURE [47].

Takovéto bodové mračno je většinou předmětem dalších analýz s cílem určit parametry stromů či porostů, a tak se již většinou neprovádí tvorba polygonálního 3D modelu – meshe, který už není jen množinou bodů, ale povrch objektů uzavírá a jeví se jako souvislá plocha, případně zobrazená i s texturou získanou z fotografií [25].

Ačkoliv je výše popsaný průběh fotogrammetrické 3D rekonstrukce složitý, celý proces je dnes značně automatizovaný v softwarových balících, jako např. Agisoft Metashape, RealityCapture, Pix4D aj. Z uživatelského hlediska tedy stačí pořídit dostatek kvalitních fotografií s dostatečným, optimálně cca 80%, překryvem a software vygeneruje 3D bodový model scény bez nutnosti intervence uživatele. Z hlediska časové náročnosti je fotogrammetrie výpočetně intenzivní – zpracování stovek fotek může trvat hodiny až dny, ale s moderní optimalizací GPU je to zvládnutelné. V terénu je focení poměrně rychlé, ale stále většinou pomalejší než laserové skenování velké plochy, na níž se musí udělat velké množství fotografií s dostatečným překryvem. Na druhou stranu pro malé úlohy, zhruba o velikosti tradiční kruhové zkusné plochy (<10 arů), může být fotogrammetrie efektivnější než stěhovat TLS [1]. Překryv fotografií je však jen jedním z faktorů, které ovlivňují přesnost 3D rekonstrukce. Ve spojitosti s ním je vhodné uvést, že pro lepší hloubkovou přesnost se doporučuje, aby rozestup mezi sousedícími fotografiemi byl zhruba mezi 60 až 180 % vzdálenosti k objektu [48]. Jinými slovy, při příliš velkém překryvu fotografií hrozí vznik placaté 3D rekonstrukce. Větší počet fotografií z různých míst obecně zvyšuje kvalitu – jednak pokryjí lépe všechny části prostředí, jednak platí, že bod viděný na více snímcích má přesnější výslednou polohu (průměrováním chyb). Ukazuje se, že když je každý bod vidět aspoň na přibližně 8 snímcích, přesnost výrazně stoupá, zatímco bod viděný jen na dvou snímcích je náchylný k chybě [25].

Je nutno také brát v úvahu, že nelze zachytit v modelu detaily podrobnější, než jaké jsou v pixelu zachycené fotografie. Přesnost tak může být v řádu milimetrů, ale také horší, zejména s rostoucí vzdáleností fotoaparátu od objektu a je závislá i na rozlišení fotoaparátu. Tyto parametry lze do značné míry ovlivnit přizpůsobením použitého

zařízení či obcházené trajektorie při samotném fotografování. Lesní prostředí ale skýtá další řadu faktorů, které lze ovlivnit méně, přesto jsou důležité pro úspěšnou fotogrammetrii. Např. opakující se vzory na fotografiích, což mohou být podobné stromy v monokulturním lese, mohou mást algoritmus pro párování bodů, podobně jako změny v osvětlení prostředí a odlesky [25,49]. Vlivem zastínění a silného slunečního svitu mohou být fotografie v některých částech přesvětlené a jinde tmavé, což ztěžuje nalezení shodných bodů. Kvůli absenci specifických gradientů v těchto místech a ve velkém šeru je RGB fotogrammetrie zcela nefunkční. Ideální jsou podmínky s rozptýleným světlem, nebo teoreticky i vyfotografování scény s expoziční bracketingem. Pokud mezi snímky dojde k výrazné změně osvětlení, třeba vlivem oblačnosti, může se model rozdělit na části se vzájemným posunem [50].

Velkým nepřítelem fotogrammetrie je pohyb objektů, nejčastěji způsobený větrem. Ten může znemožnit párování „key points“. Pokud např. vítr pohne větví, její obrazová projekce se mezi fotkami liší a software ji nemusí spárovat správně – může z toho vzniknout zdvojená nebo zvětšená struktura v mračnu, tzv. „artefakt“. Pro minimalizaci těchto chyb se fotí v co nejkratším časovém úseku, případně se v softwaru filtrují body s velkou rekonstrukční chybou [1,25].

Kvalitně provedená pozemní fotogrammetrie dokáže poskytnout velmi detailní bodová mračna – v malém rozsahu srovnatelná i s TLS. Například rekonstrukce stromu z fotografií s vysokým rozlišením může mít vzdálenost mezi body na kmeni i pod 1 cm [26]. Nicméně v praxi v lese často hustotu limituje to, že ne všechny části jsou stejně pokryté – některé plochy, např. vyšší partie kmene, mívají bodů méně [51].

Přesnost fotogrammetrických měření v lese může být překvapivě dobrá: například odhady DBH (průměrů ve výčetní výšce) mívají RMSE kolem 1–3 cm, což je srovnatelné s TLS [26,51,52]. Výšky stromů lze fotogrammetrií odhadnout hůře, protože vrcholky zpravidla nejsou zdola dostatečně viditelné – zde má výhodu TLS či letecká fotogrammetrie. Vědecké výsledky pozemní fotogrammetrie z přístupu využívajícího SfM, aplikovaného na dospělé lesní porosty, nejsou dostupné.

Zmiňovaná vysoká přesnost fotogrammetrie ve srovnání s TLS se zpravidla pojí s relativně vysokou časovou náročností, danou nutností navštívit většinu zájmového území z blízkosti jednotek metrů, neustálou nutností dodržovat podmínky pro správný sběr fotografií, nepočítaje časovou náročnost zpracování fotografií, zejména při vzniku potíží s propojením fotografií [49]. Z tohoto důvodu je potřeba preferenci pozemní fotogrammetrie před laserovým skenováním dobře zvážit při plánování sběru dat.

B) Parametry odvozované z 3D bodových mračen

Jak již bylo uvedeno, tvorba 3D bodových mračen je teprve prvním krokem k získání informací o lesních porostech a jednotlivých stromech. Parametry, které jsou obvykle

určovány nejen pro účely inventarizace lesa, budou v následující kapitole stručně popsány jak metodicky, tak pomocí výsledků dosažených ve vědeckých publikacích. Jelikož se disertační práce zaměřuje zejména na parametry jednotlivých stromů, bude kladen důraz především na ně, a to za využití 3D dat. Některé parametry je možné odvozovat i např. z 2D fotografií, což však není zájmem této práce.

1. Detekce jednotlivých stromů v bodových mračnech

Velmi často samotnému odvození stromových veličin předchází výšková normalizace bodového mračna a také segmentace jednotlivých stromů z bodového mračna. Tyto kroky, především segmentace individuálních stromů, jsou velmi důležité a lze říci, že větší vliv na přesnost odvozených parametrů má kvalita segmentace stromů z bodového mračna, než použitá metoda odvození DBH či výšky [53]. Proto bude v první části kapitoly rozebírána právě detekce stromů a teprve pak určení jejich parametrů. Je potřeba podotknout, že některé metody detekce stromů nebo kmenů poskytují přímo i další parametry, především DBH, tak se rozdíl mezi segmentací kmene a výpočtem jeho parametrů může smývat.

Detekce a segmentace stromů („Individual Tree Detection and Segmentation“, „ITDS“) z pozemních LiDAR dat, je klíčová pro automatizovaný sběr stromových parametrů. Pozemní metody DPZ zachycují les z bočního pohledu a s vysokou hustotou bodů, což umožňuje zachytit detailní strukturu kmenů, větví i podrostu. Poskytují tak kompletnější 3D informace o stromech než letecké metody [54]. Obecně je ale lesní prostředí velmi složité a jeho vlastnosti, jako překryvy sousedních stromů a přítomnost polykormonů, komplikují segmentaci. Moderní přístupy se proto často snaží detekovat kmeny a až následně přiřadit zbývající body ke správnému stromu [9,55]. Níže jsou uvedeny hlavní metody detekce stromů, včetně jejich principů, výhod a nevýhod. Větší pozornost si v této disertační práci metody zaslouží kvůli snaze o jejich porovnání s algoritmem použitým v programu DendRobot [56], který je součástí výsledků této práce.

Metody detekce stromů využívají algoritmy analýzy shluků bodů k rozdělení bodového mračna na skupiny odpovídající jednotlivým stromům. Přitom pracují přímo se strukturou bodového mračna a jsou nezávislé na jiných vstupních datech, jako jsou například předem trénované klasifikační modely.
Samotná analýza pak zpravidla začíná identifikací první části kmene, k níž se následně přičleňují další části kmene a koruna. Kmen bývá snadno identifikovatelný díky své vysoké hustotě bodů, která je na něm výrazně vyšší než hustota bodů na slabých větvích nebo asimilačních orgánech. To je obzvláště výhodné při zkoumání hustých lesních porostů, v nichž postup tímto způsobem dosahuje dobrých výsledků. Výhodná může být také možnost odfiltrování příliš malých shluků, tedy zpravidla šumu, což umožňuje

odstranit shluky představující listí nebo keře, zároveň ale může vést k odstranění potenciálně zajímavého zmlazení či tyčkoviny. Ačkoliv je detekce samotných kmenů tímto způsobem přesná, při snaze o přiřazení koruny ke kmeni dochází často ke splynutí vícera korun nebo naopak rozdělení jedné koruny na vícero [54,57,58]. To lze do jisté míry ošetřit přidáním pravidel, jako že každý strom musí mít jeden kmen, definovaný počátečním bodem („seed point“) nebo že se kmeny nemohou nahoře spojit, pokud dole byly odděleny [54,59].

Pro nalezení kmenů je často používán algoritmus DBSCAN („Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise“), aplikovaný na horizontální výseč z bodového mračna, obvykle přibližně ve výšce 1,3 metrů nad zemí, nebo i v několika výškách nad zemí pro každý strom. Využití výsečí z vícera výšek usnadňuje správnou detekci stromů i v případech u sebe blízko rostoucích stromů nebo při absenci bodů kmene kvůli zakrytí křovinami či jiným tělesem. Po nalezení počátečních shluků kmene následují další kroky, přiřazující okolní body kmene ve vertikálním směru, čímž se zajistí segmentace stromu od paty až ke špičce [55,59,60]. Lze k tomu používat „K-Nearest Neighbours“ (KNN), Region growing i jiné méně běžné postupy, jako např. „metodu nejkratších cest“ vycházející z ekologického vztahu koruny a kmene [61], iterativní hustotní clustering v cylindrických objemech [62], či fuzzy C-means shlukování [63].

Ve spojení s clusteringem některé studie ještě popisují využití počátečních bodů jako východisek pro RANSAC (Random Sample Consensus) fitování válců a přímou detekci kmenů a jejich sklonu, což má oproti využívání 2D reprezentací mračna výhodu při zpracování nakloněných stromů [54]. Tehdy algoritmus náhodně vybírá podmnožiny bodů a hledá parametry válce, nejlépe popisující většinu bodů kmene. Alternativně lze využít fitování dvou kružnic na horní a dolní konec výseče kmene, což také vede k definici válce popisujícího kmen. Výhodou nahrazení skutečného kmene válcem je efektivní odfiltrování šumu a zlepšení identifikace stromů díky získání údajů o naklonění stromu [54,64]. To je situace, v níž metody pracující s 2D zobrazením mračna častěji selhávají. Výhodou je i přímé získání dalších parametrů, kdy z fitnutého válce lze rovnou číst tloušťku či sklon kmene. Citlivost na počáteční nastavení je menší než u klasického clusteringu. Nevýhodná je však výpočetní náročnost iterativního fitování válců na kmeny [54]. Koruny se obvykle přiřazují podle vzdálenosti bodů k ose příslušného válce nebo pomocí biologických pravidel a souvislostí mezi DBH, výškou stromu a velikostí jeho koruny, které definují obvod, v němž se pravděpodobně nachází všechny body stromu, mohou ale vést k přehlédnutí stromů nižšího dřevinného patra.

Velmi podobně funguje postup pracující s CHM („Canopy Height Model“) a delineací korun z něj. Korunové projekce přiřazené k nalezeným kmenům pak slouží jako podklad pro vyjmutí stromu z bodového mračna. Opět ale dochází k přehlédnutí stromů, jejichž koruna není na CHM viditelná [54,59,60,64].

V posledních letech došlo k výraznému pokroku v segmentaci jednotlivých stromů z LiDAR dat za využití neuronových sítí. Klasické metody popsané výše dokážou při pečlivém nastavení parametrů poskytnout dobré výsledky, zejména v méně hustých porostech. Ve složitějších podmínkách je ale vhodné ladění vstupních parametrů, což může klást vyšší časové nároky. Metody využívající hluboké učení naopak nabízejí vyšší robustnost v komplikovaných scénách s překryvy korun, a postupně překonávají limity ručně navržených algoritmů. Také při jejich použití není nutné ručně ladit parametry algoritmů, protože model umělé inteligence tento vstup nevyžaduje a rozeznává objekty na základě trénovacích dat. Modely hlubokého učení umí buď přímo segmentovat celé stromy nebo nacházejí kostru stromů, k níž se později přiřazují i okolní body vegetace na základě vzájemné vzdálenosti, čímž vzniknou kompletní bodová mračna jednotlivých stromů [65–67].

Často používanými neuronovými sítěmi určenými k analýze 3D dat jsou PointNet nebo PointNet++, kdy PointNet++ má schopnost sémantické segmentace, tedy hledání stromů v původním bodovém mračnu porostu [67,68]. Obecně je však používání metod strojového učení náročné na tvorbu vstupních dat a jejich aplikovatelnost může být limitovaná jen na data ze stejného snímače jako trénovací data a na geografickou oblast. Jejich aplikaci komplikuje velká výpočetní a časová náročnost trénování i klasifikace [50].

2. Stromové parametry

V následujícím textu již bude věnována pozornost stromovým parametrům, které nejvíce souvisí s tématem této práce a zároveň poskytují zajímavé informace nejen oboru inventarizace lesa, ale také ochraně lesa proti biotickým či abiotickým vlivům, případně i pro ekologické aplikace.

• Výčetní tloušťka (DBH – Diameter at Breast Height)

Jedná se o základní údaj lesnické inventarizace. Jeho získání předchází výšková normalizace bodového mračna, po níž je možné určit přesnou výšku kteréhokoliv bodu nad terénem. Pro získání DBH se pak z bodového mračna vyjímají výseče kmenů z výšek okolo 1,3 metrů nad zemí a jejich optimální tloušťka je, dle předchozích studií, 7 cm [51,69,70]. Tyto výseče jsou pak zpracovány buď jako 3D objekt nebo převedeny do 2D ignorováním „z“ souřadnice. V obou případech lze provést fitování, ve 3D však hrozí, že výsledný, fitovaný objekt, kružnice, elipsa nebo válec, nebude ani přibližně rovnoběžný s terénem. Jako nejlepší řešení fitování totiž může vyjít např. kružnice svislá k terénu. S použitím 2D výseče zase může dojít k chybě výpočtu u nakloněných stromů, kdy výseč nabývá eliptického tvaru a fitování kružnice nebude přesné. Správné rozhodnutí o použití 2D či 3D přístupu má tedy vliv na výsledky určení DBH za cenu ovlivnění výpočetní doby a složitosti implementace. Větší náročnost se spojuje i s větší

množinou použitých bodů, která ale vede k snížení vlivu mezer nebo výkyvů v datech, např. přítomností větví nebo neúplného naskenování obvodu kmene [53,71]. Běžně používané fitovací metody využívají Least Squares Fitting (metoda nejmenších čtverců), RANSAC, Houghovu transformaci, hledání konvexního obalu (Convex hull), nebo metody založené na sledování gradientu a optimalizaci vzdálenosti bodů od referenčního tělesa [72,73]. Tyto metody se liší svou robustností proti šumu ve výsečích kmene a tím pádem i dosahovanou přesností. Velmi často se využívá RANSAC a Houghova transformace, které jsou odolnější vůči vlivu šumu, ale za cenu vyšší výpočetní náročnosti, která se projevuje zejména při použití ve 3D [65,71]. Nalezení nejlepšího řešení RANSAC může vyžadovat porovnání milionů kombinací, a proto se zpravidla provádí jen omezený počet pokusů z nichž výsledkem je ten s nejmenší chybou.

Metody určení DBH založené na LiDAR i fotogrammetrii dosahují vysoké přesnosti. Například shoda DBH odvozeného z TLS s terénním měřením je $R^2 = 0.9–0.97$ [74,75]. TLS tak umožňuje získat DBH pro každý strom v podrostu rychle i přesně, a dále posloužit k výpočtu kruhové základny, zásoby dřeva a biomasy.

- **Výška stromu**

Výška stromu se stanoví jako vzdálenost nejvyššího bodu daného stromu od terénu, přičemž se předpokládá, že strom nebo jeho vrchol, je již odlišen od ostatních jedinců [75]. Výhodou určení výšky z pozemního LiDAR skenování, nikoliv však z pozemní fotogrammetrie, je objektivní a přesný výsledek, který není zatížen subjektivním odhadem, jako u měření výškoměrem [76]. Teoreticky je dosažitelná přesnost v jednotkách centimetrů, nicméně vlivem zástinu skeneru se může stát, že vrchol stromu nebude zachycen a dojde k podhodnocení výšky [1,77]. Oproti leteckému LiDAR skenování umožňují pozemní přístupy zachycení výšek stromů z nižších pater dřevinné vegetace a tím pádem je pozemní přístup vhodnější i do komplexnějších porostů [78].

Při dostatečném pokrytí vrcholu stromu lze pomocí TLS získat výšku s chybou zpravidla do 1–2 metrů (RMSE ~1.5 m, tj. 92% přesnost oproti referenci) [75,77]. Je nutné však podotknout, že výška je často porovnávána s ručním měřením výškoměrem, což není dostatečně objektivní zdroj referenčních dat k porovnávání výsledků. Přesnost určování výšky z LiDAR tak zřejmě bude vyšší, než jakou nedestruktivní metody porovnání vykazují [28,76].

Ve výsledku MLS a TLS poskytují velmi přesné údaje o výškách stromů, pokud je dobře zachycen vrchol. To je typicky snadné pro nižší a středně vysoké stromy, nebo tam kde je řidší zápoj. U velmi vysokých nebo hustých porostů může být potřeba počítat s doplněním dat o LiDAR sken z dalších stanovisek nebo akceptovat, že výšky mohou být podhodnocené vlivem zastínění skeneru. Navzdory tomu může poskytnout

kompletní výškové údaje pro celé spektrum stromů v lese a to velice přesně a objektivně [75].

• Kmenový profil

Kmenový profil, popisující tvar kmene, ve smyslu souboru průměrů kmene v různých výškách, lze z TLS mračna odvodit metodami jako jsou kvantitativní strukturální modely (QSM) nebo sekvenčním fitováním válců či kruhů do výřezů z kmene, které se principiálně neliší od výpočtu DBH. Výsledkem je morfologická křivka kmene, z níž lze identifikovat odchylky tvaru, např. kořenové náběhy, které je pak možné zahrnout do výpočtu přesného objemu dříví. Taková analýza v oblasti koruny stromu často naráží na problém se zavětvením kmene, kdy větve kmen zakrývají, brání jeho kompletnímu naskenování a také komplikují segmentaci kmene od větví. Každopádně jsou získané údaje důležitým podkladem pro přesný výpočet dřevní zásoby a pro studium mechanické stability stromu. Např. metodou QSM, která postupně nahrazuje celé bodové mračno odpovídajícími válci, lze z LiDAR dat určit průměr kmene v libovolné výšce, stejně jako objem hroubí a nehroubí a tím pak i výtvarnici. Je nutno podotknout, že určení kmenového profilu z LiDAR má velký potenciál pro zpřesnění výpočtů objemů dříví [79,80]. Dosud je velký důraz kladen především na zjištění tloušťky v prsní výšce, to ale nevyužívá celý potenciál 3D dat, který bude v následujícím textu dále rozebrán.

• Objem kmene a větví

Odhadem tvaru kmene, např. pomocí QSM modelu, lze přesně vypočítat nejen objem kmene, ale i větví. QSM rozkládá celý strom na malé válce a rekonstruuje architekturu stromu od kmene až po nejmenší větve, přičemž je schopen kmen i větve vzájemně odlišovat. Sečtením objemů těchto válců, lze přesně vypočítat příslušný objem dřevní hmoty [80,81]. Porovnání objemu zjištěného z 3D dat s objemem z objemových tabulek či destruktivního měření vykazuje dobrou shodu, s chybami v jednotkách procent. QSM modely jsou tím pádem schopné nedestruktivním způsobem poskytnout informace o celkové nadzemní biomase stromu („Above-Ground Biomass“; AGB) [79,81,82]. Možnost přesného určení objemu pomocí LiDAR je považována za příležitost kalibrovat a zpřesňovat tradiční alometrické rovnice, jelikož studie ukázaly, že 3D model kmene a větví z laserového skenování výrazně zlepšuje odhad nadzemní biomasy oproti empirickým rovnicím a odhaluje v nich systematické chyby [81].

• Počet větví a hierarchie větvení

Krom objemu kmene a větví, je ze 3D dat možné automaticky extrahovat také informace o hierarchii větvení (tzv. řády větvení), počty větví, jejich délky, tloušťky nebo i úhly, pod kterými na sebe větve vzájemně nasedají [79]. K tomuto účelu lze

využít již zmíněné QSM, ale také algoritmy pro skeletonizaci, tj. tvorbu kostry stromu [83].

Zmíněné vlastnosti jsou důležité pro porozumění architektuře stromu a jeho růstu. Porovnáním takovýchto dat s ručním destruktivním měřením potvrdilo, že počty a délky větví lze získat s chybou RMSE ~0.6 m pro délku větví a ~3 cm pro tloušťku větví [79]. Uvedené informace jsou nicméně vhodné např. pro modely odolnosti vůči větru, k výpočtům rozložení biomasy v koruně, ekologickým výzkumům a mohou indikovat dokonce i druhové rozdíly [79,84].

• Určení druhu dřeviny

Určení druhu dřeviny ze 3D dat je velmi důležitým, ale obtížným úkolem. Pro použití správných objemových rovnic nebo pro plnohodnotný odhad zásoby porostu je nutné znát i jeho druhové složení porostu. K tomuto účelu lze využít buď parametry architektury jako tvar koruny a způsob větvení [84] nebo spektrální informaci obsaženou ve fotogrammetrických datech [85]. Výzkum prokázal, že pomocí parametrů jako je výška stromu, štíhlostní koeficient (h/d), velikost a objem koruny, úhly nasazení větví, index listové plochy („Leaf Area Index“; LAI) a dalších, je možné rozlišit menší počet druhů s přesností od 77 % do 90 % [84].

Jinou možností, jak klasifikovat dřevinné druhy je za využití algoritmů strojového učení. Ty automaticky klasifikují druhy stromů přímo z mračna bez nutnosti definovat konkrétní analyzované parametry. Rozlišovat lze dva dílčí přístupy, buď klasifikaci přímo na základě 3D dat nebo na základě 2D projekcí bodových mračen. Druhý přístup prakticky vytvoří snímky individuálních stromů ze stran a na základě těchto „fotografií“ probíhá klasifikace [86]. Tímto 2D přístupem byla úspěšně provedena klasifikace 4 druhů s 95.6% úspěšnosti [86].

Alternativně se zpracovává přímo 3D bodové mračno pomocí tzv. „point-based neural networks“, kterou je např. PointNet++. Tyto přístupy jsou zatím méně přesné než 2D projekce, ale rychle se zdokonalují [87,88].
Metody strojového učení umí samy objevit klíčové rysy ve struktuře stromu a využít je ke svému účelu. Nelze však přesně určit na základě čeho se rozhodují a k úspěchu je potřeba velkého množství trénovacích dat.

• Zdravotní stav

Podobně obtížným úkolem je i určování zdravotního stavu stromů, ať už jde o klasifikaci živých a mrtvých stromů nebo hledání poškození kmene. Postupovat lze opět na základě geometrických pravidel, za využití strojového učení [89] a v případě použití fotogrammetrie i ze spektrálních informací.

Relativně jednoduchým úkolem v rámci této problematiky je detekce odumřelých stromů, která může probíhat na základě analýzy intenzitu odrazu LiDAR paprsků nebo na základě průběhu „kmenového profilu“. Intenzita odrazu je vyšší u mrtvých stromů, neboť je nezakrývají asimilační orgány, může chybět borka a světlý kmen lépe odráží laserové paprsky. Na základě geometrie, tedy „kmenového profilu“ zohledňujícího i přítomnost větví, lze zase pozorovat absenci větví v korunách a zmenšení koruny. Jinou možností je odhalování neolistěných stromů v letním období, opět za využití intenzity odrazu laserových paprsků [90–92].

Podrobnější zdravotní stav živých stromů bývá odvozován na základě hustoty listoví v koruně. TLS je schopné detekovat defoliaci porovnáním mračen týchž stromů před a po opadu listí. Z takovýchto dat byl úspěšně zjištěn úbytek listové plochy vlivem napadení hmyzem mezi dvěma sezónami, což se projevovalo i poklesem projekční plochy koruny o desítky procent [92]. Dále lze uvést snahu o detekci poškození kmene jako jsou rány, dutiny, oloupaná kůra či požárem poškozené části z MLS skenování v kombinaci s fotogrammetrií. Zjistit lze počet a délku ran na kmeni, a ve srovnání s terénním průzkumem se ukázalo, že metody jsou z mračna schopny detekovat zejména větší poškození do 10–15 m výšky kmene. Do budoucna tak tato metoda může nahradit vizuální hodnocení zdravotního stavu kmene a umožnit sledování vývoje poškození v čase opakovaným skenováním [93].

- **Další parametry**

Kromě výše popsaných parametrů se z bodových mračen určují i mnohé jiné parametry, které mohou zpřesnit výpočet zásoby dříví, porostních parametrů nebo posloužit při ekologických výzkumech. Mezi ně patří i odvození velikosti koruny a plochy korunové projekce pro odhad konkurence mezi stromy, zástinu půdy, potažmo využití produkční plochy porostu. Pro takový účel se z LiDAR mračna určují projekce korun, např. pomocí konvexního obalu každé koruny stromu [59,94]. Provádět takové analýzy lze jak přímo na 3D bodových mračnech segmentovaných stromů, tak na rasterizované podobě (2D) bodového mračna porostu/ stromu, připomínající pohled z letadla.

Výška nasazení koruny je také zajímavý parametr, který do jisté míry souvisí s popisem kvality dříví, potenciální sortimentací kmene nebo s ochranou lesa proti polomům a požárům. Zjišťuje se z vertikálního profilu bodového mračna stromu, buď podobně jako při detekci mrtvých stojících stromů, nebo např. analýzou bodové hustoty kmene a koruny, která se začne lišit v místě nasazení koruny [59,94]. Studie na TLS datech prokázaly, že výšku nasazení koruny lze takto měřit s přesností kolem RMSE 1 m a koeficientem determinace 0.84 [75].

O něco složitější analýzou může být vypočten objem a povrch koruny, který je používaný pro odhady biomasy a uhlíku v koruně a také koreluje s plochou

asimilačních orgánů. Z TLS mračna lze povrch koruny získat jako povrch jejího 3D konvexního obalu, zatímco objem koruny jako objem 3D konvexního obalu všech bodů koruny [95]. To však může nadhodnotit objem kvůli zahrnutí prázdných prostor uvnitř koruny. Přesnější je tedy metoda konkávních obalů v řezech („concave hull by slices"), kde je objem sumou všech dílčích segmentů, zohledňujících mezery [95]. Zmíněná plocha asimilačního aparátu, z níž se odvozuje i Leaf Area Index (LAI), patří k morfologickým charakteristikám spojeným s fotosyntetickou kapacitou. Získání této informace přímo z TLS je poměrně náročné, ale možné. Vyžaduje to segmentaci bodů listí od dřeva a následné odvození plochy listů. Jednou z cest je využít rozdílů mezi skenem v zimě (bez listí) a v létě [92] nebo využít algoritmů strojového učení vytrénovaných pro tento účel [96]. Hodnoty LAI z LiDAR skenování dobře korelují s tradičními metodami jako je např. hemisférická fotografie [97].

3. Porostní parametry

3D bodová mračna jsou dostatečně detailním podkladem pro získání již zmíněných parametrů jednotlivých stromů, proto je možné z nich odvodit i metriky popisující celé porosty. Ať už na základě výsledků z analýzy jednotlivých stromů nebo z analýzy samotného kompletního bodového mračna lze z pozemních metod DPZ vypočítat běžně používané parametry, s výhodou objektivního a automatického zpracování. Jedním z parametrů lesního porostu, který lze získat, je počet stromů a na něm závislá hustota porostu. Bodové mračno z pozemního skenování lze rozdělit na jednotlivé stromy dříve popsanými algoritmy pro segmentace kmenů [59,60,79]. Tím je odvozen počet stromů i jejich prostorové rozmístění. Z této informace lze pak odhadovat hustotu porostu ve smyslu počtu stromů na hektar či menší plochu, a tuto informaci zohlednit např. při stratifikaci. Pozemní přístupy DPZ dokáží odhalit také stromy v podrostu. Proto je možné odvozovat i míru zmlazení či blíže zkoumat vertikální rozložení, tedy patrovitost porostu [75,98]. Velmi husté porosty však mohou bránit v naskenování všech jedinců, proto je často nutné skenovat z více stanovišť TLS nebo využít MLS k obcházení překážek a detailnímu naskenování všech zákoutí.

Po úspěšné segmentaci individuálních stromů a výpočtu jejich tlouštěk je samozřejmě možné velmi přesně vypočítat také kruhovou základnu a střední tloušťku porostu. Studie ukazují velmi dobrou shodu TLS odhadů kruhové plochy porostu s tradičními inventurami a chybu RMSE asi 1 m^2 na hektar [74]. Není tedy problémem vytvořit frekvenční rozdělení DBH pro celé skenované území. Podobně jako v případě počtu stromů, v hustých porostech mohou mít odhady uvedených parametrů mírně vyšší chybu kvůli absenci tenkých stromků [74]. Nicméně, stále jsou poskytnuty cenné informace pro inventarizaci lesa nebo ekologické výzkumy. Obdobně je možné postupovat i při výpočtu střední či horní výšky porostu, kteréžto parametry mohou být odvozovány na základě znalosti výšek všech stromů v porostu, což je při tradičních

postupech měření lesa z časových důvodů nevýhodné. Díky pozemnímu DPZ je tak možno vytvářet poměrně automatizovaně i přesné výškové křivky porostu na základě měření výšek s chybou okolo jednoho metru oproti tradičnímu postupu, což přináší nové příležitosti do oboru modelování růstu lesa [74,75,77].

Zajímavým parametrem, který lze vypočítat z bodového mračna, popřípadě z jeho 2D projekce, je pokrytí plochy porostu korunovým zápojem, tj. projekcemi korun stromů. Z MLS a TLS lze tento parametr odhadnout buď agregací projekčních ploch jednotlivých korun, pokud stromy byly segmentovány, nebo nepřímo, analýzou TLS bodů mířených vzhůru. Druhý způsob porovnává to, kolik paprsků prošlo korunovým zápojem vs. kolik se jich odrazilo od listí [99]. Obě metody dávají podobný výsledek – např. horizontální pokryv projekcemi korun, se s rozdíly v jednotkách procent, shodoval s tradičními odhady využívajícími fotoaparáty s objektivem typu „rybí oko“. Zápoj určený z TLS je přitom detailnější, lze ho určit pro libovolnou část porostu a identifikovat i malé mezery [75,94,99].

Jak je z výše popsaných skutečností patrné, potenciál 3D dat pozemního skenování je velký a je předmětem výzkumu nesčetných prací. Použití dílčích algoritmů, popisovaných v těchto pracích je ale často obtížné, zejména pro zájemce bez zkušeností s programováním nebo bez dostatečně výkonného počítače. Tyto aspekty, po boku vysoké pořizovací ceny laserových skenerů, jsou zřejmě hlavními příčinami toho, proč metody DPZ pronikají do praktického využívání v lesnictví pozvolna a jsou spíše předmětem lesnického výzkumu [9].

C) Existující softwarové nástroje

Ve snaze zpřístupnit analýzu 3D bodových mračen širší veřejnosti vznikají různá softwarová řešení, která mají nabídnout přívětivé rozhraní, skýtající možnost automatických analýz dat. Některé z těchto programů, zejména open-source, proto budou představeny v následující části této práce.

1. Samostatný software

• 3DFIn (3D Forest Inventory)

3DFIn je v současnosti pravděpodobně nejlépe dostupným softwarem pro inventarizaci lesa. Je dostupný jako samostatný software nebo jako plugin do programu CloudCompare. 3DFIn slouží k automatické detekci kmenů, jejich poloh, výšek a tlouštěk. Algoritmus programu lze nastavit změnou různých volitelných parametrů, je však vytvořen tak, aby to pro základní analýzu nebylo nutné. Zpracovat lze jakékoliv bodové mračno z pozemního laserového skenování nebo fotogrammetrie, a to s uváděnou chybou určení tloušťky pod 2 cm a takřka 100% úspěšností detekce stromů [9].

Průběh detekce stromů je založený na vyjmutí výseče z bodového mračna, a to v předem nastavené výšce, např. 0.5 až 4.5 metrů nad zemí. Pro tuto výseč je spočítána geometrická vlastnost „Verticality“ [100] o rozpětí 0 až 1. S její pomocí je možné snadno identifikovat svislé (~1) nebo vodorovné objekty (~0). Po odfiltrování nevertikálních struktur je provedeno dočištění, které pomocí clusterovacího algoritmu DBSCAN nachází jednotlivé souvislé objekty a pokud jsou příliš malé, odstraňuje je. Zároveň jsou takto od sebe odlišeny i jednotlivé kmeny.
Výpočtem průběhu osy kmenů a jejím protažením je pak provedeno přiřazení zbývajících bodů bodového mračna k jednotlivým stromům. Aby se předešlo propojováním korun vícera stromů, provádí se voxelizace a odstranění příliš řídkých voxelů okolo kmene. Není však cílem přesně segmentovat celý strom. V dalším kroku je vypočtena výška stromu, což je prostá výška nejvyššího bodu stromu nad terénem. Pomocí 3DFIn lze vypočítat tloušťky stromů v libovolné výšce, avšak program neřeší problémy vzniklé přítomností koruny, pročež výsledek obsahuje přesné údaje o kmeni jen do výšky nasazení koruny [9].
Výsledky analýzy jsou na závěr exportovány jako .csv nebo .xlsx soubor a jsou tak snadno dostupné a čitelné.

- **3D Forest**

Zajímavým nástrojem pro analýzu bodových mračen je 3D Forest, dostupný jako samostatný počítačový program s přehledným uživatelským prostředím. Program je schopen automatické segmentace stromů, výpočtu jejich základních, ale i pokročilých metrik a podporuje i jiné specifické analýzy lesního prostředí.
Kromě DBH a výšky stromů je možné pomocí programu analyzovat koruny, tj. objem, povrch či projekce koruny a také jejich vzájemné prolínání v podmínkách hustších porostů. Velmi zajímavá je možnost tvorby QSM modelů a s nimi související sortimentace výřezů kmene [59].
Princip detekce jednotlivých stromů je založen na postupném skládání výřezů stromu. Na základě blízkosti k předchozímu, nižšímu výřezu a také pomocí úhlu mezi jejich centroidy se postupně skládá celý strom a dochází k efektivní segmentaci. Výpočet DBH je v programu možný dvěma způsoby fitování kružnice. Pomocí Houghovy transformace nebo metodou nejmenších čtverců, využívající 10cm výseč kmene v prsní výšce, případně i v dalších výškách, má-li býti rekonstruovaná morfologická křivka kmene [59].
Program nabízí nástroje pro pokročilou analýzu dat, není však zamýšlen jako zcela automatizovaný algoritmus, provádějící všechny dostupné analýzy najednou. Nutné je také uvést skutečnost, že je program poměrně nestabilní a dochází k jeho častým selháním.

• Computree

Computree je samostatný počítačový program s grafickým rozhraním, použitelný jako modulární rozhraní pro vlastní analýzy. Filozofie stojící za jeho vznikem si zakládá na možnosti zpracovávat data lesního prostředí v jednom programu, v jednom řetězci, podporujícím bodová mračna, 3D objekty a vektorové i rastrové GIS vrstvy. Uživatel si tak vytváří z dostupných funkcí a pluginů vlastní workflow, automaticky provádějící určitou analýzu jeho dat, umožňující například i tvorbu QSM, výpočty DBH, výšky, segmentaci korun stromů, výpočet porostních charakteristik aj. [101,102]

• CloudCompare

Jak již bylo uvedeno, CloudCompare v sobě zahrnuje program 3DFIn, ale také jiné pluginy, použitelné pro lesnictví, zejména „treeseg“ [60], určený pro automatickou segmentaci stromů z bodového mračna. Nicméně, jako soubor mnoha nástrojů pro analýzu bodových mračen, 3D objektů a vektorových GIS vrstev, je CloudCompare vhodný pro široké spektrum aplikací. Jeho potenciál je založen na možnostech výpočtů geometrických vlastností objektů, rasterizaci, ba dokonce automatické klasifikaci objektů ve 3D prostoru. Ačkoliv není tento program specializovaný na lesnictví, stále se jedná o nástroj, s jehož pomocí lze provádět manuální či automatizované analýzy dat. Důležitou součástí programu je „Command line mode“, který umožňuje naprogramování složitých analýz a jejich automatické provedení. Jelikož je pro tento přístup k dispozici většina funkcí programu CloudCompare, dokáže takovouto analýzu provést i uživatel s malými znalostmi z programování.

Kromě uvedených open-source programů existují ještě komerční řešení, např. – „AID-Forest“ [103] a „LiDAR360“ [104] , která rovněž poskytují běžné parametry lesa pro lesní inventarizaci. Zahrnují v sobě metody detekce stromů pomocí modelů strojového učení a již dříve popsané metody odvození tlouštěk a výšek stromů. Nicméně vlivem svého zpoplatnění nejsou tyto programy běžnými nástroji používanými ve vědeckých pracích. Avšak je důležité poznamenat, že existují a vykazují dobré výsledky s 97% úspěšnosti detekce kmenů a chybou určení DBH RMSE = 5.2 %, objemu RMSE = 14.3 % a výškou RMSE = 11.5 % [103].

2. Programovací knihovny

Vedle samostatných programů existuje také celá řada knihoven pro programovací jazyky Python, R, MATLAB a další. Jelikož je jejich počet velký, jsou pro přehlednost uvedeny pouze v tabulce 3, spolu s parametry, které dokážou odvodit. Cílem této reprezentace mnoha dostupných softwarových řešení je odhalení toho, jaké základní stromové parametry nejsou dostatečně zkoumány. Z uvedených 20 programů je jeden, který se nezabývá zpracováním 3D dat („allometric“), nicméně může být zajímavým prostředkem k odvození některých parametrů stromů po dosazení DBH,

výšky a druhu dřeviny [105]. Dále jsou uvedeny 2 programy, které sice zpracovávají 3D data, jejich účel však není určení dendrometrických veličin. Program Crossing3Dforest je určen pro ekologický výzkum a zabývá se prostorem, který je nevyužitý stromy, tedy mezerami v porostu [106]. Druhý software se zase zabývá detekcí poškození stojících stromů, k čemuž využívá metody strojového učení [89]. Ze zbývajících 17 programů se jich jen malé množství věnuje detailním analýzám stromů, což je doména hlavně softwarů zaměřených na tvorbu QSM. Žádný program nicméně nerozpoznává druhy dřevin. Bližší statistika ke sledovaným parametrům stromů je rozepsána v tabulce 2.

Tyto skutečnosti tedy navádí k tomu, že je především potřeba se zaměřit na rozpoznávání druhů dřevin v bodových mračnech, případně také na stanovení objemu větví nebo celkové biomasy. Algoritmy strojového učení rozpoznávající druhy stromů již existují, neexistují ale programy, které by je obsahovaly, což nabízí příležitost k vytvoření takového nástroje a oslovení velké komunity zájemců.

***Tabulka 2** – Počty počítačových programů, které dokážou odvozovat uvedené parametry.*

	Určení DBH	**Určení kmenového profilu**	**Určení výšky stromu**	**Objem kmene**	**Objem větví**	**Výška nasazení koruny**
ANO	17	9	15	10	4	2
NE	3	8	5	9	14	17
ČÁSTEČNĚ	0	3	0	1	2	1
	Korunová projekce	**QSM model**	**Druhová klasifikace**	**Segmentace větví**	**Výpočet biomasy**	**Využití AI**
ANO	6	5	0	7	1	4
NE	13	14	20	11	18	16
ČÁSTEČNĚ	1	1	0	2	1	0

Z uvedeného tedy vyplývá, že prostor pro inovace je velký a budoucí témata výzkumu by se měla zabývat složitějšími úkoly, než je samotné odvození tloušťky a výšky stromu. Ve snaze o rozvinutí této problematiky byly proto řešeny čtyři autorské vědecké studie, jejichž průběhu se bude věnovat následující část této disertační práce.

Tabulka 3 *– Přehled některých dostupných algoritmů, určených k inventarizaci lesa. „Využití AI“ hovoří o použití strojového učení. Symbol „€“ značí placený software.*

Nástroj	Zdroj	Platforma	Určení DBH	Určení kmenového profilu	Určení výšky stromu	Objem kmene	Objem větví	Výška nasazení koruny	Korunová projekce	QSM model	Druhová klasifikace	Segmentace větví	Výpočet biomasy	Využití AI
AdQSM	[128]	Samostatný	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**NE**	**NE**	**ANO**	**NE**	**ANO**	**NE** (nepřímo z objemu modelu)	**NE**
allometric	[105]	R	**NE**	**ANO** (alometr.)	**NE**	**ANO** (alometr.)	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO** (alometricky)	**NE**
Crossing3Dforest	[106]	R	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**
FORTLS	[55]	R	**ANO**	**NE**	**ANO**	**ANO** (empirickými vztahy)	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**
ITSMe	[129]	R	**ANO**	**NE**	**ANO**	**ČÁSTEČNĚ** (analýzou importované ho QSM)	**ČÁSTEČNĚ** (analýzou importované ho QSM)	**NE**	**ANO**	**NE** (čte výstupy z TreeQSM)	**NE**	**ČÁSTEČNĚ** (analýzou importované ho QSM)	**NE**	**NE**
rTLS	[130]	R	**ANO**	**NE**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**
rTLSDeep	[89]	R	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO**
TreeLS	[131]	R	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO** (odstraňuje větve)	**NE**	**NE**
ForestTaxator	[132]	C#	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO**	**NE**	**ANO** (odstraňuje větve)	**NE**	**NE**
Point Cloud Tools	[133]	Matlab	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**NE**	**ANO**	**ANO**	**NE**	**NE**	**ANO**	**NE**	**NE**
TreeQSM	[80]	Matlab	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ČÁSTEČNĚ** (Lze odvodit z QSM)	**ČÁSTEČNĚ** (Lze odvodit z QSM)	**ANO**	**NE**	**ANO**	**NE** (nepřímo z objemu modelu)	**NE**
FSCT	[67]	Python	**ANO**	**ČÁSTEČNĚ**	**ANO**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO** (body do 4 tříd)
TLS2trees	[134]	Python	**ANO**	**ANO** (integruje TreeQSM)	**ANO**	**ANO** (integruje TreeQSM)	**ANO** (integruje TreeQSM)	**NE**	**NE**	**ANO** (integruje TreeQSM)	**NE**	**ANO** (integruje TreeQSM)	**NE**	**ANO** (integruje FSCT)
TreeTool	[135]	Python	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**
3DFIN	[9]	Samostatný	**ANO**	**ČÁSTEČNĚ** (pod začátek koruny)	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**
3D Forest	[59]	Samostatný	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**NE**	**ANO**	**NE**	**NE**
Computree	[102]	Samostatný	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ANO**	**ČÁSTEČNĚ** (probíhá implementace)	**NE**	**ANO**	**ČÁSTEČNĚ** (probíhá implementace)	**NE**	**ČÁSTEČNĚ** (probíhá implementace)	**NE**	**NE**
dendrocloud	[70]	Samostatný (web nedostupný)	**ANO**	**ČÁSTEČNĚ** (výseče z více výšek)	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**
AID-FOREST	[103]	Samostatný €	**ANO**	**NE**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO** (nalezení stromů)
LiDAR360	*[104]*	Samostatný €	**ANO**	**NE**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**ANO**	**NE**	**NE**	**NE**	**ČÁSTEČNĚ** (alometricky)	**NE**

3.Řešení cílů disertační práce

Během zpracování cílů disertační práce byly provedeny čtyři rozsáhlejší studie, které měly přispět k jejich splnění. Jelikož každá z těchto čtyř prací využívá jiná zařízení, jiný software a jejich cíl není vždy tentýž, budou následující části textu jmenovitě rozebírat využité prostředky. V rámci popisů bude uveden účel, resp. studie, ke které byl vybraný přístroj nebo software využit. Dále budou blíže rozvedeny použité pracovní postupy a s nimi spojené detaily. Jednotlivé prostředky budou více zařazeny do kontextu práce až v sekci s výsledky výzkumu.

A) Sběr dat

Sběr dat probíhal na různých lokalitách České republiky a Finské republiky, jak je detailněji popsáno v jednotlivých přiložených publikacích. Data z Finska byla pořízena ve spolupráci se společností Oy Arbonaut Ltd a finským lesnickým centrem (Metsäkeskus) v průběhu studentské stáže. Sestávají jednak z dat pravidelné inventarizace lesa ve formě vektorových GIS vrstev, jednak z bodových mračen, pořízených skenerem FARO Orbis. Zmíněná bodová mračna byla pořízena autorem této disertační práce. Pořízená data však nejsou veřejně přístupná, neboť byla poskytnuta pro interní potřeby obou společností, v rámci jejich spolupráce. Tato data sloužila k vývoji a testování autorského programu DendRobot, popsaného v rámci této práce.

Další sadou dat, vzniklou ve spolupráci se společností Lázeňské lesy a parky Karlovy Vary (LLKPV), jsou tomografická, fotogrammetrická a LiDAR data z území ve správě této společnosti. Jedná se o data popisující stav oddenků stojících stromů v městských parcích Karlových Varů a města Mašťov. Pořízena byla pomocí akustického tomografu Arbor Sonic 3D společnosti Fakopp, zapůjčeného správou LLKPV. Zbylé podklady vznikly za využití laserového senzoru a RGB kamery telefonu iPhone 12 Pro. Fotografie zachycují zkoumané stromy před a po provedení tomografie. Místa vpichů senzorů byla totiž během tomografie označena křídou, což pomohlo k výpočtu přesné vzájemné vzdálenosti senzorů z fotogrammetrických dat a ke zpřesnění výsledků tomografie. Primární účel fotogrammetrie v této studii byl pro tvorbu 3D modelů a jejich využití k detekci hniloby kmene.

Novější verze telefonu, konkrétně iPhone 14 Pro, byla využívána pro sběr fotografií malých stromků v zahradách České zemědělské univerzity v Praze. Fotografie byly určeny pro fotogrammetrickou rekonstrukci architektury stromů, později porovnávanou s modely z magnetického digitizéru Polhemus Fastrak.

Poslední sada dat byla pořízena v lesích při okraji městské části Praha – Suchdol. Sestávají z laserových skenů TLS a MLS. Pro jejich sběr byla využita zařízení Trimble TX8 (TLS), GeoSLAM ZEB Horizon (MLS), mapry LA03 a iPhone 14 Pro. Data vznikla za účelem porovnání kvalit skenerů předních značek a jejich levnějších alternativ. Pro stejné území byla vytvořena také fotogrammetrická rekonstrukce, která ale nebyla v dosavadních pracích nikterak zkoumána.

1. Statické laserové skenování

TLS data byla pořizována zařízením Trimble TX8 (Obrázek 4), umisťovaného na trojnožku. Krom své vysoké přesnosti a velkého potenciálu dat, disponuje toto zařízení také vysokou hmotností, což jeho atraktivnost pro využití v nepřístupných oblastech snižuje. Celková hmotnost skeneru (11.8 kg), podstavce (680 g), baterií (4×660 g), přepravního boxu (10.6 kg), trojnožky (cca 5 kg) a dalšího drobného příslušenství, činí přibližně 31 kg.

***Obrázek 4** – TLS Trimble TX8.[18]*

Trimble TX8 disponuje jak laserovým skenerem o pracovní délce infračerveného světla 1500 nm, tak RGB kamerou, schopnou poskytnout barevnou informaci pro obarvení bodového mračna.

Jak již bylo uvedeno dříve, skener zachycuje téměř celé své okolí a umožňuje skenovat rychlostí až 1 000 000 pulsů/s do maximální vzdálenosti 320 metrů. V běžném režimu skenuje do okolí asi 120 m, lze jej ale nastavit pro skenování do vzdálenosti 320 m za cenu nižší hustoty výsledného bodového mračna. Tehdy ale průměr jeho paprsku roste až na 7.5 cm, čímž se snižuje detailnost takto zachycených, vzdálených míst. V závislosti na požadovaných detailech lze zvolit ze čtyř režimů skenování s různým rozlišením a dosahem paprsků. Od vybraného režimu se pak odvíjí i čas skenování, kdy jeden sken trvá od dvou do dvaceti minut [18].

Zařízení je ovládáno přes dotykový displej a data se ukládají na USB flash disk. Před zpracováním je však nutno data převést do formátu bodového mračna v programu Trimble Real Works [12]. Ten umožňuje mimo jiné také spojování skenů z vícera stanovisek, což je často používaný postup při skenování s TLS. Takovéto propojení program dělá buďto na základě podobnosti bodových mračen nebo za využití referenčních objektů.

Jako referenční objekt se používají bílé koule s vysokou světelnou odrazivostí. Ty je nutno před skenováním rozmístit do prostoru a po celou dobu sběru dat s nimi nepohybovat. Z tohoto důvodu je jejich rozmístění a rozmístění stanovisek skenování potřeba rozmyslet před zahájením sběru dat. Přitom se musí dbát na viditelnost co největšího počtu koulí ze stanoviska skeneru.

Referenční koule lze využít jako vlícovací body pro georeferencování bodového mračna. Program Trimble Real Works je schopen koule detekovat a po uvedení jejich zeměpisných souřadnic bude bodové mračno umístěno do souřadnicového systému. Pro další analýzu to ale nebývá nezbytné, protože měřítko bodového mračna se tímto krokem nemění.
Během sběru dat pro účely této disertační práce byl skener Trimble TX8 používán při porovnávání výkonu low-cost LiDAR skenerů se skenery předních výrobců. V této studii byl využit ke skenování zhruba 0.4ha plochy, k čemuž byl postaven postupně na 13 stanovisek. Z nich proběhlo skenování v běžném režimu (dosah paprsků 120 m) a zvolena byla střední úroveň kvality záznamu. Zároveň bylo použito 12 referenčních koulí, rozmístěných po porostu tak, aby každá z nich byla zachycena na více než jednom skenu. K referenčním koulím byly přesně zaměřeny geografické souřadnice, pročež tímto způsobem vzniklo detailní a georeferencované bodové mračno celého porostu.

2. Mobilní laserové skenování

Tato sekce obsahuje informace o mobilních skenerech, používajících SLAM algoritmus pro orientaci v terénu a je tedy možné s nimi volně procházet skenované území, což spolu s jejich nízkou hmotností, přibližně okolo tří kilogramů, nabízí intuitivní a pohodlný způsob sběru dat. Obecnou zásadou při používání těchto zařízení je snaha o minimalizaci rychlých změn směru a prudkých pohybů, čehož lze dosáhnout normální rychlostí chůze a opatrným, pozvolným otáčením. Území o velikosti 0.5 ha takto lze naskenovat během nižších desítek minut.
Porovnání výkonu všech zde popsaných skenerů je popsáno v další části této práce, v kapitole „Využití low-cost skenerů“.

• GeoSLAM ZEB Horizon

Tento skener je velmi podobný přístroji FARO Orbis. GeoSLAM ZEB Horizon (ZEB) je ale starší, a tak i jeho specifikace jsou o něco horší než u FARO Orbis. Jinak jsou rozdíly poměrně malé (viz Obrázek 5).
Dosah skenování je maximálně do 100 metrů, prakticky ale asi do 50 metrů, s rychlostí skenování 300 000 pulsů za sekundu [36]. Skener podporuje pouze jeden návrat paprsku, což způsobuje neúplnost skenu v korunách stromů. Na rozdíl od FARO Orbis neposkytuje, kvůli absenci kamery, údaje o RGB barvách, takže výsledné bodové mračno je vždy bezbarvé.
Přístroj sestává ze samotného skeneru a z dataloggeru s baterií. Propojení mezi těmito dvěma hlavními částmi je prováděno vhodným kabelem. V některých případech se stává, že přístroj během sběru dat ukončí skenování. Příčinou tohoto problému byl v případě disertační práce poškozený propojovací kabel.
Ovládání skeneru probíhá prakticky pomocí dvou tlačítek. Jedno slouží pro zapnutí dataloggeru a tím i zdroje elektřiny, druhé ke spuštění a ukončení sběru dat. Celý

proces je tedy jednoduchý a nenabízí příliš možností. Nicméně umožňuje vytvářet referenční body, vhodné pro georeferencování. Ty jsou rozpoznány tak, že operátor zastaví nad požadovaným místem na dobu přibližně 10 sekund.
Sesbíraná data jsou ukládána do dataloggeru. Jejich stažení je možné po zasunutí USB flash disku do příslušné zdířky. Zde je nezbytné dbát instrukcí k přístroji, neboť neopatrnou manipulací může dojít ke ztrátě dat. Na jejich stažení je totiž pouze jeden pokus.
Aby mohly být stažené souboru ve formátu „.geoslam“ převedeny na bodová mračna, je nezbytné použít proprietární program „GeoSLAM Hub“ nebo „GeoSLAM Connect“. Ten umožňuje převedení surových dat do bodového mračna, export trajektorie skenování, georeferencování pomocí pořízených referenčních bodů aj. [36,107]
Toto zařízení bylo použito ve stejné studii jako TLS Trimble TX8 a později popisovaný skener mapry LA03. Při skenování území bylo postupováno tak, aby skener po celou dobu obcházení 0.4ha plochy mířil zhruba na její střed. Jelikož byly po ploše rozmístěny referenční koule, byly polohy některých z nich ve skenu zaznamenávány výše uvedeným způsobem, pročež bylo možné bodové mračno georeferencovat a přesně porovnat s dalšími skeny.

***Obrázek 5** – Vlevo GeoSLAM ZEB Horizon; vpravo FARO Orbis.[35,107]*

- **FARO Orbis**

Novější verzí skeneru ZEB je FARO Orbis. Zásadní rozdíly mezi nimi spočívají v tom, že FARO Orbis lze ovládat i přes mobilní aplikaci s ukázkou postupu skenování v reálném čase. Další rozdíl je v kvalitě LiDAR senzoru. Ten má podobný maximální dosah a poskytuje 640 000 bodů za sekundu, s menším průměrem paprsků, což vede k úspěšnějšímu skenování korunového prostoru.
Další významnou změnou je přítomnost RGB kamery, která může poskytovat informace o barvách prostředí. Jejich kvalita ale není v lesním prostředí příliš dobrá a často ani nedojde ke konzistentnímu obarvení mračna po zpracování v programu FARO Connect.

Kromě skenování za pohybu, umožňuje FARO Orbis vytvoření tzv. „Flash Scan“, který probíhá z jednoho místa, podobně jako skenování TLS. Výhodou této možnosti je zmenšení chyby určení polohy bodů, tedy přesnější bodové mračno s menším šumem a bez rizika chyb, vzniklých prací SLAM algoritmu.
Celkově je práce s tímto skenerem přehlednější, než se skenerem ZEB. V mnohém je ale velmi podobná, a to platí i o rozhraní programu FARO Connect. Stahování dat z dataloggeru lze provádět právě přes něj, v některých případech však selhává a následně se musí použít stejný postup jako u ZEB, tj. stahování dat přes USB flash disk.
Vlastnosti skeneru zajišťují poměrně kvalitní naskenování vertikální struktury porostu, což bylo ověřeno v podmínkách boreálního lesa. Kvalita skenu pravděpodobně bude nižší v podmínkách listnatých lesů [35,38].
Skener FARO Orbis byl používán pro sběr dat ve Finsku. Tato data byla využita při testování počítačové aplikace pro inventarizaci lesa „DendRobot“. Skenování probíhalo na polygonálních zkusných plochách s nejednotnou velikostí, pročež nebylo možné používat jednotnou trajektorii napříč jimi všemi. Obecným vzorem, použitým v rámci sběru dat, však byla tvorba dvou soustředných kruhovitých tras, z nichž první vedla po obvodu plochy a druhá uvnitř plochy, asi v polovině vzdálenosti od jejího středu k okraji. Skener po celou dobu sběru dat mířil na střed plochy.
Během tohoto procesu byly zachycovány polohy referenčních kolíků se známými geografickými souřadnicemi. To je díky propojení skeneru s mobilním telefonem snadné a přehledné. Díky georeferencování bodového mračna tak mohly být snadno porovnány výsledky analýzy 3D dat s ručně prováděnou inventarizací, a to na úrovni jednotlivých stromů.

• mapry LA03

Tento skener je jedním ze dvou low-cost LiDAR skenerů, produkovaných japonskou společností „mapry“ (viz Obrázek 6). Jeho cena se pohybuje okolo 45 000,- Kč, což ho činí asi 10krát levnějším, než je výše uvedený FARO Orbis.
Skener je původně určený pro nesení na zádech, přičemž zachycení celého okolí zajišťuje 360° laserový skener Livox Mid-360. Spolehlivý dosah jeho paprsků je 40 m a skenování probíhá rychlostí 200 000 bodů za sekundu [108]. Zachycován je pouze první odraz, což se projevuje na nedostatečné rekonstrukci výškové struktury porostu, jako v případě ZEB. Dále je skener vybaven RGB kamerou, určenou pro zachycení videa.
Ovládání skeneru zprostředkovává aplikace „mapry“, určená pro zařízení Android. Podporovaná jsou však jen některá zařízení, neboť je vyžadována operační paměť zařízení 6 GB. Pro zpřístupnění funkcí spjatých se skenerem, je potřeba kontaktovat výrobce. Do té doby nelze skener ovládat. Zpřístupněné funkce pak nabízejí nastavení hustoty bodového mračna do tří úrovní a nastavení videozáznamu. Pomocí aplikace je spouštěn a zastavován sken, což při testování skeneru v rámci později popsaného

článku nefungovalo správně. Po spuštění skenování aplikace přestala reagovat a skenování poté probíhalo bez ovládací aplikace až do chvíle, kdy byl skener vypnut. Tato metoda nicméně nefungovala při použití druhého skeneru mapry LA01 (viz Obrázek 6), který byl proto zcela vyřazen z porovnání. Bohužel, odezva uživatelské podpory k této záležitosti byla nedostatečná.
Pořízená data jsou během skenování ukládána přímo na USB disk ve formátu „.pcd“, což je na rozdíl od ZEB a FARO Orbis praktické. Nicméně se to pravděpodobně pojí i s kvalitami SLAM algoritmu, který je u ZEB a FARO lépe vyladěný a nezpůsobuje výrazné chyby v pospojování mračna jako u mapry LA03.
Skener LA03 dále neošetřuje body, zachycené blízko skeneru, což vede k tvorbě artefaktů ve skenu, především k zachycení částí těla operátora, které pak při analýze bodového mračna mohou působit potíže a lze je jen obtížně odstranit.
MLS LA03 byl využit v porovnání se skenry Trimble TX8, GeoSLAM ZEB Horizon a iPhone 14 Pro. Byl dodržován stejný postup skenování jako se zařízením ZEB Horizon, ale referenční body nemohly být zachyceny, neboť to skener LA03 neumožňoval. Georeferencování tak proběhlo fitováním bodového mračna k jinému georeferncovanému 3D skenu. Skener LA03 je myšlen jako batohový systém. Pro uvedenou studii byl ale nesen před tělem, obdobně jako ostatní použité MLS skenery.

Obrázek 6 *– Vlevo skener mapry LA03; vpravo skener mapry LA01.*

• iPhone 12 Pro

Poslední studovaný LiDAR senzore je součástí některých mobilních telefonů iPhone. Stejně jako u všech předchozích systémů, i v tomto případě se jedná o ToF senzor, zde ale propojený s RBG-D kamerou. Primárně je tento systém určen k určování hloubky scény, pro lepší zaostření objektu na fotografii a vytvoření syntetického bokeh efektu. Za využití ARKit knihovny pro iPhone lze však tento senzor využít i ke skenování okolí, což umožňuje např. aplikace „3d Scanner App“ [109], mimo jiné použitá i v jiných studiích o skenování lesního prostředí [110]. Export dat z aplikace je snadný a lze provést do všech běžně používaných formátů bodových mračen, která obsahují i barevnou informaci, získanou skrz RGB-D fotoaparát.

Skener na telefonech iPhone je sice kapesním řešením, s tím se ale pojí i jeho malý, 5m, dosah a SLAM algoritmus, nevyladěný pro skenování většího území. Ten často ztrácí orientaci a způsobuje chyby v napojení objektů i během velmi krátkých skenovacích časů. Výhodou ale je, že výsledek skenování je viditelný v reálném čase, a tak lze skenování okamžitě přerušit a začít znovu.
Ačkoliv iPhone představuje zajímavou možnost, svou efektivitou nepředčí klasické měření průměrkou. Jednak je dosah skeneru velmi krátký a vyžaduje, aby operátor došel až na dosah stromu, a jednak nedokáže poskytnout spolehlivé informace o polohách stromů, které jsou často důležité.
Tato low-cost alternativa byla využita ve stejné studii jako předchozí popsaný skener LA03. Telefon využívající aplikaci "3D Scanner App" byl nesen na selfie tyči s jednoosým stabilizátorem a po celou dobu skenování mířil ke středu plochy. Jelikož není možné zachytit polohu referenčních bodů přímo během skenování, georeferencování proběhlo ručním posunutím bodového mračna k jinému, georeferencovanému mračnu, porovnáním stejných objektů v obou bodových mračnech.

3. Pozemní fotogrammetrie

Pro sběr fotografií za účelem rekonstrukce oddenků kmenů, architektury malých stromků a rekonstrukci lesních porostů, byly využívány fotoaparáty mobilních telefonů iPhone 12 Pro a iPhone 14 Pro. Ty umožňují sběr fotografií v rozlišení 12 nebo 48 Mpx a využití tří druhů objektivů – širokoúhlého, ultra-širokoúhlého nebo teleobjektivu. Vysoké, 48Mpx rozlišení nebylo v rámci této práce používáno, neboť je už poměrně vysoké a pro nutnost umělého zesilování zachyceného světelného signálu může vést k vyššímu šumu v pořízených fotografiích. Zároveň se pojí s nutností ukládat fotografii do RAW formátu, který obsahuje velké množství informací a zabírá výrazně více místa v úložišti telefonu. Krom toho bylo při provádění studii hniloby stojících kmenů zjištěno, že pořizování velkého množství takto objemných dat v krátkém času zahlcuje procesor telefonu, který pak nestíhá pořizovat, zpracovávat a ukládat fotografie včas. Tento problém nastává i u 12Mpx fotografií, ale v menší míře.
Pořizování fotografií probíhalo za využití sekvenčního snímání, automaticky pořizujícího fotografii v předem stanoveném intervalu, tj. 0.5 sekundy nebo 1 sekunda. K tomuto účelu byla využívána aplikace „Lens Buddy" [111]. Ta nabízí také možnost zamčení zoomu, aby se předešlo nechtěnému použití digitálního zoomu, snižujícího kvalitu fotografie. Důležitá je i možnost automatického ztmavení displeje v průběhu pořizování sekvence, protože telefon má tendenci se při této činnosti přehřívat a spotřebovávat rychle baterii, což lze ztmavením displeje zmírnit. Zároveň současné dobíjení telefonu, během fotografování nebo LiDAR skenování, také vede k ohřívání telefonu, což může vést ke spuštění jeho automatických ochranných mechanismů.

Aby mohlo fotografování probíhat ergonomicky, byla používána selfie tyč s jednoosým stabilizátorem, která jednak umožňuje snazší manipulaci s telefonem, ale také dosažení na hůře dostupná místa vysoko nad zemí, nebo hlouběji v koruně menšího stromu.
Správa pořízených dat u telefonů iPhone je relativně složitá, neboť zařízení s konektorem Lightning nepodporují „On The Go“ čtení USB flash disku. K tomu je nutno použít speciální adaptér, připojený na externí zdroj napájení. Zálohování dat a uvolnění paměti v terénních podmínkách tak může být složité a pomalé. Přenos dat z telefonu přímo do počítače se systémem Windows se neobejde bez programu iTunes nebo cloudových služeb.
Další zpracování fotografií probíhalo v programu Agisfot Metashape. Při zpracování fotografií v rámci této disertační práce se potvrdilo, že využití sekvenčního snímkování zajišťuje dostatečný překryv fotografií a rekonstrukce scén je poměrně spolehlivá.
V rámci studií o rekonstrukci architektury stromků a detekci výskytu hniloby v kmeni, byly fotografie pořizovány ze soustředných kruhovitých trajektorií. První, širší kruh zachycoval celý objekt (malý stromek nebo bázi kmene) včetně 12bitových značek. Druhý kruh byl užší a soustředil se na zachycení detailů objektu, přičemž 12bitové značky už byly zachycovány jen mimoděčně. V případě fotografování malých stromků bylo v některých případech nutné objekt obejít vícekrát a fotografie soustředit postupně jak na kmen, tak na korunu, případně zachytit stromek shora, což usnadňovalo využití selfie tyče. Pro jednotlivé kmeny nebo stromky tak vznikaly desítky až nižší stovky fotografií, dále zpracovaných do 3D bodového mračna.

4. Akustická tomografie

Pro výzkum detekce vnitřní hniloby stojících stromů byla využívána akustická tomografie, jako zdroj referenčních dat. Princip této metody spočívá v rozmístění vibračních senzorů – akcelerometrů, do borky stromu a měření rychlosti šíření vibrací mezi nimi. Pokud se signál šíří pomalu, indikuje to výskyt hniloby a průběh šíření signálů se zobrazuje v tzv. tomogramech [112]. To bylo prováděno až ve čtyřech úrovních od 0.5 m do 2 m nad zemí, v závislosti na přístupnosti kmene.

V případě této studie byl využíván tomograf ArborSonic 3D od společnosti Fakopp (viz Obrázek 7). Ten sestává z dvanácti akcelerometrů, šesti zesilovačů signálu, napájecí jednotky a kabeláže.

***Obrázek** 7 – Zařízení ArborSonic 3D v rozloženém stavu.*

Celá sestava musí být zapojena, připevněna rovnoměrně po obvodu stromu, propojena s počítačovým programem ArborSonic 3D [113] a poklepáváním kladívkem na senzory probíhá analýza. Její výsledky jsou okamžitě k vidění v počítačovém programu. Ten předpokládá, že tvar kmene je kruhový, eliptický nebo polygonální. V rámci studie byl nejprve používán kruhový tvar kmene, později zpřesněný na polygon, dle výsledků určení tvaru kmene fotogrammetrií.

Proces měření lze aplikovat v libovolném počtu výšek na kmeni a pro každou z nich zabere přibližně deset minut, včetně instalace senzorů. Nevýhodou metody je poměrně rychlé opotřebování senzorů. Ty se, zřejmě vlivem nárazů při jejich zatloukání do kmene pryžovým kladivem, poškozují a mohou přestat reagovat na poklepy kovovým kladívkem při samotném měření. Zařízení také není způsobilé pro provoz v dešti, který mimo jiné působí i nechtěné impulzy při dopadu kapek na senzory.

B) Zpracování dat

V nadcházejícím textu jsou uvedeny informace k nejčastěji používanému softwaru, který byl během tvorby disertační práce využíván. Méně využívané programy, jako například Trimble Real Works a GeoSLAM Hub nebudou popisovány, ačkoliv byly také během práce použity. Podíl těchto programů na analýze dat však není významný, neboť jde o programy zpracovávající data ze skenerů do jiného formátu.

1. Agisoft Metashape

Komerční software Agisoft Metashape [114] nabízí skvělé prostředí a funkce pro zpracování fotogrammetrických modelů. Celé jeho rozhraní je přehledné a hlavní kroky zpracování fotografií („Workflow“) jsou uvedeny v intuitivní posloupnosti, takže základní práce s programem je snadná.

Pro zpracování fotografií z telefonů iPhone je potřeba pamatovat na to, že Agisoft Metashape nepodporuje nativní formát fotografií z iPhone („.heic“ a „.dng“). Proto je potřeba fotografie buď převést do jiného formátu, nejčastěji „.jpeg“ nebo nastavit telefon, aby pořizoval fotografie v kompatibilním formátu, což lze i přímo v aplikaci „Lens Buddy“.

Samotné „Workflow“ sestává z kroků pro import fotografií, propojení fotografií a tvorbu řídkého bodového mračna (tzv. „alignment“), tvorbu hustého bodového

mračna, případně tvorbu ortofotomozaiky, kompaktního 3D modelu, digitálního výškového modelu aj. Pro účely práce však zpravidla stačí kroky vedoucí k tvorbě hustého bodového mračna.
Při nastavení jednotlivých kroků je důležitý zejména výběr kvality propojení fotografií („Align photos“ – „Accuracy“). To má největší vliv na úspěšnost jejich propojení a nalezení „key points“ a „tie points“. Zpravidla je tedy nejvhodnější použít nejvyšší možnou přesnost a vypnout funkce „Generic preselection“ i „Reference preselection“. Po průběhu funkce vznikne řídké bodové mračno, jehož hustota závisí od nastaveného počtu hledaných „key points“ a „tie points“. Ve většině případů je ale dostačující použít výchozí hodnoty těchto dvou parametrů.
Časová náročnost tohoto kroku je poměrně vysoká, protože výše popsané nastavení používá co nejmenší počet prvků, které celý proces, za cenu méně přesného zpracování. Doba zpracování samozřejmě závisí i na počtu pořízených fotografií, kterých může být při fotografování většího území i přes tisíc.

Po vytvoření hustého bodového mračna, pomocí nástroje „Build Point Cloud“ a zvolení libovolné výsledné hustoty, vzniká bezrozměrná 3D reprezentace prostředí. Aby ji bylo možné použít pro analýzu, je nezbytné dodat informace o rozměrech. Na to je nutné myslet už před zahájením fotografování a po prostoru rozmístit nepohyblivá měřítka, nejlépe ve formě 12bitových kruhových značek (viz Obrázek 8). Tyto značky lze vytvořit přímo v programu Agisoft Metashape. Na jednom papíře spolu musí být vytištěny alespoň dvě a nesmí se svými obvody překrývat. Pravítkem je možné změřit skutečnou vzdálenost středů značek a tu zanést do bodového mračna. V prostředí programu se k tomuto účelu musí zaprvé detekovat značky ve fotografiích. To je možné automaticky nebo ručně. Zadruhé se mezi nalezenými značkami vytvoří ručně měřítka, tzv. „Scale bars“. Vlastností každého „Scale bar“ je jeho délka, kterou je třeba ručně nastavit na pravítkem změřenou hodnotu. Po těchto úkonech a aktualizaci bodového mračna je již možné výstup exportovat a analyzovat, neboť už obsahuje přesné informace o rozměrech prostoru.

***Obrázek 8** – Měřítka pro dodání rozměrů fotogrammetrickému bodovému mračnu*

Pro tvorbu spolehlivých 12bitových značek lze doporučit následující postup.
Aby byly značky stabilní ve větru, zachovávaly tvar a byly odolné k vlhkému podkladu, je dobré využít výstřižek kartonu a kancelářskou eurofolii. Vložením kartonu a výtisku 12bitových značek do eurofolie vznikne objekt poměrně stabilní ve větru, zabraňující znehodnocení tištěných značek. Po vystřižení okénka do eurofolie se zároveň předejde nežádoucím odrazům slunce od folie a značky půjde na fotografiích přesně detekovat.

Proces tvorby fotogrammetrického bodového mračna je často plný úskalí, souvisejících s rekonstruovanou scénou. Zejména při rekonstrukci lesa s proměnným osvětlením, pohyby ve větru a podobnými objekty, se algoritmus často ztrácí a řídké bodové mračno je potřeba vytvářet i na více pokusů. Pří nich bývá nutné ve fotografiích ručně vyznačovat orientační body, jako jsou výrazné kameny, pařezy apod. Pokud je rekonstruována jednodušší scéna, jak tomu bylo v případě studií zaměřených na hnilobu kmenů či architekturu malých stromků, je proces úspěšnější i bez velkých manuálních intervencí.

Program Agisoft Metashape je možno využívat i přes programovací jazyk Python. Tímto způsobem lze některé kroky, nezahrnující manuální úpravy, automatizovat. Většinou je ale dostačující využití hromadného zpracování, nastavitelného přes přívětivé grafické rozhraní programu.

2. CloudCompare

Tento program je vhodný pro všeobecnou práci s 3D daty. Slouží jak k prohlížení, tak k úpravám i analýzám bodových mračen a jiných 3D objektů. Jeho velkou předností je stabilita, efektivita a všestrannost. Téměř všechny kroky vedoucí k segmentaci stromů a výpočtům některých jejich parametrů lze provádět v tomto programu. Je k tomu nicméně potřeba použít správné nástroje nebo využít implementované pluginy pro lesnictví.
Uživatelem přednastavenou sekvenci jednotlivých dostupných nástrojů lze využít i automatizovaně při použití tzv. „Command Line Mode“.
Vlastní skripty je možné implementovat do složitějších programů např. v jazyce Python (viz Vzorec 1). V něm je potřeba zavolat příkazový řádek pomocí knihovny „subprocess“ a ovládat CloudCompare přes příkazový řádek nepřímo, pomocí příslušných příkazů [115].

Tímto přístupem byla vytvářena prvotní verze programu DendRobot, popsaného v kapitole „Automatizace odvození dendrometrických veličin“. Novější verze programu jsou již na CloudCompare nezávislé. „Command Line Mode“ je využíván i pro přípravu dat při detekci shnilých stromů v kapitole „Stanovení výskytu hniloby ve stojícím kmeni“.

```
command = f'"\
  {ClCexedir} -silent \
  -AUTO_SAVE OFF \
  -O -GLOBAL_SHIFT AUTO {input_data} \
  -RASTERIZE -GRID_STEP {rasterizestep} -PROJ MIN \
  -SOR 6 0 \
  -DELAUNAY \
  -O -GLOBAL_SHIFT FIRST {input_data} \
  -C2M_DIST -MAX_DIST 7 \
  -FILTER_SF 0 6 \
  -REMOVE_ALL_SFS \
  -C_EXPORT_FMT ASC -EXT xyz \
  -SAVE_CLOUDS \
  "'
run_process(command)
```

Vzorec 1 *– Použití "CloudCompare– Command Line Mode" skrz Python.*

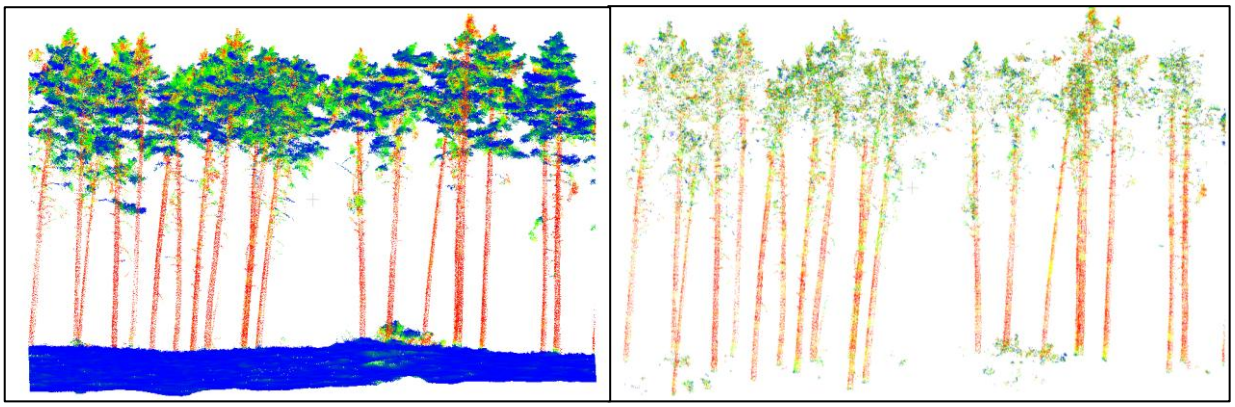
Funkce provádí detekci terénu pomocí hledání nejnižších bodů v rovnoměrné mřížce; převádí je na 3D mesh (Model terénu); počítá vzdálenost bodů od terénu; vyjímá z bodového mračna body do 6 metrů nad zemí; a ukládá je jako textový soubor. Funkce run_process() je vlastní pomocná funkce volající příkazový řádek a vkládající sekvenci úkolů.

Ze subjektivně nejužitečnějších nástrojů programu CloudCompare lze uvést např. tyto funkce:

- Ořez bodového mračna pomocí „.shp“ polygonů (funkce „Segment“)
- Výpočet geometrických vlastností („Compute geometric features“)
- Filtrování podle hodnot atributů bodů („Filter points by value“)
- Filtrování šumu (např. „Statistical Outlier Filter“)
- Hledání shluků („Label connected components“)
- Rasterizace („Rasterize“)
- a další…

Pozornost si zaslouží především funkce „Compute geometric features“, umožňující výpočet mnoha parametrů, zvýrazňujících určité vlastnosti bodového mračna [100], např. „Verticality“ (viz Obrázek 9). Tato geometrická vlastnost je dobrým nástrojem pro odfiltrování bodů terénu a nalezení stojících kmenů.

Tato vlastnost je využívána také v programu 3DFIn k detekci kmenů, což svědčí o její praktičnosti.
Pro jiné aplikace se však mohou lépe hodit jiné geometrické vlastnosti nebo funkce implementované do programu CloudCompare. Díky přívětivému uživatelskému prostředí a vyladění programu tak může uživatel docílit požadovaného cíle velmi efektivně.



Obrázek 9 *– Geometrická vlastnost bodového mračna "Verticality". Vlevo před filtrováním, vpravo po ponechání bodů s hodnotou 0.6 až 1.*

3. TreeQSM

Velmi specifickým a sofistikovaným nástrojem je TreeQSM v programovacím jazyce MATLAB. Nabízí možnost přesné analýzy architektury stromu a je vytvořen primárně pro bodová mračna z TLS. V rámci disertační práce byl však úspěšně použit za využití fotogrammetrických bodových mračen.
Nevýhodami programu je skutečnost, že prostředí MATLAB je placené a že TreeQSM nenabízí uživatelské rozhraní. Poskytuje však rozsáhlou dokumentaci, z níž lze odvodit, jaké funkce je potřeba použít pro analýzu stromu. Možnost přímých úprav kódu ale skýtá větší potenciál pro uživatele se zkušeností v programování. Pro běžnou analýzu je možno použít kód uvedený níže v textu (viz Vzorec 2). Předchází mu však ještě nahrání bodového mračna ve formátu „.txt“ do MATLAB, případně pozměnění cílových složek k ukládání výstupů, a to přímo v kódu.

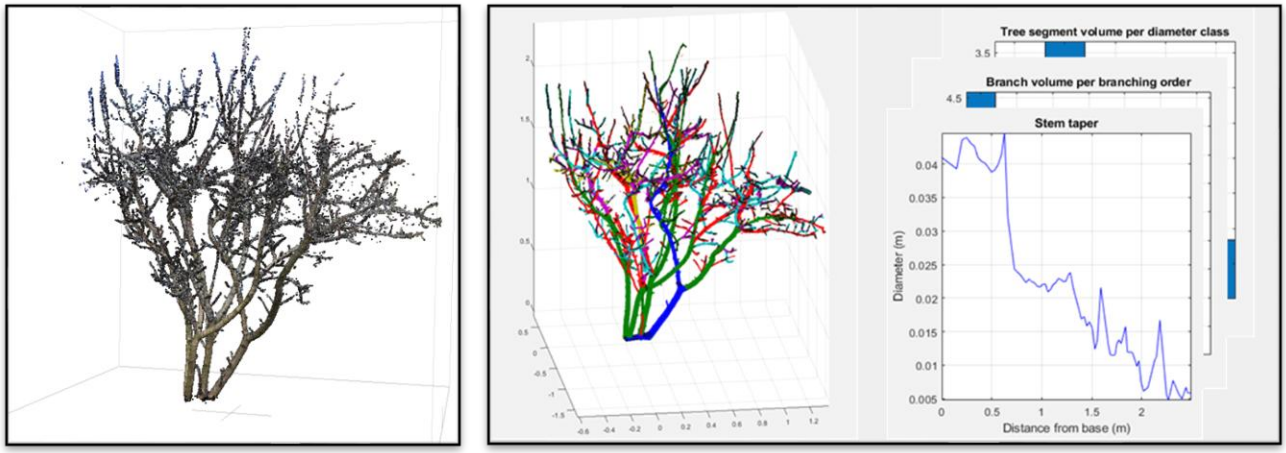
Program umožňuje také zpracování většího počtu bodových mračen, automatické určení hodnot vstupních proměnných, i větší počet pokusů o rekonstrukci stromu.

```
create_input

P=table2array(strom)

inputs.tree = 007

QSM=treeqsm(P,inputs)
```

Vzorec 2 *– Použití TreeQSM pro jedno bodové mračno stromu.*
„create_input“ vytváří tabulku pro definici vstupních parametrů.
„table2array“ převádí bodové mračno do kompatibilního formátu.
„inputs.tree“ definuje předponu názvu výstupních souborů
„treeqsm“ spouští hlavní funkci a vytváří QSM.

Tvorba QSM není deterministická kvůli nahodilé složce fitování válců na bodové mračno. Při více pokusech o rekonstrukci program dokáže vybrat nejpřesnější řešení a interpretovat ho formou grafů a tabulek.

Výstup obsahuje velké množství parametrů stromu, jako např.: celkový objem, objem kmene, objem větví, výška stromu, délka oddenku, délka větví, počet větví, DBH, rozměry koruny aj. Vytvořena je i vizualizace výsledků (viz Obrázek 10).



Obrázek 10 *– Vlevo vstupní fotogrammetrické bodové mračno; vpravo některé výstupy programu TreeQSM.*

Pomocí TreeQSM je tedy možno provádět velmi detailní analýzy architektury stromu a potenciál využití tohoto nástroje je velký. Nicméně úspěšnost použití závisí do velké míry na kvalitě bodového mračna, které musí být s co nejmenším množství šumu. TreeQSM totiž považuje všechny dostupné body za součást stromu a přítomnost šumu způsobuje chyby v odvozeném počtu větví, jejich tlouštěk aj.

4. Visual Studio Code – Python

Vývoj autorského programu DendRobot, který provádí analýzu bodových mračen a extrahuje veličiny individuálních stromů, probíhá v jazyce Python za využití open-source editoru kódu „Visual Studio Code“ [116]. Obdobně byl vytvářen i kód k analýze bodových mračen stojících kmenů za účelem detekce jejich vnitřní hniloby.
Programovací jazyk Python nabízí možnosti, jak naprogramovat prakticky libovolný program, k čemuž přispívá velké množství internetových podkladů, masivní komunita uživatelů a samozřejmě také generativní AI ve formě chatbotů, schopných generovat funkční kód.

Klasifikace zdravých nebo shnilých stromů byla programována v jazyce Python, jako sada funkcí, které provádějí všechny kroky k přípravě dat, trénování i testování klasifikátoru, založeném na neuronové síti PointNet [117]. Konkrétně funkce automatizovaně provádí tyto kroky:

- Vytvoření struktury složek
- Třídění dat podle atributů (např. druh dřeviny, výskytu hniloby aj.)
- Přípravu bodových mračen (např. segmentace kmenů a terénu, tvorba 3D mesh, vzorkování bodů na 3D mesh aj.)
- Roztřídění testovacích a trénovacích dat

- Trénování a testování klasifikátoru

Při trénování klasifikátoru je důležitá volba tzv. „hyperparametrů“, které ovlivňují průběh trénování klasifikátoru. Těmito parametry jsou:

- Počet bodů v bodovém mračnu – všechna bodová mračna musí obsahovat stejný počet bodů
- „Batch size“ – počet mračen, která neuronová síť zpracovává najednou v jednom kroku učení
- Počet epoch učení – udává kolikrát neuronová síť data prochází
- „Learn rate“ – udává, jak velký krok dělá optimalizační algoritmus při hledání nejlepšího řešení

Hodnoty těchto parametrů nelze jednoduše určit a hledají se iterativně, s ohledem na výslednou přesnost testování klasifikátoru, což je záležitost velmi časově náročná a může se pohybovat v rámci týdnů i měsíců.

Druhým, poněkud komplexnějším programem, vyvíjeným v prostředí „Visual Studio Code“, je DendRobot. Ten nabízí jednoduché grafické rozhraní a automatizovaný pracovní proces, pro jehož použití stačí uvést pouze z jakého typu snímání pochází vložené bodové mračno a vložit bodové mračno. Výsledkem analýzy je v základním režimu digitální model výšky korunového zápoje (CHM) v rastrové podobě, polygonová vrstva nesoucí údaje o skenovaném území, bodová vrstva s údaji o jednotlivých stromech a bodová vrstva vypovídající o kmenovém profilu stromu až do přednastavené výšky. Tyto vektorové vrstvy jsou ukládány ve formátu ESRI Shapefile („.shp“).
Zpracování probíhá v mnoha dílčích krocích a většina z nich využívá více jader procesoru pro rychlejší odvození výsledků. Detailní popis algoritmu bude rozveden ve výsledcích disertační práce.

4.Výsledky

Tato část disertační práce se věnuje výsledkům publikovaných či recenzovaných vědeckých studií vytvořených v průběhu doktorského studia. Jedná se o čtyři publikace, jejichž průběh, řešení a vyvozené závěry budou v krátkosti popsány.

Studie se snaží nalézt řešení výzkumných cílů, uvedených na začátku této práce, které zní:

• Navrhnout vlastnost stromu zjistitelnou z 3D dat a ověřit možnosti jejího odvození.

• Analyzovat využitelnost pozemního laserového skenování a fotogrammetrie při shromažďování dat o lesních porostech.

• Vytvořit pracovní postup použitelný při zjišťování výčetní tloušťky a výšky jednotlivých stromů ve 3D bodových mračnech.

První výzkumný cíl je řešen v rámci podkapitol „Stanovení výskytu hniloby ve stojícím kmeni“ a „Popis detailní architektury stromu“.
Druhý cíl je popisován především v podkapitolách „Využití low-cost skenerů“ a „Automatizace odvození dendrometrických veličin“. Hluboká souvislost je však přítomna i v sekci „Popis detailní architektury stromu“.
Poslední cíl je důkladně rozebrán v sekci „Automatizace odvození dendrometrických veličin“.

A) Stanovení výskytu hniloby ve stojícím kmeni

Touto problematikou se zabývá článek nesoucí název „*Internal Tree Trunk Decay Detection Using Close-Range Remote Sensing Data and the PointNet Deep Learning Method*“ [50]. Článek byl publikován v roce 2023, v žurnálu Remote Sensing, vydavatelství MDPI.

Studie vycházela z předpokladu, že je možné vizuálně a nedestruktivně určit přítomnost hniloby v živém stromě. Tento předpoklad se opírá o typickou deformaci oddenku kmene smrku ztepilého (*Picea abies*), napadeného václavkou obecnou (*Armillaria mellea*). Otázkou tedy bylo, jestli je neuronová síť PointNet, vytvořená pro klasifikaci 3D dat, schopna rozlišit stromy s hnilobou od stromů bez hniloby a to nejen v případě smrku ztepilého, uvedeného výše.
Referenčními daty byly tomogramy, vzniklé akustickou tomografií, podávající představu o skutečném stavu uvnitř kmene. Naopak testovanými daty byla 3D bodová mračna vytvořena pozemní fotogrammetrií (CRP) a skenováním pomocí LiDAR senzoru na telefonu iPhone 12 Pro.
Původní záměr byl klasifikovat stromy do čtyř tříd, podle míry hniloby. Nakonec byly ale pro nedostatek vstupních dat rozlišovány jen kategorie „Bez hniloby“/ „S hnilobou“. Sběr dat zahrnoval akustickou tomografii (až ve čtyřech výškách na kmeni), fotografování stromu před tomografií, fotografování stromu s označenými místy umístění tomografu a LiDAR skenování. Celá procedura vyžadovala asi hodinu času na jeden strom a bylo vytvořeno 69 modelů zdravých stromů a 111 modelů stromů s hnilobou kmene. Fotografie, s křídou označenými vpichy akcelerometrů tomografu, sloužily ke zpřesnění výsledků tomografie, kdy byly vzdálenosti vpichů vypočítány z fotogrammetrických 3D modelů. Ta tak dokázala poskytnout, v případě některých stromů, výrazně lepší výsledky než kruhová reprezentace tvaru kmene.

Samotná klasifikace stromů pomocí PointNet vyžadovala specifickou přípravu 3D dat, jejich roztřídění do tříd a přípravu kódu schopného trénovat a validovat klasifikátor. Trénink klasifikátoru byl optimalizován laděním hyperparametrů přístupem „Grid

Search“. Ten zkouší jejich všemožné kombinace a ta kombinace, která dosahuje nejlepších výsledků při validaci, je použita k tréninku funkčního klasifikátoru. Každá kombinace hyperparametrů byla ověřena stokrát, aby bylo možno podložit, že se skutečně jedná o tu nejvhodnější.
Výsledkem byly tři modely, které se zaměřovaly na klasifikaci buď jehličnatých, listnatých nebo smíšených stromů. Dosažené přesnosti modelů pak byly 65 %, 58 % a 58 %.
Tato skutečnost potvrdila, že je možné do určité míry detekovat hnilobu ve stojících stromech, a to jen na základě tvaru kmene, daného bezbarvým 3D bodovým mračnem. Dá se předpokládat, že výsledky by byly uspokojivější, kdyby se sběr dat zacílil pouze na jeden dřevinný druh a samozřejmě také, kdyby byla k dispozici větší trénovací datová sada. Pro její vytvoření by, na základě poznatků z vědecké práce, šlo doporučit efektivnější pracovní metodu. Ta nevyžaduje tomografii ve čtyřech výškách, nýbrž jen ve dvou – půl metru nad zemí a cca dva metry nad zemí. To dokáže zachytit trend rozvoje hniloby, tedy jestli postupuje směrem nahoru nebo dolů. Dále není nutné vytvářet příliš hustá bodová mračna. PointNet je schopen pracovat s omezeně velkými bodovými mračny, s jejichž velikostí se pojí i výpočetní náročnost tréninku. Při tvorbě fotogrammetrických hustých bodových mračen je tak dostatečná jejich nižší hustota.Závěrečným doporučením je i možnost vynechání fotografování před aplikací tomografu, pokud pro klasifikaci není využívána barevná informace.
Tato práce tedy dokázala malým dílem přispět k poznání o parametrech odvoditelných ze 3D dat a také potvrdit, že fotogrammetrie je spolehlivým a přesným nástrojem pro rekonstrukci statických objektů.
Celé znění vědecké publikace v anglickém jazyce je přiloženo níže:

remote sensing

MDPI

Article

Internal Tree Trunk Decay Detection Using Close-Range Remote Sensing Data and the PointNet Deep Learning Method

Marek Hrdina * and Peter Surový

Faculty of Forestry and Wood Science, Czech University of Life Sciences Prague, Kamýcká 129, 165 21 Prague, Czech Republic; surovy@fld.czu.cz
* Correspondence: hrdinam@fld.czu.cz

Abstract: The health and stability of trees are essential information for the safety of people and property in urban greenery, parks or along roads. The stability of the trees is linked to root stability but essentially also to trunk decay. Currently used internal tree stem decay assessment methods, such as tomography and penetrometry, are reliable but usually time-consuming and unsuitable for large-scale surveys. Therefore, a new method based on close-range remotely sensed data, specifically close-range photogrammetry and iPhone LiDAR, was tested to detect decayed standing tree trunks automatically. The proposed study used the PointNet deep learning algorithm for 3D data classification. It was verified in three different datasets consisting of pure coniferous trees, pure deciduous trees, and mixed data to eliminate the influence of the detectable symptoms for each group and species itself. The mean achieved validation accuracies of the models were 65.5% for Coniferous trees, 58.4% for Deciduous trees and 57.7% for Mixed data classification. The accuracies indicate promising data, which can be either used by practitioners for preliminary surveys or for other researchers to acquire more input data and create more robust classification models.

Keywords: close-range photogrammetry; mobile laser scanning; deep learning; standing trees; classification; acoustic tomography

check for updates

Citation: Hrdina, M.; Surový, P. Internal Tree Trunk Decay Detection Using Close-Range Remote Sensing Data and the PointNet Deep Learning Method. *Remote Sens.* **2023**, *15*, 5712. https://doi.org/10.3390/rs15245712

Academic Editors: Ekin Ozer, Shizhi Chen, Jingfeng Zhang, Zilong Ti and Xiaoming Lei

Received: 8 November 2023
Revised: 10 December 2023
Accepted: 11 December 2023
Published: 13 December 2023

Copyright: © 2023 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

1. Introduction

Detection of decayed trees is a necessary task for urban greenery managers, park managers and road maintenance personnel. This activity is essential for the early detection of potentially hazardous trees and for preventing injuries, fatalities, or material damages. However, the risk assessment requires experience and time-consuming examination of a tree stem using, e.g., penetrometry, acoustic tomography or electrical impedance tomography [1–5]. Methods of tomography may consume around thirty minutes per single tree and are therefore inappropriate for large-scale investigation and for all the potentially hazardous trees. It is also essential to apply the tomography correctly, especially on unevenly shaped trees [1], because an incorrect measurement may lead to a wrong conclusion and unnecessary removal of a highly valued tree in a park, causing a loss of both esthetical value and shelters for wildlife in an urban area. Even though the tomographic methods are accurate, the final risk assessment still depends on subjective opinion, producing inconsistency in the estimation [6]. For these reasons, a faster, easy-to-use, yet reliable and unbiased method would find utilisation in the aforementioned forest management services. The other quality that arborists and forest managers seek is non-destructiveness [5,7]. This feature could be offered by the proposed method in this study. Even though tomography is considered non-destructive [8], nails are put into the stem during an examination, causing minor wounds to the bark and wood. The method also consumes much time and requires manual labour. That should be avoided by the proposed method, allowing even people without experience in tree risk assessment to estimate tree stem states.

The impact of holes caused by sensors of an acoustic tomograph is not indisputably considered unharmful [5,8,9]. Therefore, the task at hand is to develop a technique of

internal tree stem decay detection that definitely is not harmful and produces reliable, unbiased results.

Over the past years, the development of remote sensing has created a new opportunity to make accurate representations of 3D objects and to take advantage of having such a representation for various purposes. In forestry, the most usual utilisation of this data is tree diameter at breast height (DBH), height, volume, or species estimation by both aerial and terrestrial approaches [10,11]. While the accuracy of tree DBH estimation has a very low error (3 to 13 mm) [12–14], the general presumption for this study is that Close Range Photogrammetry (CRP) can accurately reconstruct tree stem shape with all its details and may, therefore, be able to provide a good resource for deep learning and internal tree stem decay detection.

Some studies have examined the possible ways to reconstruct the basal part of a tree using photogrammetry. A practical and intuitive way of collecting imagery is sequential imaging while following imaginary circles of 2 and 3 m in diameter, taking images of a tree stem every few steps [1,15,16]. The number of collected images may vary when using such an approach, but the best results may be expected when each point of the reconstructed object is visible in eight pictures [14]. Also, while using CRP, it is necessary to implement any scale bar to scale the 3D reconstruction correctly [17].

An alternative way of 3D reconstruction is the use of LiDAR. Nowadays, LiDAR sensors are installed in some consumer-grade phones or tablets, which makes the technology more accessible than it used to be. These small sensors use the Time-of-Flight method combined with an RGB-D camera and can reconstruct the scene nearly in real time. On the other hand, its drawbacks are a small reach of 5 to 6 m and a tendency to misalign repeatedly scanned objects [18]. This method was already successfully used in forestry research with feasible accuracy for forestry inventory purposes [19,20]. A detailed model of each tree stem was not the goal of these studies. Therefore, the accuracy of DBH estimation is not as high as in cited studies using CRP to reconstruct individual trees.

The decay caused by fungi or bacteria is the main reason a tree or its parts fail [4,6,21–24]. There are two main types of decay in tree stems. Heart rot occurs in the centre of a stem, whereas sap rot starts close to the surface, in the sapwood of a stem [22]; therefore, the latter may often be identified visually by examining mushroom fruiting bodies on the bark or underneath it. Regardless of the location in the stem where the mushroom grows, the types of wood rotting can be further classified by the kind of wood tissue degraded by the mushroom. It can be either cellulose (Brown rot), lignin (Soft rot), or both (White rot) [25]. The tree's reaction to this kind of damage can then be specific to the infecting mushroom species or individual adaptations of a tree to the ongoing wood degradation in the stem shape and morphology. The shape changes caused by heart rot can be reliably shown in the example of Picea abies trees infected by Armillaria mushrooms, creating typical shape changes of the stem base caused by progressive growth of the mushroom from the stem centre to its sides [26]. Other stem shape changes are associated with the tree's effort to support weaker parts of the infected stem by building more wood in these locations and forming bulges or cancers [27–29]. Since heart rot is often hard to detect visually, several methods allow the detection of decay based on physical properties, mainly acoustic response or electrical impedance [4–6]. In this study, only acoustic tomography was used to detect the actual health state of trees. This method is based on measuring the time of flight of sound waves [5]. Generally, the stress wave propagates faster in dense and healthy wood, whereas the decayed wood results in a much slower stress wave propagation, as the stress wave needs to bypass holes and gaps created by the decay [7]. The time is measured using a timer and a series of accelerometers placed on a stem at the same height level. These sensors require metal nails to be knocked into the wood. As soon as a stress wave is emitted from one accelerometer by a hammer tap, the time of flight is measured for each of the receiving accelerometers. Afterwards, the same process is done for all the other accelerometers [5,30]. The alternative methods for tree stem decay detection are electrical impedance tomography, which measures electrical conductivity in the wood, where healthy

wood has a higher resistivity than decayed wood due to its wetness [2,5], and resistance drills, which measure the power needed to drill through a piece of timber, thus indicating its state [3,5].

In practical use, the stem shape is often simplified and replaced by a circle or cylinder shape, leading to an incorrect estimation of sensor-to-sensor distances and distortion of the outcome tomogram. Previous studies verified that sensor locations may be detected on 3D photogrammetric models with very high precision, and calculation of the exact distances of sensors from each other for tomography is possible [1,17,31]. A similar procedure of sensor location estimation will be described in the proposed study as well. Some of these studies also attempted to overcome a standard limitation of tomography. The method can only show the status of wood in a 2D cross-section. Multiple sections must be examined to obtain a more precise representation of the whole stem base, which requires a significant amount of time. The mentioned studies attempted to reconstruct the state of decay in the entire stem base using multiple cross-sections of tomography and interpolation between them, resulting in a complete model of the inner stem state [1,17]. However, the result is only an estimate based on several 2D cross-sections and might not improve the ability to perform a correct risk assessment.

A new trend in data evaluation is the use of deep learning. Usually, images or 3D point clouds are often evaluated by neural networks, and exciting results are reported in object detection or classification—specifically, in the detection of individual trees or tree species classification [32–35], but it is appropriate for the detection of any feature with distinctive patterns [36]. As mentioned before, it is known that some fungi species cause specific changes to the external shape of a tree stem base, and stem decay is commonly related to the presence of bulges, cancer, and swelling. These changes are caused by the tree's response to the weakening structures in its wood. Therefore, the proposed study presumes that an AI deep learning model could be utilised for tree stem internal decay detection, using just the 3D properties of the stem base, potentially detecting the presence of the decay based on the morphological responses of the tree stem to its infection. Nevertheless, more data are needed to support this claim, but we believe our results will stimulate other researchers to follow this direction. For 3D data classification, the PointNet deep learning algorithm is often used [32,35,37,38], and due to its satisfactory performance, it was also used in this study to evaluate 3D meshes or point clouds respectively, and classify them into one of the desired classes, where the input data contain 3D models of standing tree stems, scanned in urban greenery by both close-range photogrammetry and iPhone LiDAR. The algorithm used for point cloud classification in the proposed study is PointNet. The algorithm works directly with unordered 3D point clouds and is invariant to geometric transformations of the point cloud. It is suitable for object classification, segmentation or semantic parsing [39].

In some studies, the need to process a point cloud directly was bypassed by using other interpretations of point clouds, such as images or snapshots from varying views, which leads to processing 2D data with satisfying results and accuracy higher than that from processing 3D data [37,40].

By combining terrestrial remote sensing and deep learning, the proposed work aims to reconstruct basal parts of standing tree stems and classify them based on the decay state inside the tree stem, which was estimated using acoustic tree stem tomography. This study should represent a low-cost and well-accessible approach to close-range remote sensing and object classification problems in arboriculture or forestry. The proposed method introduces a novel way of tree health evaluation. Therefore, in the future, the methods used should be accessible to most enterprises potentially interested in this method.

2. Materials and Methods

2.1. Study Site

The data collection was conducted at two locations, shown in Figure 1. The first location, lying at an altitude around 510 MSL, is the property of the enterprise Lázeňské

lesy a parky Karlovy Vary PBC and lies in its rope-climbing park Svatý Linhart, on the southern edge of the city of Karlovy Vary. This area is a mature, managed, even-aged European Spruce forest with a moderate European Beech understory and stocking density of 0.9 [41]. The soil type is Dystric Cambisol on primary granite rock [42,43]. The mean yearly temperature is between 8 and 9 °C, and the mean annual precipitation ranges from 600 to 700 mm [44].

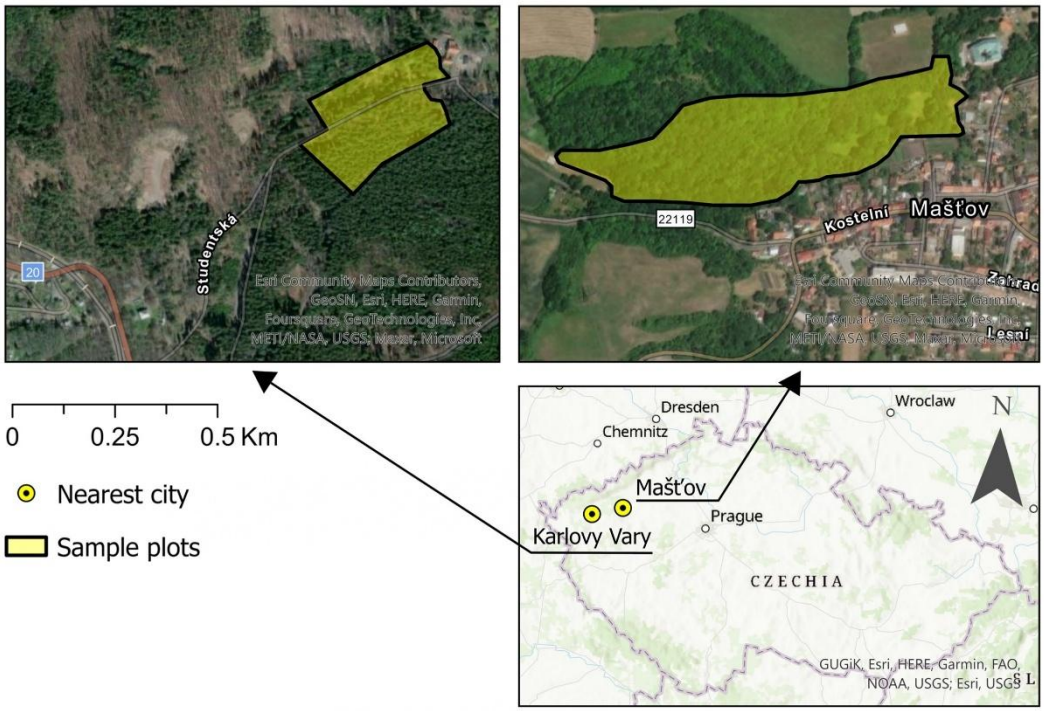


Figure 1. Locations of study plots south of the city of Karlovy Vary and north of the town of Mašťov.

The second study site is related to the town of Mašťov, 30 km east of Karlovy Vary. The object of interest was an old and unkept castle park associated with the local palace. The altitude of the area is around 400 MSL, and the climatological data are the same as in the first study site [44]. Regarding geology, this site is composed of vulcanite and sedimentary layers. The soil types present are eutrophic cambisol and gleyic fluvisol [42,43]. Present tree species are mainly Acer pseudoplatanus, Acer platanoides, Quercus robur, Alnus glutinosa and Fraxinus excelsior in the main level and understory. The forested area of the park is fully stocked with a rich understory.

2.2. Data Collection

Fieldwork took place from April 2023 until October 2023. During this time, trees of varying species were selected, primarily based on large DBH, as thick trees are potentially the most dangerous and were closely examined. A workflow was conducted on each tree, providing RGB imagery for further photogrammetric processing, iPhone LiDAR point cloud (shown in Figure 2) and up to four tomograms from various stem heights obtained by acoustic tomography. Both CRP and LiDAR data were collected for the trees to make sure the usage of the trained classifier is possible for both kinds of data. Also, in some

cases, the iPhone LiDAR cannot reliably reconstruct stems in grown-up parts (low branches with leaves, neighbouring thickets, etc.) and the photogrammetric data performed better in these cases.

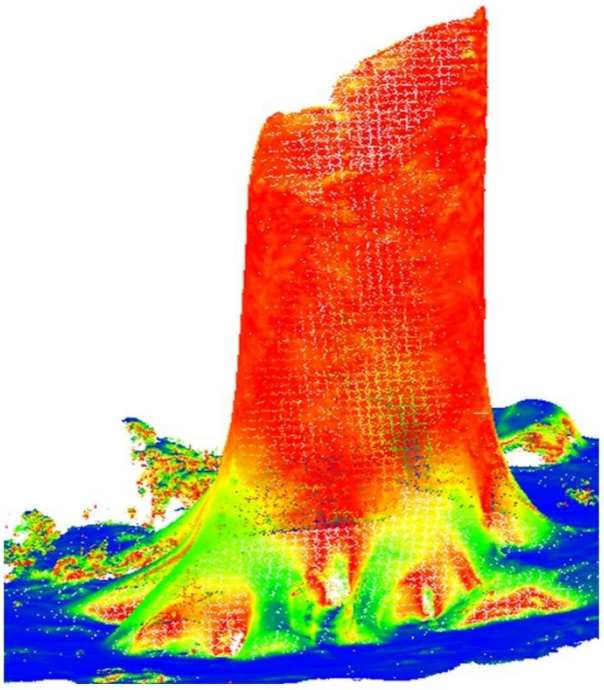


Figure 2. iPhone Lidar point cloud. Colours depict Verticality: 0 (Blue); 0.3 (Green); 0.6 (Yellow) 1 (Red).

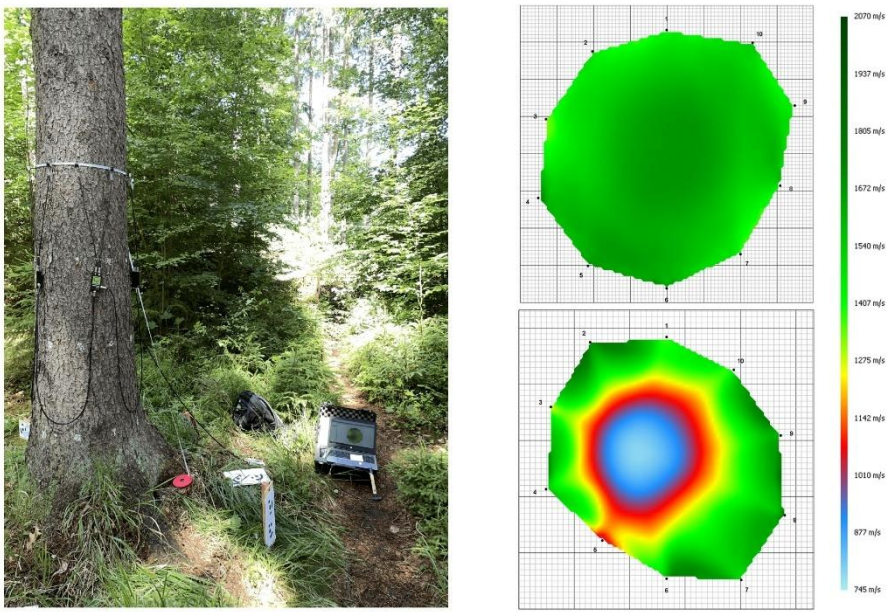
Firstly, images for CRP were collected using an iPhone 12 Pro RGB camera with the Lens Buddy app [45], allowing users to collect sequential images of predefined quality. In the case of the proposed study, the interval was set to one second, and the photo output format was DNG. Other parameters of the app settings are described in Table 1. These images aimed at getting a clear view of the basal part of a tree stem up to the height of approximately 3 m and, simultaneously, depiction of printed paper scale bars, exported from Agisoft Metashape [46], which were placed on certain spots around the stem base. Photographs were taken on a circular trajectory, which consisted of two circles. The first circle was approximately 3 m in diameter and aimed at capturing the stem and all paper scale bars. The second circle was smaller and aimed mainly at capturing the stem itself. In total, there were about 70 pictures taken for each tree, which is given by the fact that saving images in the RAW format is slow, and the phone cannot keep up with the one-second interval per each image taken.

Table 1. Parameters used for scanning with iPhone apps.

Lens Buddy	**3D Scanner App**
Interval: 1 s Capture Optimisation: Balanced Format: RAW (DNG)	Resolution: 5 mm Range: 5 m Confidence: High Masking: None Format: LAS

Secondly, iPhone LiDAR scanning was conducted using the LiDAR sensor of the iPhone 12 Pro. For this purpose, the 3d Scanner App [47] was used. It was set to the LiDAR Advanced mode; the further app settings are shown in Table 1. This scanning was made on a single circular trajectory, very close to the stem. For a good result, the iPhone had to be held parallel to the ground, display facing up, and follow a wavy trajectory to reconstruct both the higher and lower parts of the stem. This way, the stem up to the height of 2.5 m could have been scanned. The created point cloud was exported from the app in LAS format and at a high density of points.

As the third step, acoustic tomography took place. The device and software ArborSonic 3D [48], produced by Fakopp Enterprise Bt., was used. Each time, ten sensors were put equally around the tree stem. The first one was placed on the northern side of the stem, and the following sensors were placed in the counterclockwise direction. Further, the manufacturer's instructions were followed. The tomography was conducted at up to four height levels, from 0.5 m to 2 m, if possible. After the entire procedure, spots where the sensors were nailed in were marked with white chalk. For simplicity, the stem shape was considered a circle, but this drawback was resolved in later processing, obtaining an accurate representation of tree stem shape and sensor distances with the help of marks made by the chalk and accurate photogrammetric models. An output of the tomography can be seen in Figure 3.



(**a**) (**b**)

Figure 3. (**a**) Acoustic tomograph Arbor Sonic 3D; (**b**) Tomograms of a healthy and decayed stem. Numerical values with colour–scale correspond to the speed of sound wave propagation.

The last step was practically the same as the first step, where images for CRP were collected. This second imaging aimed to obtain a 3D representation of a stem with the locations of tomograph sensors, now marked by white chalk, which was used to highlight these locations and, unlike paper markers, does not occlude the actual shape of the stem.

2.3. Data Processing

The data processing followed several main steps, described in Figure 4. The task was to create models of scanned tree stems as precisely as possible, without any other objects in the scan, label the trees according to the state of decay in the stem and use these models as learning and validation data for PointNet training.

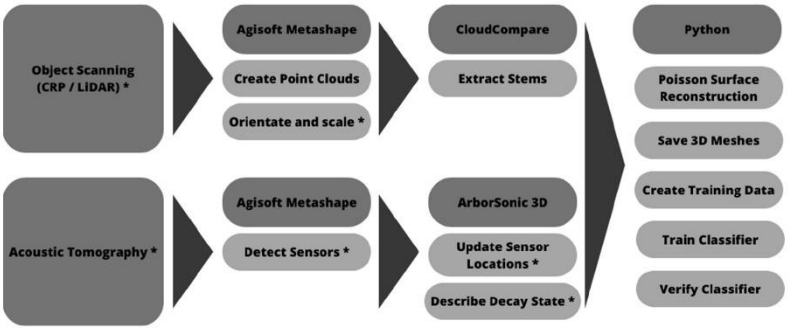


Figure 4. Basic workflow of the data processing. The asterisk indicates steps that had to be done manually.

The images for CRP were processed using Agisoft Metashape software and were turned into 3D Point Clouds using basic workflow. Scale bars had to be manually added in the created dense point clouds using the automatically detected markers. Distances among the detected paper markers were known and could have been defined in the software as well. As soon as the point clouds were scaled, it was necessary to manually orientate them correctly to make the Z-axis follow the axis of each stem. This is necessary for further automated processing of point clouds.

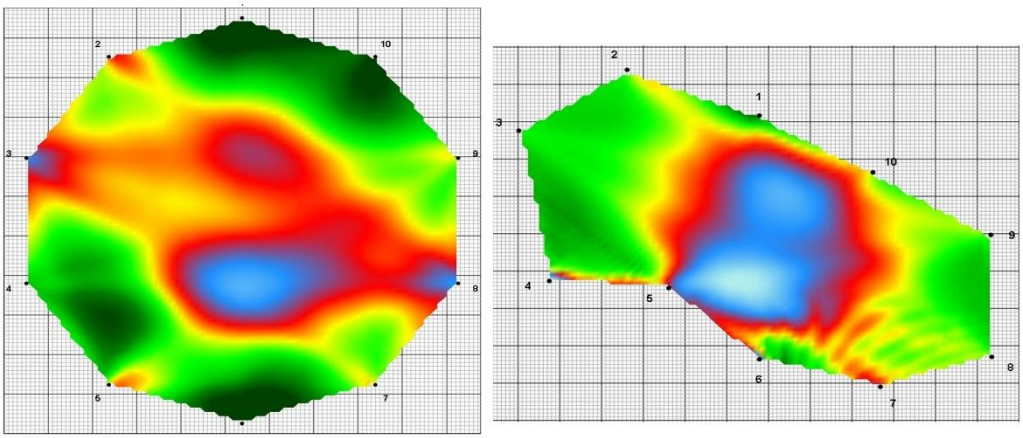
In the point clouds made of images taken after tomography and containing marked tomograph sensor locations, white chalk points have been manually detected and marked by markers in the Agisoft Metashape software. As soon as this procedure was done, the local coordinates of sensors were exported for each tree and used to calculate accurate distances among sensors. There were ten sensors in each examined cross-section on the tree stem. If the circumstances did not allow conducting tomography in four levels, a lower number of levels was measured. Sensor distances were calculated using a Python script that implemented the formula for calculating distances in 3D space:

$$|1;2| = ((x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2)^{1/2} \quad (1)$$

The distances were later entered manually into the ArborSonic 3D projects, replacing the distorted values collected in the field when the stem shapes were only considered a circle, as shown in Figure 5.

Once the tomograms representing decay were more accurate, a file containing information about each tree, mainly Tree ID, Genus, Species, Decay Severity, and other less essential parameters, was created. The Decay Severity was determined based on tomograms subjectively and expresses the amount of decay in the tree stem on a scale from 0 to 3, where 0 corresponds to no decay, 1 to very small decay, 2 to substantial decay and 3 to massive decay. These values served later as labels for the neural network training.

The following steps are done automatically based on a Python script, which processes all point clouds of desired tree species into a 3D mesh, filtering out the terrain and other objects, keeping only the stem of interest.



(**a**) (**b**)

Figure 5. (**a**) Tomogram before adjustment; (**b**) Tomogram after adjustment by calculating more accurate sensor distances. Sensor locations are represented by the black dots with numerical values. Colours are explained in the Figure 3b.

For this purpose, the Verticality feature is calculated based on the normals of the point cloud, allowing for accurate distinction between terrain and stem, as horizontal surfaces have the Verticality value equal to zero and a vertical equal to 1. This feature is shown in Figure 2. In case normals were absent, which was the case with iPhone LiDAR data, these had to be estimated using the Octree Normals function in CloudCompare Command Line mode. Trees usually can be separated from terrain by keeping points with Verticality between approximately 0.6 and 1.0. Another step is necessary, as the filtering based on Verticality does not remove all unwanted points from the original point cloud. This procedure makes use of the CloudCompare function named Label Connected Components, which detects clusters of points at a defined level of rigour. Usually, small features are parts of terrain or noise, whereas the most extensive feature is mostly the woody part of a stem and is separated from all the other points, resulting in a separated stem and terrain.

The filtered stem point cloud is then turned into a 3D mesh using Poisson Surface Reconstruction, which solves the reconstruction as a spatial Poisson problem, considering all present points simultaneously, unlike other methods. This surface reconstruction method allows for robust reconstruction of real-world objects from a point cloud into a 3D mesh, even if the input point cloud is highly noisy. However, the input point cloud must contain normals; otherwise, the algorithm would not work. The normals are used for the so-called Indicator Function and its Gradient, which detects points belonging to the object, its surface and noise [49]. A brief overview of the point cloud processing is shown in Figure 6.

The meshes serve as input data for the PointNet neural network, which firstly plots a certain amount of points onto the mesh and creates a new point cloud this way. The original point clouds from iPhone LiDAR and close-range photogrammetry cannot be used, as all input point clouds must have the exact same number of points.

PointNet trains a classifier based on labelled 3D meshes and predefined hyperparameters: the number of points sampled on the 3D mesh, batch size, number of epochs and learning rate. The selection of proper hyperparameters is a crucial part of deep learning classifier training and is described further in the text.

(**a**) (**b**) (**c**)

Figure 6. (**a**) Original CRP Point Cloud (**b**) Automatically separated stem (**c**) 3D Mesh of the stem.

Filtering a tree stem was done using the Command line mode of the CloudCompare software [50]. Its functions, namely the Verticality feature and the Label Connected Components function, were embedded in the mentioned Python code.

The other parts of the Python code were done using freely accessible libraries such as open3D, tensorflow, keras, numpy, os, shutil and others. Poisson surface reconstruction was conducted using the open3d library, providing quick and satisfactory data processing.

The final step is PointNet processing, which requires the determination of well-performing hyperparameters, which is done iteratively by the Grid Search method [36], described in the following section.

2.4. Data Analysis

Analysis of tree stem models was done by a slightly updated version of the PointNet algorithm [39], trying to classify trees into either the Healthy class or Decayed class, substituted by the dummy values 0 or 1. This was done due to insufficient samples for training a four-class classifier. Due to the algorithm's invariance to geometric transformations, it is not possible to synthetically extend the dataset by simply rotating, resizing or moving the input point clouds, and for that reason, the dataset could not have been extended in this manner. Therefore, Point clouds were slightly modified during the PointNet algorithm processing, moving each point slightly by a randomly selected value equal to up to 5 mm in any direction.

There were three kinds of classifiers created. One is for the Coniferous trees decay classification, which consists only of European spruce models. The second one is for the Deciduous tree species decay classification, containing Fagus sylvatica, Fraxinus excelsior, Acer platanoides, Acer pseudoplatanus and Quercus robur, and the third one is for a mix of all the aforementioned tree species with other tree species which were marginally examined during the fieldwork.

For proper training, optimal hyperparameters had to be chosen. The hyperparameter values change based on the dataset size and the complexity of the task an AI classifier has to conduct [36]. It is impossible to train a classifier well without properly examining and adjusting the hyperparameter. Therefore, the hyperparameters in this study were examined by an iterative approach of Grid Search. This approach requires a user-defined set of values that shall be examined. As all possible preset hyperparameter values are processed, this approach is only suitable for examining cases with approximately three or fewer hyperparameters. The input values have to be set based on prior experience and respecting results of previous stages of the Grid Search to save computational resources, as these

are already heavily exploited with the iterative approach and may grow exponentially by adding new examined hyperparameters to the search [36]. Therefore, a matrix of potential hyperparameters, which are closely described further, was made, and the training was run with every possible combination of these. As the variation of validation accuracy varied significantly, even if the same input parameters were used, each combination was run one hundred times to confidently state a mean performance of the validation. The modified hyperparameters were Batch Size, Point Number, Epochs and Learning Rate, and most of the time was spent tweaking the number of epochs, which defines how many times the data will be seen by the PointNet algorithm before the training finishes. The batch size, on the other hand, defines how many point clouds from the overall dataset will be used by the algorithm for training at one time. This number cannot be too high, as the computational resources of a PC may not suffice, but it also needs to be as high as possible, as it improves the final classifier's accuracy. It is a common practice to use batch size values with the power of 2 for better performance on GPUs. In this study, the difference between batch size values 32 and 64 was not proven, and the value 32 was used in further processing, allowing the algorithm to work at a relatively higher speed and with better performance than if a smaller value was selected. The batch size 128 was not used in this study, as it exceeded the computer's computational capacity. In certain situations, a minimal batch size equal to 1 can be reasonable for the models' better generalisation [36], but this was not the case in the proposed study.

The number of points defines how many points will be plotted on a 3D mesh, creating a point cloud. PointNet does not seem to perform differently when exceeding 2048 points, so this value was used even in this study [34,39].

The number of epochs has to follow specific rules as well when the datasets are of smaller extent, as in the proposed study. The number of epochs should be relatively higher to achieve better model accuracy. However, at the same time, the risk of overfitting should be avoided in order to get a more generalised model. The examination of training accuracy and validation accuracy can do this. If the validation accuracy becomes significantly lower than the training accuracy at a particular epoch, overfitting may have happened, and the number of epochs should be reduced appropriately [36].

Lastly, the learning rate, which determines the size of the steps taken during the optimisation process, requires a fair amount of attention. It is a critical parameter because it influences how quickly or slowly a neural network learns. A very high learning rate causes faster training but with a risk of missing the best solution to its large modifications in the model's parameters. In contrast, a very low learning rate causes slow training, and optimisation may get stuck at the local minimum, preventing it from reaching the total minimum, i.e., the optimal solution [36,51].

In order to verify that the PointNet training program itself works well, the training and validation were also conducted on the ModelNet10 benchmark dataset with appropriate hyperparameters and a validation accuracy of 90%.

3. Results

The performance of the PointNet classifier for decayed tree detection was demonstrated on a validation set extracted from the original dataset. However, it has been demonstrated that the accuracy of the best classifiers in mean reaches approximately 65% for Coniferous, 58% for Deciduous, and 58% for Mixed data, as shown in Figure 7. Therefore, it was verified that the internal state of a tree stem could be, to some extent, deduced by deep learning methods, and this approach may be helpful later in practical use. However, as this application is in the initiation phase, more similar experiments are necessary. As of the proposed study, the classification can, at this point, only help with investigating whether the tree is healthy or has a probability of internal decay presence, but without specifying any of the decay properties or its shape, since the input data include only the 3D shape of the stem.

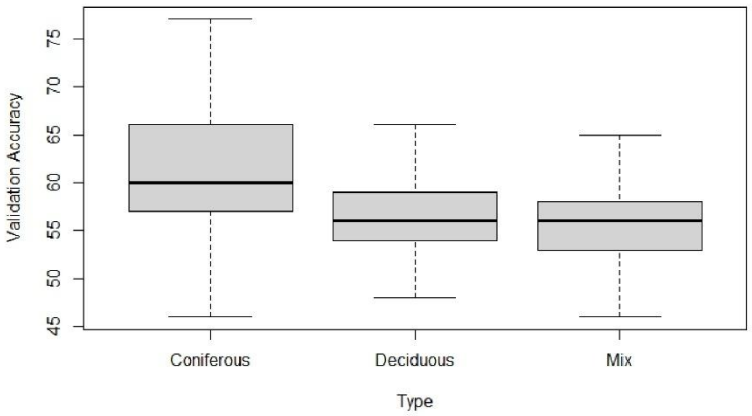


Figure 7. The representation of validation accuracy changes with the type of data used. Other parameters are kept as described in the text.

Table 2 represents varying results of Coniferous stem classifiers, which were trained and tested on a dataset consisting of 180 3D meshes, out of which 69 represented healthy trees with no decay and 111 with varying states of decay from slight to massive rot. Out of the total, 35 meshes were used for validation. The best performance was shown using the following hyperparameters for the PointNet function: number of points = 2048, batch size = 32, learning rate = 0.001 and number of epochs = 30 or 70. For each combination of hyperparameters, 100 iterations were made to eliminate speculation that the positive results were obtained by chance. The course of validation accuracy and its dependence on the number of epochs is shown in Figure 8.

Table 2. Properties of validation accuracy of Coniferous model with batch size equal to 32, obtained based on 100 iterations of the classifier training. The best results are highlighted in bold.

Epochs	Mean	St. Dev.	Mode	Min	Max
1	55.2	7.4	54	34	71
10	59.1	72	63	40	74
20	63.5	7.5	60	40	77
30	**65.5**	**6.2**	**66**	**49**	**80**
40	60.3	6.8	60	46	80
50	63.5	6.5	63	46	77
60	59.1	6.4	60	43	74
70	65.4	7.1	66	51	83
80	62.2	6.0	60	46	77
90	59.3	6.9	60	40	71
100	58.6	5.7	57	49	74

Table 3 describes the results of Deciduous tree stem classifiers, which worked with a dataset of 355 3D meshes. Of them, 205 represented healthy trees with no decay and 150 with varying decay from slight to massive rot. For validation, 71 meshes were used. The best performance was shown while using the following hyperparameters for the PointNet function: number of points = 2048, batch size = 32, learning rate = 0.001 and number of epochs = 40, which is also indicated by Figure 9.

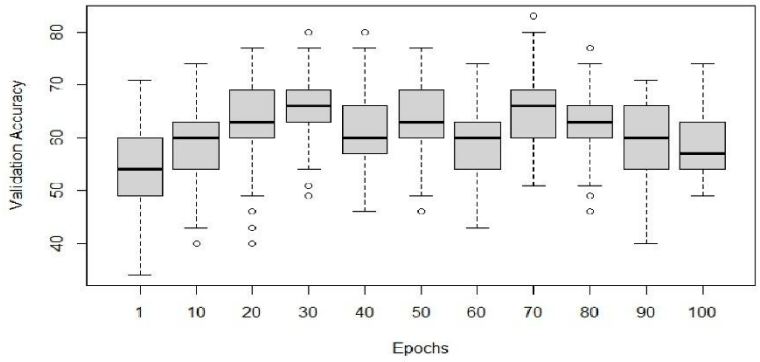


Figure 8. The representation of validation accuracy changes with the number of epochs on the Coniferous dataset. Other parameters are kept as described in the text.

Table 3. Properties of validation accuracy of Deciduous model with batch size equal to 32, obtained based on 100 iterations of the classifier training. The best results are highlighted in bold.

Epochs	Mean	St. Dev.	Mode	Min	Max
1	56.1	5.1	59	44	68
10	58.4	4.4	61	46	69
20	55.1	5.2	55	44	68
30	56.8	4.5	58	41	68
40	**58.4**	**3.6**	**58**	**51**	**68**
50	58.4	3.8	56	49	68
60	54.9	3.6	56	44	62
70	57.3	4.1	58	42	69
80	58.5	4.0	56	46	66
90	54.3	4.4	54	42	66
100	57.5	3.3	55	45	66

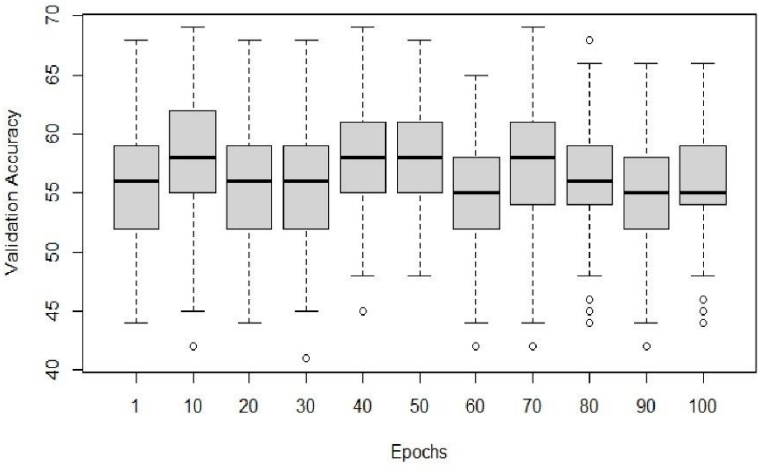


Figure 9. Representation of the validation accuracy change with changing number of epochs on the Deciduous dataset. Other parameters are kept as described in the text.

Table 4 presents the accuracies of Mixed stem classifiers, consisting of merged datasets of Coniferous, Deciduous and other tree species that were marginally examined during the fieldwork, consisting of 15 tree species and 649 3D meshes. One hundred twenty-nine meshes were used for the validation. As shown in Table 4 and Figure 10, the best-performing training hyperparameters for this case were the number of points = 2048, batch size = 32, learning rate = 0.001 and number of epochs = 70.

Table 4. Properties of validation accuracy of Mixed model with batch size equal to 32, obtained based on 100 iterations of the classifier training. The best results are highlighted in bold.

Epochs	Mean	St. Dev.	Mode	Min	Max
1	52.6	4.0	53	40	60
10	54.1	3.5	53	44	65
20	55.3	3.1	53	49	64
30	55.2	3.7	57	43	62
40	55.5	2.9	57	50	64
50	54.8	3.2	53	47	62
60	56.9	3.0	57	49	63
70	**57.7**	**3.4**	**57**	**50**	**64**
80	56.2	3.0	57	49	64
90	57.8	2.9	60	51	67
100	56.1	2.9	57	46	63

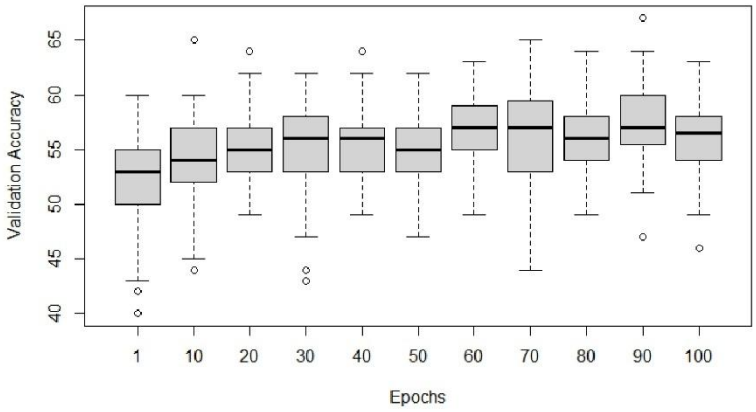


Figure 10. Representation of the validation accuracy change with changing number of epochs on the Mixed dataset. Other parameters are kept as described in the text.

The results are of promise that further work may reveal the higher potential of this method and make the predictions more reliable.

4. Discussion

Deep learning algorithms are increasingly used in many fields of human activities, such as medicine, the automotive industry, and even forestry [52,53]. In the latter mentioned field, the method is used mainly to identify tree species or tree damage in aerial images [38,54,55]. In some studies from the field of forest inventory, even terrestrial photography is used for tree species determination or pest detection, but no studies were found examining the relationship between internal tree stem decay and its shape in 3D space [56,57]. Nevertheless, the task of object classification is common. It is applied to many more or less complicated objects in various fields of research, including forestry [38,39,51–53], providing 92.5% accuracy in the task of tree segmentation from a complex scene [35] or tree species

classification from 3D point clouds with more than 90% accuracy [34]. For this reason, the proposed study correctly assumed that deep learning classification of decayed or healthy tree stems is possible.

In some studies, it was recommended to use images of point clouds instead of actual point clouds for deep learning, as it seems to be a robust approach with lesser computing capacity required [37,40]. On the other hand, it does not work with the entire continuous shape of the object or an entire point cloud, but with only discrete views of it, potentially omitting some features of the original shape, missing small objects or rarely present classes [40,58]. This study did not work with the described approach, as nowadays, acquiring and processing a 3D point cloud has become more accessible, thanks to the implementation of LiDAR scanners on consumer-grade cell phones and the increasing performance of computers.

In the results of this study, a significant standard deviation in the validation accuracy of identically adjusted training attempts was observed. In this case, it is caused by the small size of the processed dataset, which is supported by the fact that the observed deviation decreased in larger datasets, such as Mixed or Deciduous. It is usually better to collect more data to increase performance, not only in the matter of standard deviation but also in the question of overall model accuracies [36]. In the case of this study, collecting more data was not affordable. Therefore, much time was given to tuning the hyperparameters by the Grid Search approach [36]. This step had a significant impact on the accuracy of the validation that was achieved. As Figure 7 shows, the dependence of Data Type on Validation Accuracy was significant on the confidence level $\alpha = 0$. Assuming that the dataset Coniferous only contained European Spruce models, it seems that single tree species classifiers may be performing better than general classifiers. The relationship between the number of Epochs and Validation Accuracy was not very strong, yet it was significant. A linear regression model with $\alpha = 0.05$ proved to be a positive effect of this feature. A graphical representation of the Epochs impact can be seen in Figures 8–10, whereas the effect of examined tree species can be seen in Figure 7.

The combined impact of epochs and tree species explained 16.63% of the variability in the validation accuracy. It could be further improved by a more precise examination of the learning rate and its relationship to the number of epochs, as the learning rate is considered a very important hyperparameter that may prevent training error from decreasing and affects how many epochs need to be carried out for training, therefore influencing the training duration. All these steps must be made carefully, observing the risk of overfitting. This phenomenon can be further controlled by modifying the number of layers and hidden features in the neural network [36].

From the extent of the learning rate examination done during the study, a conclusion can be made, confirming a significant impact of this hyperparameter on the validation accuracy, as shown in Figure 11.

Expectedly, during the training and validation process, it was observed that the standard deviation correlated negatively with the number of training epochs. However, this standard deviation was not the smallest in the most accurate hyperparameters, as described in Tables 2–4 and Figures 8–10. This effect is caused by the gradual generalisation of the trained models, leading to more stable performance and converging to a possible solution to the classification problem. However, the risk of using a larger number of training epochs is still related to the potential overfitting. It should, therefore, be adjusted temperately, considering the size of the training dataset. A larger dataset allows for more epochs and a potentially improved validation or testing accuracy, as the model can learn from a more extensive variety of objects [36]. Nevertheless, studies confirm that the training and classification work well even when using small datasets [59,60]. Mentioning the dataset size, it is necessary to mention that in this study, no test set was created, as it would be too small and imply statistical uncertainty, but it should be considered in future works, allowing for independent testing of trained classifiers.

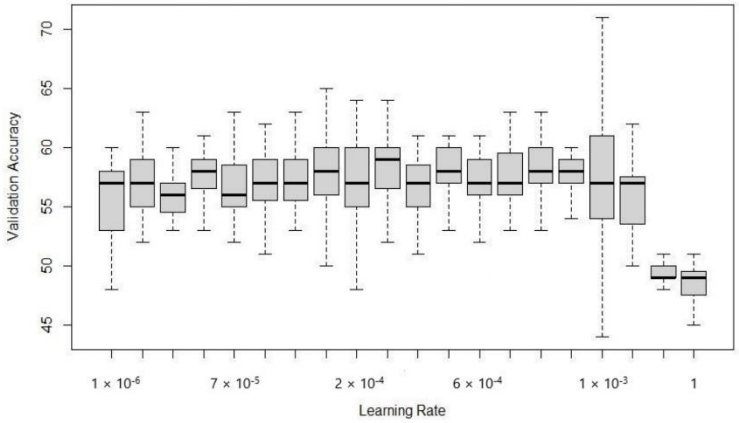


Figure 11. Effect of varying Learning Rate on the Validation Accuracy of Mixed Data classifiers.

As the classification of point clouds by the PointNet algorithm is not dependent on the orientation of the data or its resizing [39], the dataset cannot be extended synthetically in a simple manner. Still, a slight randomisation or augmentation of the Point Cloud data was conducted even in the case of this study, allowing points to be slightly moved, by up to 5 mm, around their original position in the space. This may have caused changes in the accuracy of classifiers but may have also helped to generalise the model.

Some tree species may have similar properties of shape change after decaying, and combining such data into a single category might be helpful, as it could provide more training data for each classifier and potentially improve classification accuracy. Unfortunately, in many cases, this is not true. The proposed study used three datasets containing various 3D meshes and tree species. The larger datasets in this study resulted in smaller validation accuracy, as they were made only by sorting the data by tree type: broadleaved or coniferous, respectively. The results confirm the presumption that creating a single classifier for each tree species is justifiable and results in more satisfying classification validation accuracy. Regarding the dataset and its size, it is necessary to note that the trained classifiers may only be successfully used for the tree species used in the training phase. As shown in the proposed study, the best accuracy may be obtained using a species-specific classifier instead of a general one. The proposed study only used 3D models of Central European tree species, and its outcome may be only successfully used in this location.

Overall, the idea of allowing the use of the proposed method in the future seems to be possible with a further improved version of the proposed method. As cell phones allow the direct creation of a 3D mesh, developing a mobile app for pre-processing the mesh and evaluating the created point cloud using one of the pre-trained classifiers may be possible for any personnel that need to quickly evaluate the potential risk of tree failure at frequented communication routes, such as parks, parkways, roads, and others. This proposed approach requires no special knowledge associated with tree failure risk assessment and could be used by less educated staff, pointing out trees that require more attention and closer examination.

5. Conclusions

This study tested the potential use of deep learning to classify decayed or healthy stems of standing urban trees based on CRP, iPhone LiDAR and tomography data. The method's ability for the task was indicated by the validation results performed on classifiers made for three data types: Coniferous stems, Deciduous tree stems and Mixed data. The validation was performed with an accuracy of 65.5% for Coniferous, 58.4% for Deciduous

and 57.7% for Mixed data and should motivate future research into this method in the field of tree failure risk assessment, enabling non-professional staff to evaluate the internal state of a standing tree stem quickly and without manual labour. As the proposed research project was not able to obtain testing datasets for testing the classifiers' applicability in different conditions, the future research should aim at having this possibility. Future research should aim to create deep learning classifiers for individual tree species, as the general models seem to perform worse, and the type of used data was proven statistically significant ($p = 2 \times 10^{-16}$) for the final validation accuracy. Classification into more than two classes based on the severity of the tree stem decay would also be beneficial in the potential practical use of the method and should be considered in future research. During the classifier training, attention should be paid to the correct hyperparameters of the training algorithm, mainly the learning rate.

Author Contributions: Conceptualisation, M.H. and P.S.; Funding acquisition, M.H. and P.S.; Investigation, M.H.; Methodology, M.H.; Project administration, P.S.; Resources, M.H. and P.S.; Software, M.H.; Supervision, P.S.; Validation, M.H.; Visualization, M.H. and P.S.; Writing—original draft, M.H.; Writing—review and editing, M.H. and P.S. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research was funded by the project A_07_22 of the Internal Grant Agency at the Czech University of Life Sciences, Faculty of Forestry and Wood Sciences and also by project TH74010001 funded by the Technological Agency of Czech Republic, through the program CHIST-ERA and Faculty of Forestry and Wood Sciences, Czech University of Life Sciences Prague through grant FORESTin3D.

Data Availability Statement: The data are not publicly available due to its extensive storing requirements. Data are available upon request by the authors.

Acknowledgments: Many thanks to the company Lázeňské lesy a parky Karlovy Vary for providing an acoustic tomograph and allowing the execution of the experiment in its park. A large thank also belongs to the local administration of Mašťov for allowing the execution of the investigation on its property.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest. The funders had no role in the design of the study, in the collection, analyses, or interpretation of data, in the writing of the manuscript, or in the decision to publish the results.

References

1. Zhang, J.; Khoshelham, K. 3D Reconstruction of Internal Wood Decay Using Photogrammetry and Sonic Tomography. *Photogramm. Rec.* **2020**, *35*, 357–374. [CrossRef]
2. Bär, A.; Hamacher, M.; Ganthaler, A.; Losso, A.; Mayr, S. Electrical Resistivity Tomography: Patterns in Betula Pendula, Fagus Sylvatica, Picea Abies and Pinus Sylvestris. *Tree Physiol.* **2019**, *39*, 1262–1271. [CrossRef] [PubMed]
3. Rinn, F. Central Defects in Sonic Tree Tomography. *West. Arborist* **2015**, *20*, 38–41.
4. van Haaften, M.; Liu, Y.; Wang, Y.; Zhang, Y.; Gardebroek, C.; Heijman, W.; Meuwissen, M. Understanding Tree Failure—A Systematic Review and Meta-Analysis. *PLoS ONE* **2021**, *16*, e0246805. [CrossRef] [PubMed]
5. Brazee, N.J.; Marra, R.E.; Göcke, L.; Van Wassenaer, P. Non-Destructive Assessment of Internal Decay in Three Hardwood Species of Northeastern North America Using Sonic and Electrical Impedance Tomography. *Forestry* **2011**, *84*, 33–39. [CrossRef]
6. Okun, A.; Brazee, N.J.; Clark, J.R.; Cunningham-Minnick, M.J.; Burcham, D.C.; Kane, B. Assessing the Likelihood of Failure Due to Stem Decay Using Different Assessment Techniques. *Forests* **2023**, *14*, 1043. [CrossRef]
7. Wang, X.; Divos, F.; Pilon, C.; Brashaw, B.K.; Ross, R.J.; Pellerin, R.F.; Wang, X.; Divos, F.; Pilon, C.; Brashaw, B.K.; et al. *Assessment of Decay in Standing Timber Using Stress Wave Timing Nondestructive Evaluation Tools: A Guide for Use and Interpretation*; US Department of Agriculture: Washington, DC, USA, 2004.
8. Wunder, J.; Manusch, C.; Queloz, V.; Brang, P.; Ringwald, V.; Bugmann, H. Does Increment Coring Enhance Tree Decay? New Insights from Tomography Assessments. *Can. J. For. Res.* **2013**, *43*, 711–718. [CrossRef]
9. Soge, A.O.; Popoola, O.I.; Adetoyinbo, A.A. Detection of Wood Decay and Cavities in Living Trees: A Review. *Can. J. For. Res.* **2021**, *51*, 937–947. [CrossRef]
10. Iglhaut, J.; Cabo, C.; Puliti, S.; Piermattei, L.; O'Connor, J.; Rosette, J. Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: A Review. *Curr. For. Rep.* **2019**, *5*, 155–168. [CrossRef]
11. Mikita, T.; Janata, P.; Surovỳ, P. Forest Stand Inventory Based on Combined Aerial and Terrestrial Close-Range Photogrammetry. *Forests* **2016**, *7*, 165. [CrossRef]

12. Mokroš, M.; Výbošťok, J.; Tomaštík, J.; Grznárová, A.; Valent, P.; Slavík, M.; Merganič, J. High Precision Individual Tree Diameter and Perimeter Estimation from Close-Range Photogrammetry. *Forests* **2018**, *9*, 696. [CrossRef]
13. Mulverhill, C.; Coops, N.C.; Tompalski, P.; Bater, C.W.; Dick, A.R. The Utility of Terrestrial Photogrammetry for Assessment of Tree Volume and Taper in Boreal Mixedwood Forests. *Ann. For. Sci.* **2019**, *76*, 83. [CrossRef]
14. Surový, P.; Yoshimoto, A.; Panagiotidis, D. Accuracy of Reconstruction of the Tree Stem Surface Using Terrestrial Close-Range Photogrammetry. *Remote Sens.* **2016**, *8*, 123. [CrossRef]
15. Eliopoulos, N.J.; Shen, Y.; Nguyen, M.L.; Arora, V.; Zhang, Y.; Shao, G.; Woeste, K.; Lu, Y.H. Rapid Tree Diameter Computation with Terrestrial Stereoscopic Photogrammetry. *J. For.* **2020**, *118*, 355–361. [CrossRef]
16. Miller, J.; Morgenroth, J.; Gomez, C. 3D Modelling of Individual Trees Using a Handheld Camera: Accuracy of Height, Diameter and Volume Estimates. *Urban For. Urban Green* **2015**, *14*, 932–940. [CrossRef]
17. Puxeddu, M.; Cuccuru, F.; Fais, S.; Casula, G.; Bianchi, M.G. 3D Imaging of CRP and Ultrasonic Tomography to Detect Decay in a Living Adult Holm Oak (*Quercus ilex* L.) in Sardinia (Italy). *Appl. Sci.* **2021**, *11*, 1199. [CrossRef]
18. McGlade, J.; Wallace, L.; Reinke, K.; Jones, S. The Potential of Low-Cost 3D Imaging Technologies for Forestry Applications: Setting a Research Agenda for Low-Cost Remote Sensing Inventory Tasks. *Forests* **2022**, *13*, 204. [CrossRef]
19. Gollob, C.; Ritter, T.; Kraßnitzer, R.; Tockner, A.; Nothdurft, A. Measurement of Forest Inventory Parameters with Apple Ipad pro and Integrated Lidar Technology. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 3129. [CrossRef]
20. Çakir, G.Y.; Post, C.J.; Mikhailova, E.A.; Schlautman, M.A. 3D LiDAR Scanning of Urban Forest Structure Using a Consumer Tablet. *Urban Sci.* **2021**, *5*, 88. [CrossRef]
21. Ross, R.J.; Ward, J.C.; Tenwolde, A. *Identifying Bacterially Infected Oak by Stress Wave Nondestructive Evaluation*; US Department of Agriculture: Washington, DC, USA, 1992.
22. Worrall, J. Wood Decay. Available online: https://forestpathology.org/general/wood-decay/ (accessed on 3 July 2023).
23. Oberle, B.; Ogle, K.; Zanne, A.E.; Woodall, C.W. When a Tree Falls: Controls on Wood Decay Predict Standing Dead Tree Fall and New Risks in Changing Forests. *PLoS ONE* **2018**, *13*, e0196712. [CrossRef]
24. Brookes, A. *Preventing Death and Serious Injury from Falling Trees and Branches*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2007.
25. Eriksson, K.-E.L.; Blanchette, R.A.; Ander, P. *Microbial and Enzymatic Degradation of Wood and Wood Components*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 1990; ISBN 978-3-642-46689-2.
26. Mendel University in *Brno armillaria* spp. Available online: https://rumex.mendelu.cz/atlasposkozenidrevin/index.php/vaclavka/ (accessed on 10 December 2023).
27. Gilman, E.F. Trunk Bulges. University of Florida. Available online: https://hort.ifas.ufl.edu/woody/trunk-bulges.shtml (accessed on 10 December 2023).
28. Zeidler, A.; Cancer. Czech University of Life Sciences. Available online: https://r.fld.czu.cz/vyzkum/multimedia/lexikon_vad/rakovina.htm (accessed on 10 December 2023).
29. Kobza, M.; Ostrovský, R.; Adamčíková, K.; Pastirčáková, K. Stability of Trees Infected by Wood Decay Fungi Estimated by Acoustic Tomography: A Field Survey. *Trees* **2022**, *36*, 103–112. [CrossRef]
30. Rinn, F. Central Basics of Sonic Tree Tomography. *J. Soc. Comm. Arb.* **2014**, *19*, 8–10.
31. Casula, G.; Fais, S.; Cuccuru, F.; Bianchi, M.G.; Ligas, P.; Sitzia, A. Decay Detection in an Ancient Column with Combined Close-Range Photogrammetry (Crp) and Ultrasonic Tomography. *Minerals* **2021**, *11*, 1114. [CrossRef]
32. Ning, X.; Ma, Y.; Hou, Y.; Lv, Z.; Jin, H.; Wang, Z.; Wang, Y. Trunk-Constrained and Tree Structure Analysis Method for Individual Tree Extraction from Scanned Outdoor Scenes. *Remote Sens.* **2023**, *15*, 1567. [CrossRef]
33. Bryson, M.; Wang, F.; Allworth, J. Using Synthetic Tree Data in Deep Learning-Based Tree Segmentation Using LiDAR Point Clouds. *Remote Sens.* **2023**, *15*, 2380. [CrossRef]
34. Liu, B.; Huang, H.; Su, Y.; Chen, S.; Li, Z.; Chen, E.; Tian, X. Tree Species Classification Using Ground-Based LiDAR Data by Various Point Cloud Deep Learning Methods. *Remote Sens.* **2022**, *14*, 5733. [CrossRef]
35. Pu, L.; Xv, J.; Deng, F. An Automatic Method for Tree Species Point Cloud Segmentation Based on Deep Learning. *J. Indian Soc. Remote Sens.* **2021**, *49*, 2163–2172. [CrossRef]
36. Goodfellow, I.; Bengio, Y.; Courville, A. *Deep Learning*; MIT Press: Cambridge, MA, USA, 2016.
37. Seidel, D.; Annighöfer, P.; Thielman, A.; Seifert, Q.E.; Thauer, J.H.; Glatthorn, J.; Ehbrecht, M.; Kneib, T.; Ammer, C. Predicting Tree Species From 3D Laser Scanning Point Clouds Using Deep Learning. *Front. Plant. Sci.* **2021**, *12*, 635440. [CrossRef] [PubMed]
38. Liu, B.; Chen, S.; Huang, H.; Tian, X. Tree Species Classification of Backpack Laser Scanning Data Using the PointNet++ Point Cloud Deep Learning Method. *Remote Sens.* **2022**, *14*, 3809. [CrossRef]
39. Qi, C.R.; Su, H.; Mo, K.; Guibas, L.J. PointNet Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation. In Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, HI, USA, 22–25 July 2017; pp. 652–660.
40. Boulch, A.; Guerry, J.; Le Saux, B.; Audebert, N. SnapNet: 3D Point Cloud Semantic Labeling with 2D Deep Segmentation Networks. *Comput. Graph.* **2018**, *71*, 189–198. [CrossRef]
41. ÚHÚL. Informace o Lesním Hospodářství. Available online: https://geoportal.uhul.cz/mapy/mapylhpovyst.html (accessed on 10 July 2023).
42. Czech geological Survey. Czech Geological Survey Geological Map 1:50000. Available online: https://mapy.geology.cz/geocr50/ (accessed on 10 July 2023).

43. Czech geological Survey. Czech Geological Survey Soil Map 1:50000. Available online: https://mapy.geology.cz/pudy/# (accessed on 10 July 2023).
44. Czech Hydrometeorological Institute Historical Data—Meteorology and Climatology. Available online https://www.chmi.cz/historicka-data/pocasi/mapy-charakteristik-klimatu (accessed on 10 July 2023).
45. Lens Buddy, v20 Lens Buddy Selfie Timer Photo Video Filter Camera LLC, Adam Szedelyi. 2023.
46. Agisoft Metashape, v1.8.4.14856, Agisoft LLC., St. Petersburg, RF, 2023.
47. 3D Scanner App, v2.0.5, Laan Labs, New York, USA, 2023.
48. ArborSonic 3D, Fakopp Enterprise BT, Agfalva, Hungary, 2023.
49. Kazhdan, M.; Bolitho, M.; Hoppe, H. Poisson Surface Reconstruction. In Proceedings of the Eurographics Symposium on Geometry Processing, Sardinia, Italy, 26–28 June 2006.
50. CloudCompare. CloudCompare, 2023.
51. Griffiths, D. Point Cloud Classification with PointNet. Available online: https://keras.io/examples/vision/pointnet/ (accessed on 10 July 2023).
52. Jertec, A.; Bojanić, D.; Bartol, K.; Pribanić, T.; Petković, T.; Petrak, S. On Using PointNet Architecture for Human Body Segmentation. In Proceedings of the 11th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), Dubrovnik, Croatia, 23–25 September 2019; IEEE: New York, NY, USA, 2019; p. 253257.
53. Choi, S.; Kim, D.; Park, S.; Paik, J. Point Cloud-Based Lane Detection for Optimal Local Path Planning. In Proceedings of the International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC) IEEE, Jeju, Republic of Korea, 6–9 February 2022; pp. 1–4.
54. Scholl, V.M.; McGlinchy, J.; Price-Broncucia, T.; Balch, J.K.; Joseph, M.B. Fusion Neural Networks for Plant Classification: Learning to Combine RGB, Hyperspectral, and Lidar Data. *PeerJ* **2021**, *9*, e11790. [CrossRef] [PubMed]
55. Mäyrä, J.; Keski-Saari, S.; Kivinen, S.; Tanhuanpää, T.; Hurskainen, P.; Kullberg, P.; Poikolainen, L.; Viinikka, A.; Tuominen, S.; Kumpula, T.; et al. Tree Species Classification from Airborne Hyperspectral and LiDAR Data Using 3D Convolutional Neural Networks. *Remote Sens. Environ.* **2021**, *256*, 112322. [CrossRef]
56. Fan, G.; Chen, F.; Li, Y.; Liu, B.; Fan, X. Development and Testing of a New Ground Measurement Tool to Assist in Forest GIS Surveys. *Forests* **2019**, *10*, 643. [CrossRef]
57. Windrim, L.; Carnegie, A.J.; Webster, M.; Bryson, M. Tree Detection and Health Monitoring in Multispectral Aerial Imagery and Photogrammetric Pointclouds Using Machine Learning. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* **2020**, *13*, 2554–2572. [CrossRef]
58. Boulch, A.; Le Saux, B.; Audebert, N. Unstructured Point Cloud Semantic Labeling Using Deep Segmentation Networks. In Proceedings of the Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval, EG 3DOR, Lyon, France, 23–24 April 2017; Eurographics Association: Eindhoven, The Netherlands, 2017; Volume 2017, pp. 17–24.
59. Romero, M.; Interian, Y.; Solberg, T.; Valdes, G. Training Deep Learning Models with Small Datasets. *arXiv* **2019**, arXiv:1912.06761. [CrossRef]
60. Chandrarathne, G.; Thanikasalam, K.; Pinidiyaarachchi, A. A Comprehensive Study on Deep Image Classification with Small Datasets. *Adv. Electron. Eng.* **2019**, *619*, 93–106.

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.

B) Popis detailní architektury stromu

Tato studie má návaznost na předchozí popisovanou práci. Opět bylo snahou odvodit složitější parametry stromů, tentokrát se však jednalo o architekturu stromu. Tím se v rámci popisované studie rozumí tloušťka stromu ve výšce 30 cm nad zemí, výška stromu, počet větví, celková délka větví, objem větví a objem kmene. Studie nese název „*Discovering Tree Architecture: A Comparison of the Performance of 3D Digitizing and Close-Range Photogrammetry*“. Ten napovídá, že k vytvoření 3D bodových mračen se používala opět fotogrammetrie a jako referenční data posloužily modely z magnetického digitizéru Polhemus Fastrak. Tento digitizér vyžaduje po operátorovi důkladné a kontaktní zaznamenání všech částí stromu, a poskytuje tak velice přesné údaje o jeho architektuře. Jelikož jsou ale obě použité metody vhodné jen pro rekonstrukci menších objektů, byly tvořeny modely 30 stromků s maximální výškou do necelých čtyř metrů, z toho 15 stromků bylo listnatých a 15 jehličnatých. Snahou bylo zachytit stromky v době, kdy jsou listnáče bez olistění, aby byla rekonstrukce architektury fotogrammetrií co možná nejpřesnější a porovnat tyto výsledky s jehličnany, které v bodových mračnech obsahují i asimilační orgány. Jehličí bylo do jisté míry z bodových mračen odstraněno, za využití barevné informace, která pro tento účel do omezené míry fungovala. Přesto v bodových mračnech zůstalo po filtrování jehličí stále mnoho šumu. Ten byl způsoben také pohybem stromků ve vánku a bodová mračna tak obsahovala nejen mnoho šumu, ale i artefaktů, jako např. zdvojené větve, nereálně tlusté („rozmazané“) větve apod. Odstranění artefaktů nebylo možné, tak se provedlo pouze filtrování šumu. Teoreticky by bylo možné ručně odstraňovat i některé artefakty, metoda by pak ale pro svou časovou náročnost nebyla výhodná a její relevance by se vytratila. Takto zpracovaná bodová mračna byla dále analyzována pomocí dříve popsaného programu TreeQSM.

Výsledky porovnání ukázaly, že modely se shodovaly převážně jen v případě jednodušších, dvourozměrných, parametrů, kterými je tloušťka ve výšce 30 cm nad zemí, výška stromu a délka větví v různých řádech větvení. Objemové parametry jako celkový objem dřevní hmoty a objem různých řádů větvení se shodovaly jen někdy, jak je detailněji popsáno v přiložené studii. Neshoda panovala také při porovnání délky kmene, což je dáno rozdílnou metodikou, kterou tento parametr odhadoval program TreeQSM a kterou použil operátor magnetického digitizéru.

Práce tedy potvrdila, že pozemní fotogrammetrie je vhodná k určení jen některých parametrů architektury stromu. Lze se domnívat, že při zkoumání úhlů nasazení větví, by se také dosáhlo poměrně přesných výsledků. Ze závěrů studie totiž vyplývá, že především objemové parametry vykazují největší rozdíly. Tyto rozdíly způsobil

pravděpodobně pohyb větví ve větru a vznik artefaktů v bodovém mračnu. Navzdory tomu však byly délky stále určeny správně.
Publikovaná studie do jisté míry vypovídá i o potenciálu vzdušné fotogrammetrie z dronu, aplikované na vzrostlé solitérní stromy. Trajektorie sběru fotografií u malých stromů se totiž velmi podobá trajektorii, z níž lze sbírat data dronem a byla popsána v dřívějších pracích [118].
V návaznosti na studii stanovující detekci hniloby kmenů, byly touto prací doplněny další aspekty potenciálu pozemní fotogrammetrie. Tu lze doporučit pro rekonstrukci jednoduchých scén u nichž nehrozí pohyb objektů ve větru nebo z jiných důvodů. Překvapivě i za zdánlivého bezvětří se totiž drobné struktury stromů pohybují, čímž vznikají chyby v rekonstrukci. Dále je fotogrammetrie velice náchylná na kvalitu sbíraných dat, jejichž sběr může být proto poměrně časově náročný a nezaručující kvalitní výstupy. Z tohoto důvodu je pro velké množství lesnických aplikací vhodnější použít metody laserového skenování, uváděné v dalších dvou prezentovaných studiích.

Celé znění studie „*Discovering Tree Architecture: A Comparison of the Performance of 3D Digitizing and Close-Range Photogrammetry*“, publikované v žurnálu MDPI Remote Sensing, v roce 2025, se nachází níže:

remote sensing

MDPI

Article

Discovering Tree Architecture: A Comparison of the Performance of 3D Digitizing and Close-Range Photogrammetry

Kristýna Šleglová *, Marek Hrdina and Peter Surový

Faculty of Forestry and Wood Sciences, Czech University of Life Sciences Prague, Kamýcká 129, 16500 Prague, Czech Republic; hrdinam@fld.czu.cz (M.H.); surovy@fld.czu.cz (P.S.)
* Correspondence: sleglova@fld.czu.cz

Abstract: Accurate measurement of tree architecture is vital for understanding forest dynamics and supporting effective forest management. This study evaluates close-range photogrammetry (CRP) using TreeQSM (v2.4.1) software, reconstructing 3D tree structures in both deciduous and coniferous species and comparing its performance to the Fastrak 3D digitizing method. CRP proved less labor-intensive and effective for estimating parameters like tree height, stem diameter, and volume of thicker branches in small trees. However, it struggled with capturing intricate structures, overestimating volumetric values and underestimating branch lengths and counts. Mean relative root mean square errors for height, diameter at 0.3 m height, volume, and branch count were 34.19%, 69.9%, 107.87%, and 142.03%, respectively. These discrepancies stem from challenges in reconstructing moving objects and filtering non-woody elements. While CRP shows potential as a complementary method, further advancements are necessary to improve 3D tree model reconstruction, emphasizing the need for ongoing research in this domain.

Keywords: Fastrak Polhemus; close-range photogrammetry; crown architecture; 3D reconstruction; tree morphology

check for updates

Academic Editor: Qinghua Guo

Received: 22 November 2024
Revised: 16 December 2024
Accepted: 1 January 2025
Published: 8 January 2025

Citation: Šleglová, K.; Hrdina, M.; Surový, P. Discovering Tree Architecture: A Comparison of the Performance of 3D Digitizing and Close-Range Photogrammetry. *Remote Sens.* **2025**, *17*, 202. https://doi.org/10.3390/rs17020202

Copyright: © 2025 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

1. Introduction

Measuring forest attributes using laser scanning, unpiloted aerial vehicles, and other remote sensing techniques has recently become a trend. These methods allow researchers to detect, for example, dead trees, bark beetle infestations, or to perform forest inventory on large scales in a very short time [1]. However, to understand the forest as a whole superorganism, it is essential to understand each tree and its individual architecture [2]. To accurately assess tree growth, it is possible to understand and define growth as the net production of foliage, the increment in branch thickness or length, and the export of photosynthates to the trunk. Growth is understood as a result of five interacting processes: leaf development, branching, the production of new woody tissue, branch elongation, and gradual dieback [3]. The morphology of tree branches can be described by the spatial distribution of branch segments or the curvature of the entire branch profile under its own weight, and these processes together create the tree's architecture, where the partitioning of biomass between branch growth and export to the trunk is controlled by the phenology of shoot (branch) growth [4]. One of the new approaches to measuring three-dimensional tree architecture at the branch level is the use of a 3D digitizer (3SPACE FASTRAK, Polhemus (Company: NEUROSPEC AG, Stans, Switzerland Version: 1.0)) in combination with custom DiplAmi software for data control and acquisition [5]. This method was successfully applied by Sinoquet and Rivet for the architectural description of young walnut trees with

satisfactory visual comparisons to photographs [6]. Here, the authors investigated the relationship between topological and geometric variables in individual trees. The study found a correlation mainly with the characteristics of the parent shoot from the previous year, though it focused on adult walnut trees using 3D digitization technology rather than smaller plants [6]. The digitization of smaller plants has been addressed in several other studies, which generally concluded that 3D models can reveal differences in structure and development between individuals under varying environmental conditions [7,8]. The data can provide important information on branch morphology, the spatial distribution of leaf area, and fruits, which is consistent with previously obtained results in other studies [9]. In 2005, research by Cardillo (2005) [10] focused on the response of cork oak seedlings to a light gradient during their first growing season. The seedlings were grown with different mesh filters and watered to full soil capacity. The response to different light levels was assessed in terms of morphology and growth, measuring heights, diameters, photosynthetic apparatus dimensions, and biomass both above and below ground. The greatest morphological plasticity was observed in leaf size, which increased to 5.8 cm^2 in shade compared to 1.8 cm^2 in full sunlight [11].

A key trend in current research is tracking carbon fixation by individual trees, as this measurement accurately captures not only crown growth but also its spatial distribution. This can reveal whether more carbon is sequestered on the southern or northern side of the tree and whether the tree stores more carbon in its canopy at a younger or older age. To obtain such data, describing the architecture of a tree at a fine level, several methods may be considered appropriate [12,13].

In the proposed study, the Fastrak Polhemus Magnetic Digitizer and digital photogrammetry will be used. Both methods can provide the 3D structure of trees at a certain accuracy level, which will further be evaluated [14].

The Magnetic Digitizer directly provides 3D coordinates of manually detected features, making it a very precise measuring tool [15]. The manufacturer of the Fastrak reports an error of 0.7 cm for XYZ positions depending on the distance from the magnetic field source [16]. However, the accuracy of the measurement is primarily affected by the methodology and errors caused during manipulation with the device. The errors that may cause larger errors in the outcome appear due to human error, unwanted metal objects in the vicinity of the Fastrak Digitizer or weather conditions, mainly rain or wind.

Compared to the Fastrak Digitizer, close-range photogrammetry will be evaluated as an alternative to the method. Photogrammetry has emerged as a compelling alternative for reconstructing tree structures [17]. By utilizing stereo photography and algorithms like Structure from Motion (SfM) and Multi-View Stereo (MVS), photogrammetry leverages information from one or more 2D images to create virtual 3D point clouds. This technique allows for the efficient capture of complex scenes or tree architectures, providing precise measurements of parameters such as diameter at breast height (DBH) and height, often with accuracy comparable to manual methods [9,18,19]. Furthermore, in comparison to the Fastrak Digitizer, photogrammetry is generally less influenced by weather conditions, making it a cost-effective option for faster and larger-scale assessments. However, the impact of wind-caused movement of the scanned trees is an important obstacle in the precise close-range photogrammetric reconstruction, as the SfM algorithm expects the objects to be static. A study by Yun et al. [20] demonstrates how this issue with tree movement could be handled in the case that LiDAR data are used, highlighting the usage of wood–leaf classification algorithms, space colonization algorithms and others, leading to digital models of tree volume and leaf area even in the case of wind-suppressed trees. However, the algorithm might not be appropriate for the detailed reconstruction of tree architecture at a fine level, as it was primarily used for another reason in the cited study.

Also, it needs to be verified in some future work whether the used algorithms are able to work properly in the case of photogrammetric data, in case the tree point cloud is too incomplete.

The photogrammetric data in this study are evaluated using TreeQSM software, which offers automated ways for creating Quantitative Structure Models (QSMs) of trees based on point clouds and delivers a wide range of tree parameters in a single processing run [21,22]. Originally, the software was intended to be used for LiDAR data evaluation, but in the proposed study, photogrammetric point clouds of small trees will be used, as it may be possible to reconstruct small trees well. The QSM creation relies on fitting 3D cylinders into the point cloud, trying to copy the structure of a tree as well as possible while coping with noise and gaps in the point cloud [23]. Alternatives to the TreeQSM method include the SimpleTree [24] and AdQSM [25] programs, which claim to incorporate certain improvements over TreeQSM. All these software tools employ similar Quantitative Structure Modelling algorithms; however, TreeQSM is frequently used as a benchmarking method, and its code appears to be actively maintained. For these reasons, TreeQSM will be utilized in the present study. For estimating less detailed parameters, such as lengths or angles, skeletonization algorithms may also be employed [26]. However, compared to TreeQSM, these algorithms provide only a fraction of the detailed information that TreeQSM is capable of delivering.

The proposed study aims to build upon the above-mentioned findings by comparing the accuracy of measurements obtained from the Fastrak Polhemus system and close-range photogrammetry. The strengths and limitations of each method will be investigated, particularly regarding user-induced errors and external factors like wind and rain that may affect measurement accuracy, as well as the properties of the scanned features, namely small trees.

The results of our study could enhance the existing knowledge of forest ecosystem dynamics and architecture, providing valuable insights for future research and detailed tree reconstruction practices. By emphasizing the potential of both photogrammetry and the Fastrak Polhemus system, we aim to contribute to the development of more efficient and precise methodologies for analyzing tree architecture.

2. Materials and Methods

2.1. Study Area

The study area, an ornamental garden called "Libosad", is located in the "Suchdol" region of Prague city in the Czech Republic at coordinates 50°8′25″N, 14°22′25″W, within the campus of the Czech University of Life Sciences in Prague (Figure 1).

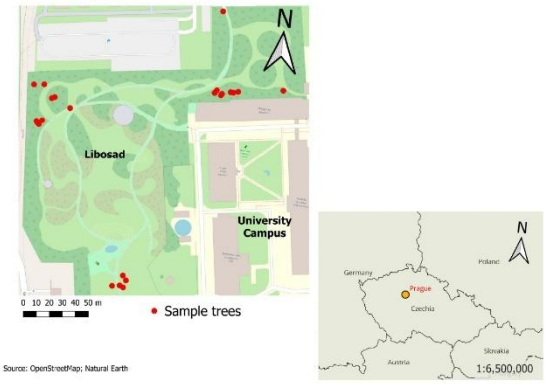


Figure 1. Research area within the Czech University of Life Sciences.

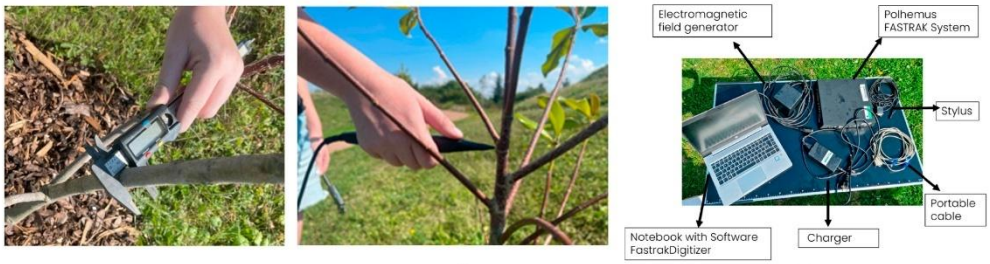
2.2. Data Collection

For this study, a total of 30 trees were selected, consisting of 15 deciduous and 15 coniferous species, with a maximum height of approximately 2.5 m. The trees were selected to represent a variety of growth forms, ranging from simple structures with only a few main branches to complex structures characterized by numerous small, intertwined branches or even additional vegetation. This diversity was chosen to ensure that the algorithms used in the study were tested against a wide range of structural scenarios.

2.2.1. Fastrak Digitizer Data Collection

The selected sample trees were processed using the Fastrak Polhemus magnetic digitizer (NEUROSPEC AG, Stans, Switzerland, software version 1.0) to generate detailed 3D models of the trees. This device is renowned for its precision in capturing the overall architecture of trees, especially in instances where parts of the tree overlap. The Digitizer records point positions with a manufacturer-stated accuracy of 0.08 cm and branching angles with a precision of 0.15° across the X, Y, and Z coordinates, making it one of the most reliable methods for such measurements [16,27]. However, the method may be limited by the reach of the magnetic field, whose source needs to be less than three meters from the recorded object, making it hard to collect information about higher spots, although it is theoretically possible after replacing the magnetic field source. Similarly, the method requires the operator to touch the object with a stylus. These aspects exclude the practical and rational use of this method for large trees.

The output models are provided in a Cartesian coordinate system, with the origin located at the source of the magnetic field. To ensure precise and comprehensive measurements of the crown architecture, it is crucial to position the tree within the magnetic field generated by a designated generator during the measurement process. The first measurement is taken at the base of the trunk, followed by a point at the start of the first branches, capturing a segment or section of the trunk. This process continues sequentially up to the tree's apex. The same method is applied to first-order branches, with subsequent measurements taken for all higher-order branches. In this study, particular focus was placed on measuring these branches to achieve a detailed and accurate representation of the tree's structure (see Figure 2).



(**a**) (**b**) (**c**)

Figure 2. Fastrak Polhemus usage: (**a**) thickness measurement, (**b**) stylus and (**c**) whole device.

2.2.2. Photogrammetric Data Collection

In order to reconstruct selected trees, smartphone (iPhone 12 Pro or iPhone 14 Pro) images had to be acquired. Both smartphones were used to acquire 12 Mpx images, which is possible on iPhone 14 Pro, thanks to pixel binning in its quad-pixel sensor [28]. The imagery was mostly obtained in the morning times or during cloudy days in winter months, in leaf-off conditions for the deciduous tree species. The photoshoot times had to be selected

with consideration of the windy conditions in the study area, as the object's movement in the wind causes significant issues with photogrammetric 3D reconstruction later [29]. The time periods were also chosen to avoid direct sunlight on the target trees. These factors help to reduce the undesirable effects of sharp lighting, strong shadows, and branch occlusions.

However, despite these precautions, the lighting conditions during data acquisition were not optimal in some cases, where the photos were taken while a nearby building cast shadows over the examined trees, simulating diffused light conditions. However, this was not equivalent to the true diffused light seen on cloudy days. As a result, the optimal lighting conditions were not achieved in these cases, and the ISO and shutter speed settings may have been negatively impacted. Although most of the collected JPEG images were captured at the lowest possible ISO of 32 and a relatively fast shutter speed of around 1/215 s, suggesting generally good lighting during the shoot, some adverse effects may still have occurred. The process itself was conducted using the LensBuddy (v60) app [30], which allows the user to preset parameters for sequential imaging.

In the case of this study, the image was taken approximately every second, and the number of images per tree ranged from 349 to 909, depending on tree size, complexity, and light conditions.

Before images of every tree were taken, paper markers for scaling and referencing, exported from Agisoft Metashape software (v2.0.4) [31], had to be placed around each tree, as depicted in Figure 3. Most of the markers were placed vertically or horizontally on the ground around a tree, but there were also smaller markers placed on some of the tree's branches, especially in cases where multiple tree crowns touched. Afterwards, each tree was captured in photos while the camera copied a circular trajectory consisting of four or five circles, depending on the complexity of the examined tree. The first circle provides information on the general habitus of the tree and the location of the markers, while the remaining parts of the trajectory aim to get a closer view of the parts of the tree, such as the bottom, central, and terminal parts of its stem. If possible, closer details were captured along the main branches or inside the crown.

Figure 3. Paper markers used for photogrammetry in simple and complex conditions.

2.3. *Data Analysis*

2.3.1. Fastrak Digitizer Tree Reconstruction

To accurately assess the structural characteristics of each branch segment, a specific mathematical expression was developed to enable the summation of lengths for each branch and order separately. This detailed approach is crucial for generating precise three-

dimensional models of tree architecture, which in turn enhances our understanding of tree health, growth patterns, and responses to environmental changes.

The formula used to calculate the length L of a branch segment is expressed as:

$$L = \sum_{n=i} \left(\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \right) \quad (1)$$

In this equation, L represents the total length of the branch, n denotes the number of segments within the branch, and i corresponds to the rank order of the branch. The coordinates [x_1,y_1,z_1] and [x_2,y_2,z_2] define the starting and ending points of each segment. This formulation enables a comprehensive evaluation of the geometric structure of the branches, contributing to a deeper understanding of how tree morphology affects light capture and carbon sequestration.

To further assess the volume of these branch segments, an additional mathematical expression was employed, which is critical for estimating biomass and assessing structural integrity. The volume V of each segment is calculated using:

$$V = \frac{\pi}{4} \cdot \frac{d_0^2 + dn^2}{2} \cdot L \quad (2)$$

Here, V indicates the volume of the segment, with d_0 representing the diameter of the initial segment and d_n reflecting the diameter of the subsequent segment. Once again, parameter L denotes the length of the segment. This method provides valuable insights into the physical dimensions of tree branches, supporting the modelling of canopy structure and enhancing the accuracy of biomass estimates, particularly through the application of remote sensing techniques.

By using this approach, researchers can gain a deeper understanding of the relationships between tree structure, light interception, and carbon storage, which is critical for ecological and environmental studies.

2.3.2. Photogrammetric Tree Reconstruction

The processing of collected images was conducted in Agisoft Metashape software (v2.0.4) [31] and followed the basic steps, such as marker detection, visual control of detected markers, camera alignment, its optimization, dense cloud generation, color calibration and dense point cloud filtering.

The settings for camera alignment were set for the highest possible accuracy. Generic preselection and adaptive camera model fitting were disabled. The Reference preselection option was set to Estimated. Also, the dense point cloud was created using ultra-high quality with no filtering. The setting for point confidence calculation was enabled, as point confidence values are very valuable features for further point cloud editing and filtering.

Filtering of the dense point cloud was necessary, as the original data were excessively noisy and unsuitable for analysis in their initial form. Therefore, filtering based on point confidence, color, or shape was performed using CloudCompare software (v2.13.2) [32]. In most cases, the removal of outlying points or point clusters was successfully done using the Connected Components function. For evergreen tree species, attempts were made to remove the organs of the assimilation apparatus from the scans, primarily using HSV color composition or geometrical features, as described by Hackel et al. [33]. The geometrical features described in the latter study were also used for the semi-automatic segmentation of trees from the terrain. In many cases, the shapes of tree branches were clearly incorrect, with diameters often overestimated. Additionally, some branches may have appeared multiple times in the scan, likely due to tree movement caused by wind, leading to co-registration errors. Automated filtering of these points proved to be impossible, so they

were either slightly filtered using the Connected Components function or left unfiltered for rationalization of the process. The results of this filtering can be seen in Figure 4.

Figure 4. Unfiltered and filtered CRP point cloud of a small tree.

The filtered dense point clouds were subsequently imported into TreeQSM (v2.4.1) software, which is utilized in the following steps of the workflow. TreeQSM is capable of generating Quantitative Structure Models (QSMs) of individual trees based on their point clouds. The resulting models provide information on diameters, volumes, branch counts, branch angles, stem taper curves, and various other aspects of tree architecture. For this study, each tree was evaluated ten times by the program, as the process has stochastic elements, and outputs can vary even with the same input. Repeating the procedure multiple times increases the reliability of the final mean values, as recommended by the software's authors [21].

2.3.3. Comparison of Both Methods

Statistical evaluation was conducted using R software (v1.0) and Python (v3.10) [34,35]. Scatterplots were used to visually represent the data obtained by both methods, as shown in the results section. A more detailed analysis was conducted using paired *t*-tests and effect size (Cohen's d) computations. The paired *t*-test was applied to paired observations of each parameter obtained from photogrammetry and Fastrak measurements. While this test determines whether any observed discrepancies are statistically significant, it does not primarily quantify the magnitude of these discrepancies. Therefore, Cohen's d was also calculated to assess the effect size and provide a measure of the practical significance of the differences.

These graphs and statistical parameters effectively highlight the differences between the two measurement methods. The RMSE and rRMSE were calculated for each parameter, including height, DBH, volume, and total branch count, to assess accuracy. To ensure transparency, all results were analyzed without the removal of extreme values.

The structural comparison of the two types of 3D models was conducted using the Cloud-to-Cloud Distance function in CloudCompare software (v2.13.2) [26], following the methodology used by Jafari et al. [36].

3. Results

In the final analysis, data obtained through close-range photogrammetry (CRP) were compared with those from the precise Fastrak Digitizer method. A visual representation can be seen in Figure 5. Table 1 presents the modelling accuracies for several parameters

of deciduous and coniferous trees, evaluated using mean absolute error (MAE) and relative root mean square error (rRMSE) values. The results highlight notable differences in photogrammetric performance between the two tree types, capturing the limitations of the photogrammetric workflow.

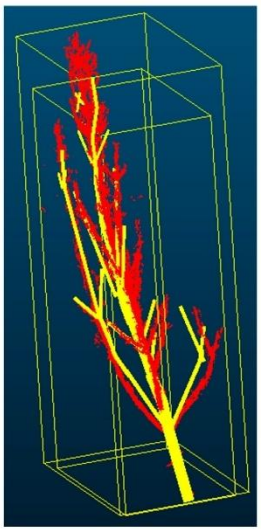


Figure 5. Visual tree structure comparison. Red color: CRP point cloud. Yellow color: Fastrak 3D model.

Table 1. Mean absolute error and rRMSE of CRP in the estimation of studied parameters.

	Deciduous Trees		**Coniferous Trees**	
	MAE	**rRMSE [%]**	**MAE**	**rRMSE [%]**
Height [m]	0.48	34.19	0.49	37.19
D_{03} [cm]	1.38	87.00	1.79	58.81
Length [m]	21.56	123.47	32.79	102.27
Volume [dm^3]	11.58	73.91	20.07	115.39
Number of branches	109.18	145.87	147.27	131.40

Tree height for both deciduous and coniferous trees was measured with similar error levels despite photogrammetric structure-from-motion (SfM) reconstructions encountering challenges with the finer, more mobile structures of deciduous trees compared to conifers. This was surprising, as the quality of deciduous-tree point clouds was subjectively worse than the quality of conifer-tree point clouds. The mean absolute errors for stem diameter at 0.3 m above ground reflect issues related to stem occlusion from dense needle-covered branches, which also contributes to inaccuracies in the estimated volume, total length of woody components, and the number of branches. These parameters appear to be reconstructed with higher accuracy for deciduous trees in leaf-off conditions.

The proposed study examined not only the parameters shown in Table 1 but also more detailed parameters related to the finer structures of tree architecture. General results for these additional parameters are presented in Table 2. As indicated, certain parameters, particularly those involving small structures, were not accurately reconstructed using photogrammetry.

Table 2. Results of paired *t*-tests (*p*-value) and the measure of effect size for deciduous, coniferous and all species together. Bold *p*-values refer to the non-rejected null hypothesis. Single-underlined effect size values refer to underestimation (d < −0.2), and double-underlined values refer to overestimation (d > 0.2).

Parameter	Paired *t*-Test (*p*-Value)			Effect Size (Cohen's d)		
	All	Deciduous	Coniferous	All	Deciduous	Coniferous
D_{03}	**0.332**	**0.234**	**0.853**	0.180	0.321	0.049
H max	**0.756**	**0.754**	**0.511**	−0.057	0.083	−0.174
L branches	**0.395**	0.043	**0.494**	0.158	0.574	−0.181
L total	**0.741**	**0.369**	0.003	0.065	0.539	−0.234
L branch. 1st	**0.187**	**0.511**	0.049	−0.246	0.174	−0.555
L branch. 2nd	**0.828**	**0.105**	**0.581**	0.040	0.448	−0.146
L branch. 3rd	0.002	0.015	0.048	0.629	0.718	0.558
L branch. 4th	**0.652**	0.032	**0.386**	0.083	0.616	−0.231
L trunk	0.028	**0.369**	0.003	−1.090	−0.527	−11.369
N branch. 1st	0.000	**0.050**	0.001	−0.780	−0.554	−1.068
N branch. 2nd	**0.180**	**0.546**	**0.148**	−0.251	0.160	−0.396
N branch. 3rd	0.004	0.002	**0.312**	0.565	1.006	0.271
N branch. 4th	0.000	0.007	0.004	0.771	0.817	0.877
N branch. total	**0.826**	0.011	**0.316**	0.040	0.755	−0.268
V branch. 1st	0.018	0.030	**0.270**	−0.458	−0.622	−0.296
V branch. 2nd	**0.103**	**0.846**	**0.106**	0.308	0.051	0.446
V branch. 3rd	0.004	**0.075**	0.025	0.566	0.496	0.649
V branch. 4th	0.007	**0.102**	0.008	0.536	0.470	0.806
V branches	**0.423**	**0.307**	**0.278**	0.148	−0.273	0.291
V total	**0.448**	0.021	**0.956**	−0.141	−0.671	0.015

3.1. Comparison of Tree Heights

Estimates of tree height using the Fastrak system and photogrammetry were compared for deciduous and coniferous trees separately (Figure 6).

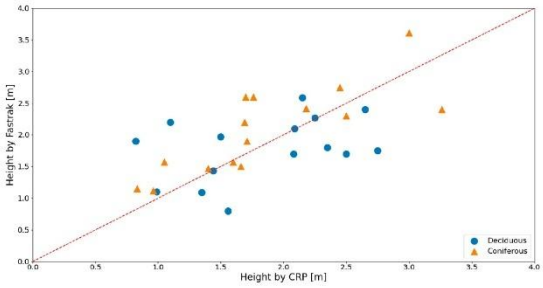


Figure 6. Comparison of tree heights measured by Fastrak and CRP on two tree types.

For all species studied, photogrammetry demonstrated success in estimating tree heights comparable to those measured by the Fastrak method. However, the effect size analysis in Table 2 reveals a slight underestimation of coniferous tree heights, which is also evident in the basic statistical summary of the selected trees shown in Table 3.

Table 3. Description of tree heights observed by Fastrak and CRP methods.

	Deciduous Trees		Coniferous Trees	
	CRP	Fastrak	CRP	Fastrak
Mean height	1.84	1.79	1.85	2.08
Standard deviation	0.63	0.51	0.71	0.69
Minimum height	0.82	0.80	0.83	1.12
Maximum height	2.75	2.59	3.26	3.61

3.2. Comparison of D_{03}

Estimates of tree diameter at 0.3 m above ground obtained through the Fastrak system and close-range photogrammetry (CRP) were compared for both deciduous and coniferous trees, as shown in Figure 7. Consistent with the findings presented in Table 2, CRP successfully estimated diameters at this height; however, the scatterplot in Figure 7 reveals some visible discrepancies between the two methods. For deciduous trees, the effect size (d = 0.32) and sample means (μ_{CRP} = 3.59 cm; μFastrak = 2.82 cm) suggest a tendency for CRP to slightly overestimate diameter compared to the Fastrak system. Despite this observed difference, the paired *t*-test (p = 0.23) indicates that the difference is not statistically significant.

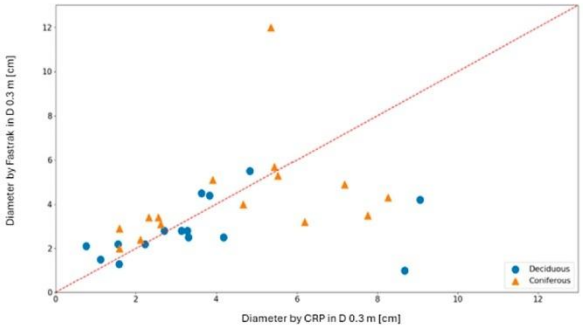


Figure 7. Comparison of stem diameters at 0.3 m height (D_{03}) measured by Fastrak and CRP.

Additionally, the basic descriptive statistics for the sample are presented in Table 4, providing a broader context for understanding the sample variation and distribution of measurements across the observed trees.

Table 4. Overall description of the diameter at 0.3 m height observed by both compared methods.

	Deciduous Trees		Coniferous Trees	
	CRP	**Fastrak**	**CRP**	**Fastrak**
Mean D_{03}	3.59	2.82	4.48	4.35
Standard deviation	2.44	1.29	2.28	2.38
Minimum D_{03}	0.76	1.00	1.59	2.00
Maximum D_{03}	9.06	5.50	8.27	12.00

3.3. Comparison of Tree Volume

Figure 8 provides a comparison of the estimated volumes for deciduous and coniferous trees. The CRP method demonstrated a high level of accuracy in estimating the volume of coniferous trees, with a *p*-value of 0.96, supporting the null hypothesis that there is no significant difference between CRP and the reference measurements. However, for deciduous trees, the null hypothesis was rejected (p = 0.021), indicating a significant underestimation by the CRP method, with an effect size of −0.67. This suggests a moderate discrepancy in the volumetric assessment of deciduous trees when using photogrammetry.

These results pertain to the overall volume estimation of all woody components. A more detailed analysis focusing on the thinner, more intricate structures of the trees will be discussed in the subsequent sections, providing further insights into the limitations and accuracy of the CRP method for these finer architectural details.

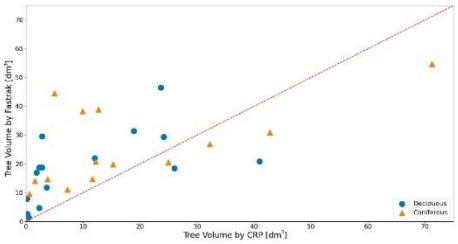


Figure 8. Comparison of total tree volumes measured by Fastrak and CRP.

3.4. The Detailed Volume of Each Branching Order Comparison

The volumetric estimates of branches across hierarchical levels (1st to 4th order) offer valuable insights into the accuracy of photogrammetry when applied to complex tree structures. Notably, for the thickest branches (1st order), the CRP method demonstrated accurate reconstruction primarily for coniferous trees ($p = 0.27$), while overall, the volumes of 1st-order branches tended to be underestimated, as indicated by the negative effect size values and as illustrated in Figure 9a.

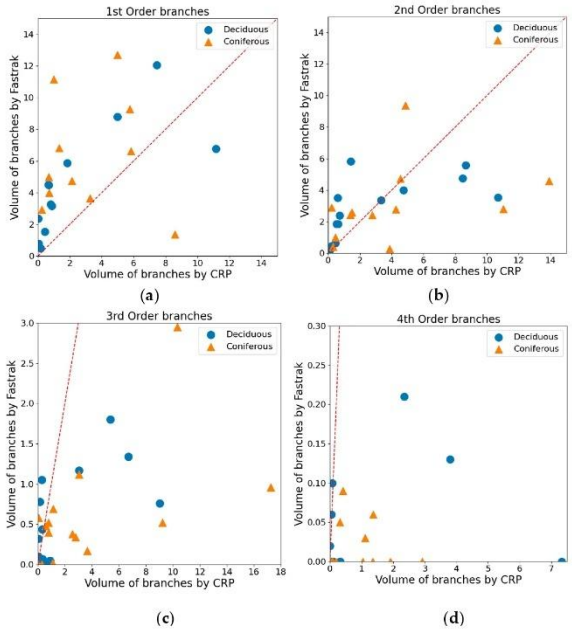


Figure 9. Difference in branch volume based on branching order. (**a**) shows the case of 1st branching order, (**b**) depicts 2nd branching order, (**c**) shows the 3rd order and (**d**) views the case of 4th branching order. Positive difference values suggest overestimation of the CRP method.

Conversely, an overestimation trend was observed for both 3rd- and 4th-order branches. However, a statistically significant similarity between CRP and Fastrak estimates was only achieved for deciduous trees at these branching levels. This disparity may be attributed to the challenges of detecting and filtering coniferous branches in point clouds, where dense foliage and needle structures complicate accurate volume estimation.

For 2nd-order branches, the CRP method performed consistently well across both tree types, with p-values exceeding the significance threshold of $\alpha = 0.05$, suggesting that these mid-sized branches were reconstructed accurately by photogrammetry.

These results may also be influenced by inaccuracies in branch lengths and counts, as detailed in Table 2, which will be discussed further in the next section.

3.5. Comparison of the Length and the Number of Branches

The error in branch volume estimation could, among other factors, be influenced by the number of detected branches and their actual lengths. Similar to the volume results, these parameters were assessed through hypothesis testing using paired t-tests.

Encouragingly, for 2nd-order branches, the CRP method yielded satisfactory results, successfully detecting branches whose counts and lengths closely matched those measured by the Fastrak method. However, for other branching orders, the results showed statistical significance in some instances, though no consistent pattern emerged across either deciduous or coniferous trees. A detailed summary of the paired t-test outcomes is provided in Table 2, whereas the comparison of the observed values is provided in Figures 10 and 11.

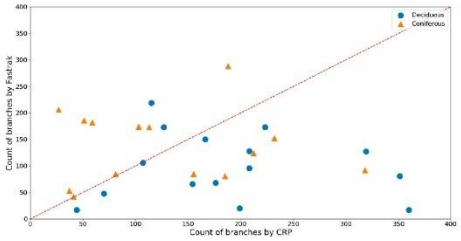


Figure 10. Comparison of the estimated total numbers of branches.

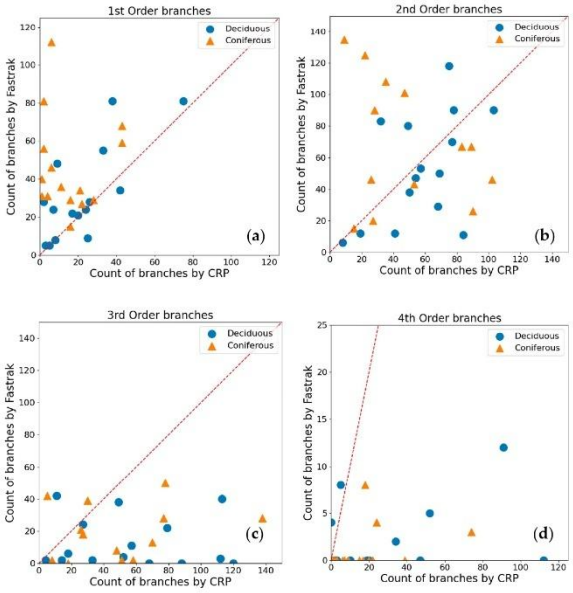


Figure 11. Difference in branch counts based on branching order. (**a**) shows the case of 1st branching order, (**b**) depicts 2nd branching order, (**c**) shows the 3rd order and (**d**) views the case of 4th branching order. Positive difference values suggest an overestimation of the CRP method.

Effect size analysis indicates that the CRP method generally overestimates both the number of detected branches and their lengths. This tendency toward overestimation highlights potential limitations in CRP accuracy, particularly as branch complexity increases.

3.6. Comparative Analysis of Structural Variability in 3D Models

Visual comparison of the produced models lacks the objectivity needed to assess model accuracy accurately. Human perception readily distinguishes tree parts, often leading to an overestimation of similarity among 3D models (see Figure 5). To provide a more objective analysis, a cloud-to-cloud distance comparison was conducted, yielding insights into the structural variability and complexity of deciduous and coniferous trees. These findings have valuable implications for ecological modelling and structural analysis of tree crowns.

A comparative analysis of 3D models generated for deciduous and coniferous trees revealed significant differences in spatial parameters between models produced by the Fastrak Digitizer and photogrammetric methods. For deciduous trees (Table 5), maximum distances of points to the reference model ranged from 1.54 cm to 79.86 cm, with average point distances spanning 1.43 to 21.26 cm. In contrast, coniferous trees showed greater variability, with maximum distances reaching up to 115.23 cm and average distances from 5.30 to 25.23 cm, indicating a more complex crown structure that poses challenges in reconstruction. Standard deviations for coniferous trees (Table 6) ranged from 1.73 to 22.55, suggesting a larger dispersion in point distances. These values indicate how much the parameters of branch length, tree height and others were influenced by the limitations of close-range photogrammetry, leading to over- or underestimation of volume calculations.

Table 5. Comparison of cloud-to-cloud distances in centimeters between 3D models of deciduous trees. The maximal error indicates the maximal possible systematical error.

Deciduous				
No.	**Maximal Distance**	**Average Distance**	**Standard Deviation**	**Maximal Error**
1	36.32	3.02	3.67	0.84
2	22.10	1.43	2.25	0.82
3	28.46	3.03	3.34	0.83
4	16.10	2.58	1.99	0.93
5	78.40	21.26	15.13	0.76
6	59.63	11.62	12.12	0.89
7	79.86	11.98	12.56	0.85
8	13.41	2.09	1.44	0.73
9	22.30	4.93	3.78	0.43
10	1.54	1.51	1.61	0.27
11	14.07	2.20	2.21	0.42
12	14.24	1.79	1.64	0.62
13	32.98	5.36	4.79	0.45
14	35.96	6.45	5.40	0.69
15	28.95	4.99	3.94	0.94

Table 6. Comparison of cloud-to-cloud distances in centimeters between 3D models of coniferous trees. The maximal error indicates the maximal possible systematical error.

Coniferous				
No.	**Maximal Distance**	**Average Distance**	**Standard Deviation**	**Maximal Error**
1	28.35	5.30	3.82	0.85
2	16.26	3.68	2.59	1.06
3	32.20	6.77	4.23	0.89
4	13.29	2.58	1.73	0.65
5	49.51	10.44	6.82	0.90
6	55.68	12.88	9.56	0.69

Table 6. *Cont.*

Coniferous				
No.	**Maximal Distance**	**Average Distance**	**Standard Deviation**	**Maximal Error**
7	115.23	25.23	22.55	1.10
8	59.66	10.21	9.42	0.99
9	14.71	3.87	2.66	0.32
10	21.36	5.23	3.40	0.62
11	60.67	19.03	12.15	0.59
12	46.59	10.21	7.43	0.92
13	42.92	8.23	7.2	0.58
14	38.36	7.47	6.11	0.38
15	34.60	6.99	6.15	0.55

4. Discussion

Nowadays, studying the architecture of woody plants, especially in young specimens, is becoming increasingly important because of the desire to understand tree growth [37]. This raises the question of whether photogrammetry can achieve the same level of accuracy as Fastrak Polhemus technology. While Fastrak Polhemus is known for its minimal measurement errors when assessing young trees, its time requirements in the field may not always be optimal [38,39] and the average time required during this study was approximately 45 min for field data collection and 30 min for data evaluation per 1-m-tall tree. However, the time consumption increases with the complexity of the crown or branching structure. Consequently, close-range photogrammetry emerges as a promising alternative. Its use demonstrated a significant reduction in human time consumption. Image acquisition requires approximately five minutes, and manual processing of the point cloud in the computer circa 20 min. However, the computer processing time for photogrammetric reconstruction could extend up to three hours, in complex scenes, while the Quantitative Structure Modelling (QSM) calculation requires about 15 min of time, depending on the number of iterations performed in order to improve the statistical reliability of the final QSM. The image-processing time could however be further reduced by implementing novel algorithms as improved Harris+SURF described by Zhu et al. [40].

The analysis focused on the results of paired *t*-tests and effect size values for four key measurement accuracy indicators: tree height, D_{03} (Diameter at 0.3 m height), volume, and number of branches.

Height and tree stem diameter measurements showed the greatest consistency between the two methods, while the largest discrepancies were observed in the estimation of individual branching order parameters, such as volume or count of branches. These significant errors likely appeared due to branch occlusion caused by the tree's assimilation apparatus, making it challenging to capture accurate photographs of the thin tree structures and inner parts of the tree crown. Additionally, the removal of assimilation organs in the 3D models led to the loss of some woody parts, as illustrated in Figure 12 or Figure 4. The complexity of effectively removing surrounding cloud points, especially in conifers, further impacts measurement accuracy. Deciduous trees present challenges, too, as their greater movement in wind conditions complicates the photogrammetric reconstruction of top shoots. This movement not only decreases confidence in the 3D point cloud data but also generates substantial noise, leading to the loss of thin branches during filtering due to their already low reconstruction confidence. These and some more factors are also mentioned in other studies and are a common issue with photogrammetry [21,34,35], and the impacts were numerically summarized in the comparative analysis of the proposed study. The presence of persistent noise introduces errors in branch count and length estimations, as the TreeQSM program interprets this noise as actual data [41]. It is very likely that the reduction in these impacts would dramatically improve the performance of the photogrammetry.

Practically, in outdoor conditions of a forest or park, these influences might only be reduced by the acquisition of a larger number of images in better light conditions, especially from angles revealing the inner architecture of a tree crown. Nonetheless, a proper workflow needs to be used to successfully use the Structure-from-Motion algorithm for point cloud creation. Some co-registration issues of the photogrammetric point clouds might be successfully solved by using other algorithms, less prone to errors due to object movement, such as Non-Rigid Structure from Motion (NRSfM) or Optical Flow [42,43]. These algorithms have not yet been tested for estimating parameters in forest environments or individual tree measurements.

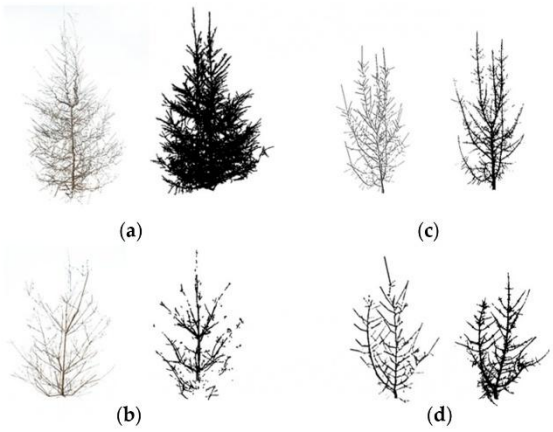


Figure 12. Visualization of Fastrak (**left**) and CRP (**right**) 3D models for coniferous (**a**,**b**) and deciduous trees (**c**,**d**).

Studies comparing remote sensing methods for tree architecture reconstruction are rare nowadays, and compared to the few available studies, e.g., Miller et al., the relative performance can be observed. Miller et al. manually measured 30 potted trees and compared the data to photogrammetric 3D reconstructions. The 3D model dimensions were also measured manually using Agisoft PhotoScan (v2.0.4.) software. Using these methods, height was measured with an rRMSE of 3.74%, DBH with an rRMSE of 9.6%, branch volume with an rRMSE of 47.53% and total volume with an rRMSE of 18.53% [17]. Very similar results were also shown in a study by Morgenroth and Gomez [44]. These results show significantly better performance than those of the proposed study. On the other hand, the methodology of the two latter studies required a large amount of manual labor, and the photoshoot conditions were more convenient. In the proposed study, the workflow consisted of automatically performing dimension estimations provided by TreeQSM software, and the trees were grown naturally in the soil without the possibility of being replaced with a more appropriate space with less wind and fewer obstacles. The main source of error in the presented study is likely the fact that during manual measurement of tree dimensions in a 3D model, a person can accurately estimate where branches begin and end, even in a very sparse point cloud. In contrast, when using software, this ability is lost, and the result depends on the density of the point cloud, which is negatively affected by the previously mentioned phenomena.

Similarly, tiny structures, as in the proposed study, were also examined in a study by Koeser et al. [45]. This study computed the volume of tree roots and also used CRP for this purpose. The rRMSE in the estimates was 12.3%, and the results suggested that photogrammetry is suitable for these purposes.

Other published studies usually aim to estimate forest inventory attributes of mature trees, mostly DBH and height of mature trees. Comparing these results with the results achieved in the proposed study should justify the methods used, even though the results indicated improvements are necessary. In a study by Surový et al. [27], data from 20 mature trees were evaluated using CRP, and the final RMSE for the trunk DBH was 1.87 cm. Similarly, Mokroš et al. [18] achieved DBH estimates with an rRMSE of less than 2%.

In contrast, our study found an RMSE for the diameter of deciduous trees at 1.38 cm and coniferous trees at 1.79 cm, corresponding to relative errors of 87% and 58.8%, respectively. Although these results are worse than those in the mentioned studies, it is important to consider that our study focused on small trees, with often strongly occluded stems and more complex architecture, and the overall task was more demanding. A view of the results achieved on small trees in contrast to mature trees implies that the larger the objects are, the better the obtained results.

Ground-based photogrammetry is potentially highly accurate for measuring trunk diameter and tree height. However, this method tends to be less precise for volume measurements. The type of tree also plays a significant role in measurement accuracy. The results of this study indicate that the reconstruction of deciduous and coniferous trees encounters distinct challenges, each specific to the tree type. For deciduous trees, lengths and volumes were estimated more accurately, likely due to their simpler branching patterns and crown structure. In contrast, coniferous trees, despite their more complex branching and denser crowns, exhibited higher accuracy in branch count estimates using photogrammetry. However, these structural complexities in conifers made it more challenging to accurately measure other parameters, such as volume.

It is strongly advised to pay attention to the aspects that decrease the quality of photogrammetry, as these are likely the main issues in this topic, as mentioned earlier in the text. Possibly, different scanning methods, like TLS or MLS, with sufficient resolution may be appropriate for this task but have not been sufficiently tested in this field so far [20].

Authors of the proposed study believe that these results may bring more awareness to the topic of tree architecture reconstruction, and further research on the 3D data analysis will be performed with a particular aim on easy-to-use and more automated processing.

5. Conclusions

The comparison of close-range photogrammetry (CRP) with the precise Fastrak digitizing method for measuring various tree parameters reveals that photogrammetry faces notable challenges in accurately estimating parameters of smaller, intricate tree structures. These challenges likely stem from difficulties in photogrammetrically reconstructing moving objects and effectively filtering out non-woody elements. Fastrak has proven to be a reliable tool for complex and detailed measurements, while CRP, despite its limitations, has demonstrated success in reconstructing certain parameters for small trees, such as tree height, stem diameter, and the length and volume of thicker branches.

Photogrammetry shows a tendency to overestimate volumetric values while generally underestimating branch lengths and counts, particularly for coniferous trees. The overall mean relative root mean square errors (rRMSEs) observed for height, diameter of stem (D_{03}), volume, and branch count were 34.19%, 69.9%, 107.87%, and 142.03%, respectively. These findings suggest that current photogrammetry-based modelling methods for trees lack precision in certain areas, highlighting the need for further algorithmic improvements to enhance 3D model reconstruction and estimation accuracy.

As a result, Fastrak remains the preferred method for detailed and highly accurate tree parameter measurements, especially where fine structural details are essential.

Author Contributions: Conceptualization, K.Š. and M.H.; methodology, K.Š. and M.H.; validation, M.H. and K.Š.; formal analysis, M.H; investigation, M.H.; resources, M.H. and K.Š.; data curation, M.H. and K.Š.; writing—original draft preparation, M.H. and K.Š.; writing—review and editing, M.H.; visualization, M.H.; supervision, P.S.; project administration, P.S.; funding acquisition, P.S. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: The work was financially supported by project TH74010001 funded by the Technological Agency of the Czech Republic through the program CHIST-ERA and the Faculty of Forestry and wood sciences, Czech University of Life Sciences Prague through grant FORESTin3D.

Data Availability Statement: The data are not publicly available due to its extensive storage requirements. Data are available upon request by the authors.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflicts of interest.

References

1. Hauglin, M.; Rahlf, J.; Schumacher, J.; Astrup, R.; Breidenbach, J. Large Scale Mapping of Forest Attributes Using Heterogeneous Sets of Airborne Laser Scanning and National Forest Inventory Data. *For. Ecosyst.* **2021**, *8*, 65. [CrossRef]
2. Monat, J.P. The Self-Awareness of the Forest. *Futures* **2024**, *163*, 103429. [CrossRef]
3. Pretzsch, H. *Forest Dynamics, Growth and Yield: From Measurement to Model*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2010; ISBN 9783540883067.
4. Roth-Nebelsick, A.; Miranda, T.; Ebner, M.; Konrad, W.; Traiser, C. From Tree to Architecture: How Functional Morphology of Arborescence Connects Plant Biology, Evolution and Physics. *Palaeobiodiversity Palaeoenvironments* **2021**, *101*, 267–284. [CrossRef]
5. Sinoquet, H.; Rivet, P. Measurement and Visualization of the Architecture of an Adult Tree on a Three-Dimensional Digitising Device. *Trees* **1997**, *11*, 265–270. [CrossRef]
6. Sinoquet, H.; Rivet, P.; Godin, C. Assessment of the Three-Dimensional Architecture of Walnut Trees Using Digitising. *Silva Fenn.* **1997**, *31*, 5624. [CrossRef]
7. Watanabe, T.; Hanan, J.S.; Room, P.M.; Hasegawa, T.; Nakagawa, H.; Takahashi, W. Rice Morphogenesis and Plant Architecture: Measurement, Specification and the Reconstruction of Structural Development by 3D Architectural Modelling. *Ann. Bot.* **2005**, *95*, 1131–1143. [CrossRef] [PubMed]
8. Gilmore, D.W.; Seymour, R.S. Crown Architecture of Abies Balsamea from Four Canopy Positions. *Tree Physology* **1997**, *17*, 71–80. [CrossRef] [PubMed]
9. Eliopoulos, N.J.; Shen, Y.; Nguyen, M.L.; Arora, V.; Zhang, Y.; Shao, G.; Woeste, K.; Lu, Y.H. Rapid Tree Diameter Computation with Terrestrial Stereoscopic Photogrammetry. *J. For.* **2020**, *118*, 355–361. [CrossRef]
10. Cardillo, E.; Bernal, C.J. Morphological Response and Growth of Cork Oak (*Quercus suber* L.) Seedlings at Different Shade Levels. *For. Ecol. Manag.* **2006**, *222*, 296–301. [CrossRef]
11. Fang, R.; Strimbu, B.M. Comparison of Mature Douglas-Firs' Crown Structures Developed with Two Quantitative Structural Models Using TLS Point Clouds for Neighboring Trees in a Natural Regime Stand. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 1661. [CrossRef]
12. Stephenson, N.L.; Das, A.J.; Condit, R.; Russo, S.E.; Baker, P.J.; Beckman, N.G.; Coomes, D.A.; Lines, E.R.; Morris, W.K.; Rüger, N.; et al. Rate of Tree Carbon Accumulation Increases Continuously with Tree Size. *Nature* **2014**, *507*, 90–93. [CrossRef]
13. Noulèkoun, F.; Mensah, S.; Kim, H.S.; Jo, H.; Gouwakinnou, G.N.; Houéhanou, T.D.; Mensah, M.; Naab, J.; Son, Y.; Khamzina, A. Tree Size Diversity Is the Major Driver of Aboveground Carbon Storage in Dryland Agroforestry Parklands. *Sci. Rep.* **2023**, *13*, 22210. [CrossRef]
14. Šleglová, K.; Brichta, J.; Bílek, L.; Surový, P. Measuring the Canopy Architecture of Young Vegetation Using the Fastrak Polhemus 3D Digitizer. *Sensors* **2024**, *24*, 109. [CrossRef]
15. Jaiswal, A.; Nenonen, J.; Parkkonen, L. On Electromagnetic Head Digitization in MEG and EEG. *Sci. Rep.* **2023**, *13*, 3801. [CrossRef]
16. Colchester, G. *3SPACE® FASTRAK® User Manual*; OPM00PI002 REV. G; Polhemus Incorporated: Colchester, VT, USA, 2012.
17. Miller, J.; Morgenroth, J.; Gomez, C. 3D Modelling of Individual Trees Using a Handheld Camera: Accuracy of Height, Diameter and Volume Estimates. *Urban For. Urban Green.* **2015**, *14*, 932–940. [CrossRef]
18. Mokroš, M.; Výbošťok, J.; Tomaštík, J.; Grznárová, A.; Valent, P.; Slavík, M.; Merganič, J. High Precision Individual Tree Diameter and Perimeter Estimation from Close-Range Photogrammetry. *Forests* **2018**, *9*, 696. [CrossRef]
19. Hrdina, M.; Surový, P. Internal Tree Trunk Decay Detection Using Close Range Remote Sensing Data and the PointNet Deep Learning Method. *Remote. Sens.* **2023**, *15*, 5712. [CrossRef]
20. Yun, T.; Eichhorn, M.P.; Jin, S.; Yuan, X.; Fang, W.; Lu, X.; Wang, X.; Zhang, H. A Framework for Phenotyping Rubber Trees under Intense Wind Stress Using Laser Scanning and Digital Twin Technology. *Agric. For. Meteorol.* **2025**, *361*, 110319. [CrossRef]

21. Raumonen, P.; Kaasalainen, M.; Åkerblom, M.; Kaasalainen, S.; Kaartinen, H.; Vastaranta, M.; Holopainen, M.; Disney, M.; Lewis, P. Fast Automatic Precision Tree Models from Terrestrial Laser Scanner Data. *Remote Sens.* **2013**, *5*, 491–520. [CrossRef]
22. Zaforemska, A.; Gaulton, R.; Mills, J.; Xiao, W. Evaluation of Low-Cost Photogrammetric System for the Retrieval of 3D Tree Architecture. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2023**, *XLVIII-1/W2-2023*, 1097–1104. [CrossRef]
23. Markku, Å.; Raumonen, P.; Kaasalainen, M.; Casella, E. Analysis of Geometric Primitives in Quantitative Structure Models of Tree Stems. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 4581–4603. [CrossRef]
24. Hackenberg, J.; Spiecker, H.; Calders, K.; Disney, M.; Raumonen, P. SimpleTree —An Efficient Open Source Tool to Build Tree Models from TLS Clouds. *Forests* **2015**, *6*, 4245–4294. [CrossRef]
25. Dong, Y.; Fan, G.; Zhou, Z.; Liu, J.; Wang, Y.; Chen, F. Low Cost Automatic Reconstruction of Tree Structure by Adqsm with Terrestrial Close-Range Photogrammetry. *Forests* **2021**, *12*, 1020. [CrossRef]
26. Jiang, A.; Liu, J.; Zhou, J.; Zhang, M. Skeleton Extraction from Point Clouds of Trees with Complex Branches via Graph Contraction. *Vis. Comput.* **2021**, *37*, 2235–2251. [CrossRef]
27. Surový, P.; Yoshimoto, A.; Panagiotidis, D. Accuracy of Reconstruction of the Tree Stem Surface Using Terrestrial Close-Range Photogrammetry. *Remote Sens.* **2016**, *8*, 123. [CrossRef]
28. Apple Inc. *IPhone 14 Pro—Technical Specifications, Cupertino, USA*. 2022. Available online: https://support.apple.com/en-us/111849 (accessed on 1 December 2024).
29. Frey, J.; Kovach, K.; Stemmler, S.; Koch, B. UAV Photogrammetry of Forests as a Vulnerable Process. A Sensitivity Analysis for a Structure from Motion RGB-Image Pipeline. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 912. [CrossRef]
30. Szedelyi, A. *Lens Buddy (v60)*; iOS. Lens Buddy Selfie Timer Photo Video Filter Camera LLC. 2023. Available online: https://apps.apple.com/us/app/lens-buddy-self-timer-camera/id1289471945 (accessed on 1 December 2024).
31. Agisoft LLC. *Agisoft Metashape (v2.0.4)*; Software; Agisoft LLC.: St. Petersburg, Russia, 2023.
32. CloudCompare. *CloudCompare (v2.13.2)*; Télécom ParisTech and EDF R&D: Paris, France, 2023.
33. Hackel, T.; Wegner, J.D.; Schindler, K. Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds. In Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2016; pp. 1610–1618.
34. Verzani, J. *Getting Started with RStudio*; O'Reilly Media, Inc.: Newton, MA, USA, 2011.
35. Thomas, R.; Lello, J.; Medeiros, R.; Pollard, A.; Robinson, P.; Seward, A.; Smith, J.; Vafidis, J.; Vaughan, I. *Data Analysis with R Statistical Software A Guidebook for Scientists*; Eco-Explore: Newport, UK, 2017.
36. Jafari, B.; Khaloo, A.; Lattanzi, D. Deformation Tracking in 3D Point Clouds Via Statistical Sampling of Direct Cloud-to-Cloud Distances. *J. Nondestruct. Eval.* **2017**, *36*, 65. [CrossRef]
37. Anest, A.; Charles-Dominique, T.; Maurin, O.; Millan, M.; Edelin, C.; Tomlinson, K.W. Evolving the Structure: Climatic and Developmental Constraints on the Evolution of Plant Architecture. A Case Study in Euphorbia. *New Phytol.* **2021**, *231*, 1278–1295. [CrossRef] [PubMed]
38. Mokro, M.; Liang, X.; Surový, P.; Valent, P.; Čerňava, J.; Chudý, F.; Tunák, D.; Saloň, I.; Merganič, J. Evaluation of Close-Range Photogrammetry Image Collection Methods for Estimating Tree Diameters. *ISPRS Int. J. Geoinf.* **2018**, *7*, 93. [CrossRef]
39. Korpela, I. *Individual Tree Measurements by Means of Digital Aerial Photogrammetry*; Finnish Society of Forest Science: Helsinki, Finland, 2004; ISBN 9514019156.
40. Zhu, R.; Guo, Z.; Zhang, X. Forest 3D Reconstruction and Individual Tree Parameter Extraction Combining Close-Range Photo Enhancement and Feature Matching. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 1633. [CrossRef]
41. Raumonen, P. *TreeQSM Quantitative Structure Models of Single Trees from Laser Scanner Data Instructions for MATLAB-Software TreeQSM, Version 2.4.0*; Tampere University of Technology: Tampere, Finland, 2013.
42. Liu, J.; Shen, X.; Hu, Y. Monocular Reconstruction of Non-Rigid Shapes Using Optical Flow Feedback. In Proceedings of the 2017 International Conference on Virtual Reality and Visualization (ICVRV), Zhengzhou, China, 21–22 October 2017; IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2017; pp. 24–29.
43. Guo, Y.; Dai, Z.; Zhu, X. A Tracking and Mapping Method for Visually-Degraded Environment. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2024**, *XLVIII-4–2024*, 633–638. [CrossRef]
44. Morgenroth, J.; Gomez, C. Assessment of Tree Structure Using a 3D Image Analysis Technique—A Proof of Concept. *Urban For. Urban Green.* **2014**, *13*, 198–203. [CrossRef]
45. Koeser, A.K.; Roberts, J.W.; Miesbauer, J.W.; Lopes, A.B.; Kling, G.J.; Lo, M.; Morgenroth, J. Testing the Accuracy of Imaging Software for Measuring Tree Root Volumes. *Urban For. Urban Green.* **2016**, *18*, 95–99. [CrossRef]

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.

C) Využití low-cost skenerů

Laserové skenování je skvělou alternativou fotogrammetrie. Jeho průběh je podstatně intuitivnější, spolehlivější, při velkoplošných aplikacích i detailnější, přičemž časová náročnost je podobná či spíše dokonce nižší než při sběru fotografií. Často uváděnou nevýhodou TLS a MLS je ale velmi vysoká pořizovací cena skenerů. Z tohoto důvodu byla provedena studie nazvaná „*Obtaining the Highest Quality from a Low-Cost Mobile Scanner: A Comparison of Several Pipelines with a New Scanning Device*“. Jejím cílem bylo porovnání čtyř laserových skenerů, z nichž dva pochází od předních výrobců těchto zařízení (TLS– Trimble TX8 a MLS– GeoSLAM ZEB Horizon) a dva jsou levnějšími alternativami (MLS– mapry LA03 a MLS– iPhone 14 Pro). Skenování se všemi zařízeními probíhalo ze stejné trajektorie, přičemž TLS Trimble TX8 byl používán ze stanovisek, nacházejících se na téže trajektorii.
Porovnání skenerů bylo provedeno jednak pomocí plošné pokryvnosti, jednak pomocí výsledků odhadu DBH a počtu detekovaných stromů. Poslední dvě vlastnosti byly vypočteny analýzou bodových mračen za využití pěti rozdílných algoritmů, tzv. „pipelines“. Z nich čtyři programy zpracovávají bodové mračno automaticky a jedna metoda se zakládá na ruční segmentaci kmenů. Výsledky zpracování se porovnávaly s údaji z manuálního měření lesa průměrkováním naplno. Tloušťková struktura zkoumaného lesa byla poměrně rozmanitá, s velmi bohatým zmlazením dubu červeného (*Quercus rubra*). Rozpětí měřených výčetních tlouštěk tak sahá od 4 cm do 68 cm, což klade vysoké nároky na přesnost skenerů i softwarů při detekci stromů.

Výsledky komparativní analýzy parametrů skenů dokázaly, že levné skenery zachycují menší území a se znatelně nižší hustotou bodů na metr čtvereční než skenery předních značek. To se samozřejmě promítlo i do výsledků určení DBH a detekce stromů.
Čtyři automatizované algoritmy, které byly pro zmíněný úkol použity, se svými výsledky navzájem výrazně lišily, a to i v případě, že analyzovaly totéž bodové mračno. Z automatických analýz bylo nejhorších výsledků dosaženo skenováním na iPhone 14 Pro. To je způsobeno tím, že dosah skeneru je velmi krátký v porovnání s ostatními zařízeními. V nejlepším případě se tak podařilo detekovat pouze okolo 20 % jedinců a průměrná absolutní chyba (MAE; „Mean Absolute Error“) určení DBH byla 9.5 cm.
Hlavní porovnávaný low-cost skener s názvem mapry LA03 dokázal v nejlepších případech poskytnout informace asi o 77 % jedinců a to s chybou MAE 3.6 cm. V porovnání s TLS Trimble TX8 a MLS GeoSLAM ZEB Horizon jsou tyto výsledky poměrně slabé, neboť uvedená zařízení byla v nejlepších případech schopna detekovat takřka 99 % jedinců s chybou MAE pod 1 cm. Nejlepší výsledky analýzy byly konzistentně získávány algoritmem SAMICE („Search And Measure In Complex Environment“), který svými výstupy v několika případech dokonce předčil manuální

metodu zpracování bodového mračna. Ta sloužila jako etalon toho, jak přesné výsledky lze z vytvořených bodových mračen získat.
Na základě výsledků uvedených výše, a detailně rozvedených přímo v přiložené studii, byly odvozeny závěry, že využití skeneru mapry LA03 je zřejmě vhodné pouze ke skenování menších ploch. Ty by svou rozlohou neměly přesahovat cca 15 arů. Jednak je to kvůli omezenému dosahu jeho LiDAR senzoru, jednak kvůli chybám ve SLAM, vznikajícím zřejmě v důsledku skenování velkého území. Tento maloplošný přístup by pravděpodobně mohl být velmi efektivní při využití většího počtu skenerů mapry LA03 zároveň. Protože je cena skeneru asi 10-krát nižší než cena MLS FARO Orbis (současného následníka skeneru GeoSLAM ZEB Horizon), provádění skenování na více místech zároveň by mohlo vést k efektivnímu sběru dat. Tato hypotéza si však zakládá na nepotvrzeném předpokladu, že by skenování malých ploch nevedlo k chybám ve SLAM a podařilo by se rekonstruovat vertikální strukturu v podobné míře, jako to dokáží přední MLS skenery. Proto je potřeba tuto problematiku dále prověřit v dalších vědeckých pracích.

Výše popisovaný vědecký článek je v celém znění přiložen zde:

remote sensing

MDPI

Technical Note

Obtaining the Highest Quality from a Low-Cost Mobile Scanner: A Comparison of Several Pipelines with a New Scanning Device

Marek Hrdina [1], Juan Alberto Molina-Valero [1], Karel Kuželka [1], Shinichi Tatsumi [2], Keiji Yamaguchi [3], Zlatica Melichová [1], Martin Mokroš [1,4] and Peter Surový [1,*]

[1] Faculty of Forestry and Wood Sciences, Czech University of Life Sciences Prague, Kamýcká 129, 16500 Prague, Czech Republic; hrdinam@fld.czu.cz (M.H.); molina_valero@fld.czu.cz (J.A.M.-V.); kuzelka@fld.czu.cz (K.K.); melichovaz@fld.czu.cz (Z.M.); mokros@fld.czu.cz (M.M.)
[2] Graduate School of Agriculture, Kyoto University, Kyoto 606-8502, Japan; community.ecologist@gmail.com
[3] mapry Co., Ltd., Tamba 669-4125, Japan; yamaguchi@mapry.info
[4] Department of Geography, University College London, Gower Street, London WC1E 6BT, UK
* Correspondence: surovy@fld.czu.cz

Abstract

The accurate measurement of the tree diameter is vital for forest inventories, urban tree quality assessments, the management of roadside and railway vegetation, and various other applications. It also plays a crucial role in evaluating tree growth dynamics, which are closely linked to tree health, structural stability, and vulnerability. Although a range of devices and methodologies are currently under investigation, the widespread adoption of laser scanners remains constrained by their high cost. This study therefore aimed to compare high-end laser scanners (Trimble TX8 and GeoSLAM ZEB Horizon) with cost-effective alternatives, represented by the Apple iPhone 14 Pro and the LA03 scanner developed by mapry Co., Ltd. (Tamba, Japan). It further sought to evaluate the feasibility of employing these more affordable devices, even for small-scale forest owners or managers. Given the growing availability of 3D-based forest inventory algorithms, a selection of such processing pipelines was used to assess the practical potential of the scanning devices. The tested low-cost device produced moderate results, achieving a tree detection rate of up to 78% and a relative root mean square error (rRMSE) of 19.7% in diameter at breast height (DBH) estimation. However, performance varied depending on the algorithms applied. In contrast, the high-end mobile laser scanning (MLS) and terrestrial laser scanning (TLS) systems outperformed the low-cost alternative across all metrics, with tree detection rates reaching up to 99% and DBH estimation rRMSEs as low as 5%. Nevertheless, the low-cost device may still be suitable for scanning small sample plots at a reduced cost and could potentially be deployed in larger quantities to support broader forest inventory initiatives.

Keywords: low-cost LiDAR; tree stem; forest structure; diameter at breast height (DBH)

check for updates

Academic Editor: Luis A. Ruiz

Received: 13 May 2025
Revised: 24 June 2025
Accepted: 22 July 2025
Published: 23 July 2025

Citation: Hrdina, M.; Molina-Valero, J.A.; Kuželka, K.; Tatsumi, S.; Yamaguchi, K.; Melichová, Z.; Mokroš, M.; Surový, P. Obtaining the Highest Quality from a Low-Cost Mobile Scanner: A Comparison of Several Pipelines with a New Scanning Device. *Remote Sens.* **2025**, *17*, 2564. https://doi.org/10.3390/rs17152564

Copyright: © 2025 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

1. Introduction

The mapping and monitoring of trees on a global scale are becoming increasingly critical, particularly in light of the growing need to address climate change and rapid ecosystem transformations. This heightened awareness has catalysed the development of innovative strategies, such as climate-smart forestry [1]. In this context, managed forests are expected to become more resilient to climate change by adopting more structured and diverse compositions. However, these changes present new challenges for forest inventories, which must adapt to increasingly complex forest structures.

The integration of advanced technologies into forest inventory practices is thus essential—not only due to their growing availability but also because of their capacity to enhance efficiency, improve accuracy, and facilitate more frequent and extensive data acquisition [2]. At present, national forest inventories (NFIs) serve as the primary mechanism for the monitoring of forests, typically employing statistical sampling frameworks [3]. NFIs generate substantial datasets that are indispensable for policymaking and forest management at national and broader scales [4,5]. However, these inventories suffer from limited spatial coverage relative to the total forested area. Standard NFI protocols employ grid sampling at 1×1 km or, in some instances, 2×2 km intervals, with each plot representing between 0.05 and 0.2 hectares. Consequently, NFIs cover less than one per cent of the total forest area. Remote sensing technologies offer a promising solution to this limitation by significantly expanding the spatial extent of forest monitoring. As a result, current research is increasingly focused on developing cost-effective and operationally viable remote sensing methodologies. For instance, Čerňava et al. [6] demonstrated the feasibility of mounting mobile LiDAR scanners on forest tractors, enabling efficient scanning along forest roads and skidding trails. Similarly, wearable scanning devices have been recognised as practical tools for the collection of data over broader areas with minimal logistical constraints [7,8].

Among the tree attributes that are commonly assessed, the most fundamental include the diameter at breast height (DBH), tree height, tree volume, and species. These parameters form the basis for the estimation of additional characteristics through the application of allometric models [9] or other methods. The DBH, measured at 1.3 m above ground level, is widely used due to its ease of acquisition and its reduced susceptibility to variation caused by root flare [10]. While calliper-based DBH measurement is technically straightforward, it is labour-intensive and time-consuming. Moreover, this method captures only the partial stem geometry, introducing a risk of measurement bias—an issue noted by Shangyang et al. [11]. Similarly, tree height measurements in traditional forestry practices are frequently hampered by visual obstructions in dense, closed-canopy stands. This parameter, although critical, is often subject to significant errors due to limited visibility and operator subjectivity [12]. In contrast, other tree parameters, such as the crown architecture and volume, are generally more challenging to quantify in the field. As a result, most well-established allometric models primarily rely on the DBH and tree height as key input variables [13,14]. Over time, various tools have been developed to improve the speed, precision, and cost-effectiveness of DBH measurement, ranging from traditional callipers to modern LiDAR-based systems [3,4]. Over the past two decades, significant progress has been made in the application of ground-based remote sensing technologies, particularly those employing laser scanning (LiDAR) and photogrammetric techniques. Among these, LiDAR has demonstrated notable operational potential for forest inventory purposes [15]. The introduction of close-range laser scanning devices has led to new possibilities for forestry measurements, contributing to both forest inventory enhancement [16] and forest ecology research [17]. Nonetheless, the effective operational integration of these devices necessitates further research to establish practical workflows and tools tailored to routine use in forestry applications [15].

Terrestrial laser scanners (TLS) were among the first close-range devices adapted for forest measurement. These instruments typically offer high precision but are limited by their requirement for stationary operation during scanning. This constraint leads to occlusions—particularly behind tree stems—that complicate data processing and interpretation [18,19]. A common mitigation strategy involves employing a multi-scan approach, whereby data from multiple vantage points are merged to reduce occlusion. However, this method significantly increases both the data volume and acquisition time [20].

Mobile laser scanning (MLS) offers a compelling alternative to TLS. MLS systems have been extensively studied for forest applications and can be mounted on various carriers, such as all-terrain vehicles (ATVs) or tractors, or operated in handheld configurations [21,22]. When carried by an operator, MLS devices may be either handheld or backpack-mounted [23,24]. Despite the operational advantages of MLS—particularly its mobility and reduced occlusion—the high cost of most commercial systems remains a substantial barrier to widespread adoption. This has prompted growing interest in the development of low-cost MLS alternatives [18].

One such alternative is smartphone-based laser scanning, particularly using LiDAR-equipped iPhones or iPads [25,26]. These devices offer immediate visual feedback, enabling real-time verification and rescanning if necessary. Additionally, they serve as valuable educational tools, allowing students to perform and interpret field scans interactively [26].

Studies have demonstrated the potential of these devices for DBH estimation, achieving root mean square errors (RMSEs) as low as 2.27 cm [23] and up to 4.51 cm [26] in applications using LiDAR-equipped iPhones. Gollob et al. [27] evaluated five DBH estimation approaches using iPad LiDAR, with the best-performing model yielding an RMSE of 3.13 cm. Similarly, Çakir et al. [23] achieved an RMSE of 1.9 cm in managed forests using iPad LiDAR, while Mokroš et al. reported an RMSE of 3.14 cm [28], and Tatsumi et al. achieved 2.32 cm [25]. These results are generally considered acceptable for operational use. However, the primary limitation of this approach lies in its scanning range, which necessitates close proximity to each tree, raising questions about its efficiency for large-scale data collection.

Beyond Apple devices, Android smartphones equipped with the ARTree-Watch application have also demonstrated promising performance. This application generates point clouds by fusing RGB imagery with inertial measurement unit (IMU) data, achieving DBH estimation RMSEs as low as 1.14 cm [29]. Likewise, Hyyppä et al. [30] derived point clouds from range images using the Microsoft Azure Kinect and Google Tango, attaining DBH estimation errors of 1.9 cm and 0.73 cm, respectively. Tomaštík et al. [31] also reported RMSEs ranging from 1.61 to 2.10 cm using the Google Tango.

As highlighted in the aforementioned studies, the equipment cost remains one of the primary constraints to the broader adoption of advanced forest scanning technologies [32]. Addressing this issue, the present study introduces a new handheld, low-cost MLS prototype, developed with an estimated production cost of approximately EUR 2000. This prototype has the potential to be mass-produced, offering an accessible solution for small-scale forest owners, researchers, and institutions with limited budgets.

This study evaluates the performance of the proposed low-cost MLS device in comparison with another affordable alternative—an iPhone LiDAR sensor—and two state-of-the-art systems: the Trimble TLS and the Geoslam ZEB Horizon handheld MLS. Both are widely recognised for their precision and reliability but are associated with significantly higher costs. The comparison focuses on the tree detection capabilities and DBH measurement accuracy, with results from the other devices included to provide insights into the performance achievable across different cost categories. The prototype is described in detail in the following sections, including its hardware specifications and operational features. Furthermore, the study examines the prototype's performance across various open-source data processing pipelines to assess the practical value of the resulting point clouds for forest inventory applications.

2. Materials and Methods

2.1. Study Area

This study was conducted in a forested area on the outskirts of Prague, Czech Republic, within the boundaries of the Roztocký háj–Tiché údolí nature reserve.

The research plot covers an area of approximately 0.4 hectares and comprises a two-storey forest structure dominated by Sessile Oak (*Quercus petraea*) and Northern Red Oak (*Quercus rubra*). The lower storey primarily consists of dense regeneration of Northern Red Oak and Common Hornbeam (*Carpinus betulus*).

The terrain across the entire plot is flat and easily accessible through many pathways, which also determined the shape of the sample plot.

The geographical location of the plot, as well as the positions of 236 individual measured trees, is illustrated in Figure 1.

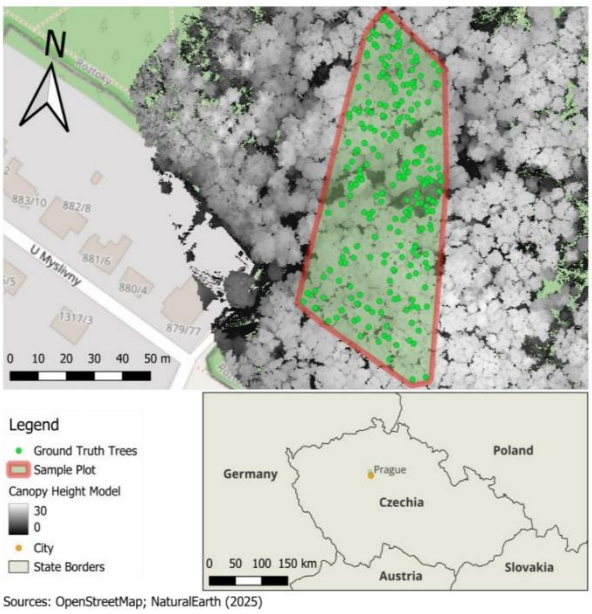


Figure 1. Testing area map showing actual locations of trees.

2.2. The LiDAR Scanner Prototype

The prototype scanning device, designated as LA03 (illustrated in Figure 2a), was developed to provide a compact, cost-effective solution for terrestrial forest data acquisition. At the core of the system is the Livox MID-360 LiDAR sensor (Livox Technology Company Ltd., Wan Chai, Hong Kong) [33], which is capable of detecting objects at distances of up to 40 m. The sensor offers a comprehensive 360° horizontal field of view (FoV), accompanied by a vertical FoV ranging from $-7°$ to $52°$, allowing for extensive spatial coverage with a single pass. This wide-angle sensing capability is particularly advantageous for forest applications, where complex canopy structures and understory vegetation necessitate broad and detailed scanning perspectives.

(**a**) (**b**)

Figure 2. The mapry scanning device LA03 (**a**) and the "mapry" application interface (**b**).

The Livox MID-360 sensor operates by collecting 200,000 first-return points per second, ensuring a dense and continuous stream of three-dimensional data. However, a multi-return scanning mode is not supported. The manufacturer specifies measurement precision of less than 2 cm at a target distance of 10 m, which is suitable for estimating tree attributes such as the diameter at breast height (DBH), stem form, and canopy structure. Additionally, the sensor is produced with an integrated inertial measurement unit (IMU, model ICM40609-D produced by TDK Electronics Ltd (Shanghai, China) [34]), which records orientation and movement data during operation. This information is crucial for post-processing tasks such as trajectory estimation and point cloud registration. Weighing only 265 g, the sensor is compact and lightweight, making it suitable for mobile, backpack-mounted configurations that do not impede operator mobility in forested environments.

The full LA03 system includes several auxiliary components that support its functionality and ensure independent field operation. Power is supplied by an external power bank, allowing for extended use without reliance on fixed infrastructure. Data captured by the sensor are stored locally on a USB flash drive, ensuring robustness and portability in field conditions. A Bluetooth low energy (BLE) module is integrated into the system to enable wireless communication with a dedicated smartphone application, which provides a user-friendly interface for the management of the scanning process. In addition, the device includes a compact RGB camera for the capture of supplementary visual data, which can assist in ground truthing and further documentation.

Control of the scanner is facilitated through the mapry mobile application (Figure 2b), which was developed by one of the study's authors (Keiji Yamaguchi, mapry Co., Ltd., Tamba, Japan) and is currently available for download on the Google Play platform. The primary function of the application is to establish and maintain communication with the LiDAR sensor, enabling real-time monitoring of the system status and sensor diagnostics. Upon confirming that all components are functioning correctly, users can initiate the scanning process directly from the mobile interface. The application allows for the seamless transfer and saving of collected data to a USB storage device in the widely used point cloud data (.pcd) file format, ensuring compatibility with various open-source and commercial point cloud processing tools.

Overall, the LA03 prototype represents a promising advancement in the development of lightweight and affordable mobile laser scanning systems for forestry applications. Its modular design, reliance on off-the-shelf components, and ease of operation make it particularly suitable for fieldwork conducted by smaller research teams, educational institutions, or forest managers operating with limited financial resources.

2.3. Data Collection

As indicated in Figure 3, the data collection process involved terrestrial and mobile LiDAR scanning using four different devices, each representing a distinct category of forest measurement technology.

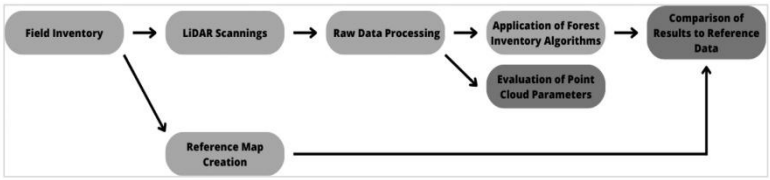
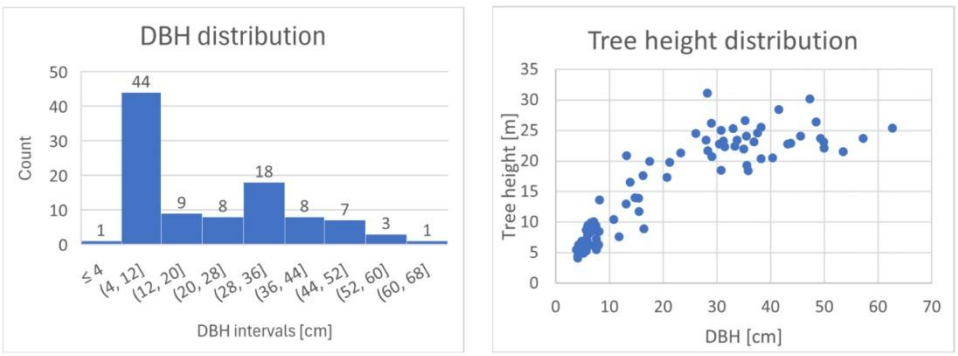


Figure 3. A simple workflow diagram, showing all main steps of the study.

Ground truth reference data were collected in accordance with standard forest inventory methodologies. These included the manual measurement of the diameter at breast height (DBH) at 1.3 m above ground level for each tree (DBH > 4 cm) within the study plot. This was achieved using an electronical calliper, the Haglöf Mantax Digitech (Haglöf, Långsele, Sweden), which was applied to the trees from a random direction to eliminate the possible impact of systematic stem shape irregularities throughout the forest stand. Along with the DBH, the precise geolocation of tree positions using a Sokkia GRX3 (TOPCON EUROPE POSITIONING BV, Zoetermeer, The Netherlands) global navigation satellite system (GNSS) receiver was conducted. The high-accuracy GNSS device ensured reliable spatial reference data, which served as a benchmark in evaluating the geometric accuracy of the point cloud data generated by each scanning system. In such a manner, 236 trees in both the upper and lower storeys were measured, and the overall properties of the measured trees are presented in Figure 4.



(**a**) (**b**)

Figure 4. (**a**) The measured DBH values sorted into 8 cm intervals, depicting the distribution of the DBH throughout the whole sample plot, indicating a two-storey forest stand. (**b**) The distribution of tree heights in relation to the DBH.

All scanning procedures followed a predefined trajectory through the plot (Figure 5), designed to maintain consistency across devices and facilitate the direct comparison of the resulting datasets. The trajectory was established by following distinct pathways within the forest, thereby ensuring consistency across all scanners. The common scanning path ensured that variations in data quality and completeness could be attributed primarily to the characteristics of the scanning systems themselves, rather than differences in spatial coverage or operator behaviour. Although this approach may not be ideal for certain scanner types, particularly those with limited LiDAR beam reach, this study focused on evaluating the potential of the 3D outputs that could be obtained within a comparable time frame. This was performed with consideration of the device cost, which does not necessarily scale proportionally with the scanning performance.

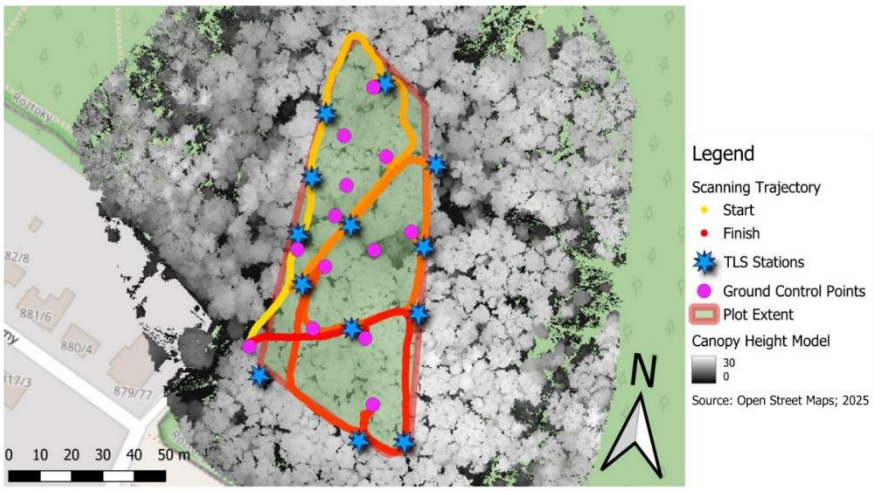


Figure 5. Common trajectory for all scanner types. TLS stations were placed on the trajectory as well.

The LiDAR devices used in this study were as follows.

1. Trimble TX8 (TLS)
   The Trimble TX8 (Trible Inc., Westminster, CA, USA) is a high-end terrestrial laser scanner that employs a multi-scan acquisition strategy. This approach, widely recognised as the most established and conventional LiDAR scanning method in forestry applications, offers the highest spatial resolution and geometric accuracy. In this study, scanning was performed from 13 individual, georeferenced stations strategically distributed along the predefined trajectory to ensure maximum visibility and coverage. The multi-scan technique mitigates occlusion effects by capturing the forest structure from multiple angles, making it the most precise reference system in the comparison. The raw scan data must be processed using the dedicated software Trimble RealWorks (v11.1), which also provides a registration workflow for the processing and merging of multi-scan missions [35]. In this study, cloud-Based registration was employed.
2. GeoSLAM ZEB Horizon (MLS)
   The GeoSLAM ZEB Horizon (GeoSLAM Ltd., Ruddington, UK) is a handheld mobile laser scanner that collects data through a single-pass scan along the designated trajectory. Scanning began and ended at the same location to form a closed-loop trajectory, which supports improved SLAM (Simultaneous Localisation And Mapping) correction [36]. During scanning, the operator maintained a consistent orientation towards

the centre of the plot to ensure optimal coverage of the forest structure. The ZEB Horizon is a commercial-grade mobile laser scanning (MLS) system, recognised for its robustness and reliability in forest environments. Similarly to the Trimble TX8, this device also relies on dedicated commercial software, namely GeoSLAM Hub v6.1.0, for the processing of raw data into point clouds.

3. iPhone (MLS)
   A modern Apple iPhone 14 Pro (Apple Inc., Cupertino, CA, USA), equipped with an integrated LiDAR sensor, was used to perform mobile scanning along the same trajectory. Data collection was carried out using the 3D Scanner App [37], which enables the real-time acquisition and export of point cloud data. The same scanning principles were applied as with the ZEB Horizon and LA03, including consistent device orientation and a closed-loop trajectory, to maintain uniform scanning conditions. However, in the case of this device, suboptimal results can be expected due to the limited 5-metre reach of its LiDAR sensor [38].
4. mapry LA03 (MLS)
   The custom-developed LA03 prototype was evaluated using the same scanning protocol as the ZEB Horizon to ensure comparability. The device was carried along the predefined trajectory, with the operator consistently orienting the sensor towards the plot centre. This ensured consistent scanning geometry and data acquisition conditions, enabling a direct assessment of the prototype's performance relative to more established devices. The device operates via the dedicated Android application mapry, which provides a user interface for the control of the scanner. The collected data are output directly to a USB drive.

This comparative study design enabled a systematic evaluation of each device's capabilities in terms of tree detection, DBH estimation, and overall point cloud quality. By adhering to a consistent scanning strategy and integrating high-accuracy reference data, the methodology provides a robust framework for the assessment of the feasibility and performance of low-cost mobile scanning solutions in forest inventory applications.

2.4. Data Processing and Evaluation

The primary objective of this study is to evaluate the performance of a low-cost mobile laser scanning (MLS) device—specifically, the mapry LA03—by comparing it with other established LiDAR scanning tools. This analysis is conducted under the premise that scanning devices with differing technical specifications—such as point cloud density, spatial resolution, and effective scanning range—may produce varied outputs, which in turn can affect the accuracy of forest inventory metrics, most notably tree detection and diameter at breast height (DBH) estimation.

Recognising that the quality and structure of input 3D data can significantly influence analytical outcomes, this study also investigates how various forest inventory algorithms respond to data from different scanning sources. In particular, it explores whether the data collected by the low-cost mapry device are robust and versatile enough to yield reliable results across a range of analytical approaches. This dual focus enables a comprehensive assessment of both the hardware's capabilities and the practical usability of its output data within common forest inventory workflows.

To this end, five algorithmic pipelines are employed to assess the influence of methodological variations on tree detection and DBH estimation. The intention is not to conduct a comparative evaluation of the algorithms themselves or to identify the "best" pipeline. Rather, the aim is to evaluate the extent to which the data captured by the mapry scanner can support different approaches to automated tree measurement. This approach allows

for a broader understanding of the scanner's practical applicability in diverse analytical contexts and enhances the reproducibility of the results.

Each of the tested pipelines relies on the Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm for DBH estimation, using a circle-fitting approach to approximate tree stem cross-sections. This method is commonly used for its robustness against incomplete scans or outliers, as illustrated in Figure 6. While the circle-fitting component remains consistent across all methods, the pipelines differ significantly in their strategies of detecting tree cross-sections within the point cloud. These detection techniques vary in their sensitivity to point cloud properties such as density, completeness, and noise, all of which are influenced by the characteristics of the scanning device and scanning conditions.

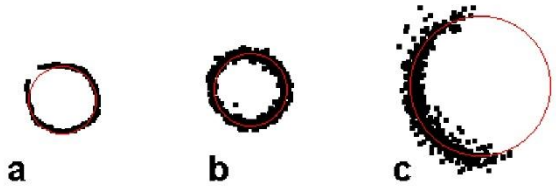


Figure 6. Examples illustrating the circle fitting (red colour) application of the RANSAC algorithm in various scenarios. (**a**)—A nearly complete scan from terrestrial static scanning (TLS). (**b**)—A complete scan from MLS scanning with higher variability. (**c**)—An incomplete scan captured by the mapry device.

Among the factors influencing the DBH estimation accuracy, tree detection plays the most critical role. Incomplete or inaccurate detection of tree stems can lead to substantial errors in DBH values, regardless of the precision of the circle-fitting algorithm. For this reason, this study places particular emphasis on comparing how effectively each pipeline identifies tree stems across the datasets generated by the various scanners. By doing so, it offers insight into the strengths and limitations of the mapry device, not only in terms of raw data capture but also in its integration with existing data processing methodologies commonly used in forest inventory analysis.

As mentioned before, five pipelines are used within this study to assess the reliability of the mapry scanner. These will be described below.

- **Manual Approach**—This method is designed to provide the most accurate information obtainable from LiDAR scans, relying on the manual identification and extraction of stem cross-sections from the data. In contrast, the other methods—3DFIn, FORTLS, SAMICE, and DendRobot—perform fully automated data processing, as detailed in the following sections. While these automated approaches offer greater efficiency, they may introduce potential errors. Such discrepancies can be assessed by comparing their outputs to those obtained through manual processing, which serves as the benchmark for accuracy.

  For the purpose of this method, point clouds from all devices were normalised to a digital terrain model (DTM), created through the rasterisation of the point cloud, detecting the lowest points within 1 m grid cells. Afterwards, a 10-cm-thick horizontal slice at 1.3 m above ground level was extracted. Tree-specific segments were then isolated from these slices using the CloudCompare (v2.13.2) software by combining the Label Connected Components tool [39], with ambiguous segments manually excluded, resulting in a total of up to hundreds of usable cross-sections. Due to the computational limitations of the custom RANSAC algorithm used in this method, the number of points in each section was reduced to a maximum of 600 via random subsampling and further optimised by voxelisation with 1 cm steps. This process

takes less than one minute per tree and its duration increases approximately linearly with larger DBHs.

The RANSAC algorithm in general identifies the most common radius within a dataset by analysing randomly sampled subsets of points. This sampling may be either purely random or exhaustive, testing all possible point combinations. In this study, the latter, known as the brute-force method, was employed. To mitigate its computational demands, the algorithm was optimised for datasets containing fewer than 600 points, thereby avoiding the need for billions of iterations and the substantial storage and processing resources required. For most trees, a sample size of 600 points was found to be sufficient.

The algorithm determines the size and position of a circle for each triplet of points, and the most frequently occurring circle is identified as the correct one. Figure 6 illustrates examples of the outputs generated using this approach.

- **FORTLS**—All aforementioned point cloud data were analysed using the R package FORTLS (v1.2.0) [40]. This package provides an automated workflow for the processing of terrestrial and mobile laser scanning data and is designed to minimise manual intervention while maintaining flexibility through user-defined parameter settings. FORTLS generates key forest inventory outputs, including the diameter at breast height (DBH) and tree spatial location, and is particularly suitable for large-scale or repeatable forest structure assessments.

  During processing, ground points are classified using the Cloth Simulation Filter, and a digital terrain model is generated by spatial interpolation with a k-nearest neighbour approach using inverse distance weighting at a resolution of 0.2 m. The DTM is then used to normalise the point clouds by adjusting point elevations relative to the ground level.

  Tree detection in FORTLS is based on the identification of multiple horizontal cross-sections that are vertically aligned and located above the same ground point. This vertical consistency in cross-section positioning is used to infer the presence of a tree stem [41]. The algorithm searches for such cross-sections at various height intervals above ground level, allowing it to capture trees with varying structures and understorey interference.

  Once a stem is detected, FORTLS employs two distinct methodologies for the estimation of the DBH, both of which are applied to the extracted cross-sections.

RANSAC-Based Approach: This method employs a RANSAC algorithm to fit a circle to the stem cross-section, identifying the most consistent subset of points that conform to a circular shape. The RANSAC function used is natively implemented within the FORTLS package and has been adapted for use with noisy or incomplete data, which are common in forest point clouds.

Grid-Based Approach: In this alternative method, a square grid is overlaid on the cross-section of the tree stem. The algorithm identifies the grid point that minimises the variance in the distances between itself and all other points in the detected cluster. This point is considered the centre of the cross-section, and the mean of the radial distances from this centre to the surrounding points is used to estimate the stem radius.

Both approaches produce an estimate of the DBH; however, the algorithm selects the final value based on the variance in the calculated radii. When both methods produce similar results, the RANSAC-based estimate is preferred due to its robustness in fitting circular geometries to natural stem profiles.

FORTLS thus offers a balanced combination of automation and analytical rigour, making it a valuable tool to assess the utility of point clouds generated by both high-end and low-cost

scanning devices. Its implementation within the R environment also facilitates integration with broader data analysis workflows, including statistical modelling and spatial analysis.

- **DendRobot**—Another pipeline used for mapry-provided point cloud quality estimation was the DendRobot (v0.3) software [42]. This program integrates a suite of established algorithms for point cloud and raster data processing, combining both conventional methods and custom-designed procedures for effective tree detection and measurement. DendRobot incorporates elements commonly used in spatial data analysis, such as geographic information system (GIS) spatial queries, reverse watershed-based tree crown delineation, and the RANSAC circle-fitting algorithm. These are integrated within a cohesive workflow specifically tailored to forest inventory applications.
  The tree detection procedure within DendRobot follows a distinctive methodology. Initially, the 3D point cloud is projected into 2D space, where a point neighbourhood density analysis is performed. This approach identifies areas of high local point density, which are assumed to correspond to the bases of tree stems. By retaining only these densely populated regions and subsequently reprojecting them into 3D space, the software effectively isolates individual trees. Once tree locations have been identified, the program locates multiple cross-sections along the height of each stem and calculates their diameters, enabling the estimation of key parameters such as the DBH, total tree height, and tree position. The above-terrain height was determined using a 3D mesh DTM, generated through rasterisation and local minima detection within each grid cell.
  For DBH estimation, DendRobot employs the RANSAC algorithm to fit circles to automatically extracted cross-sections of the tree stems. In this study, the number of RANSAC iterations was fixed at 1000 to ensure robust fitting, and the thickness of the DBH sampling disc was set at 7 cm. This parameter choice was based on findings from previous research, which demonstrated that a disc thickness of 7 cm yields optimal accuracy in DBH estimation [43]. The DendRobot software supports automated processing while allowing users to define input parameters if desired.
- **3DFIn (Cloud Compare Plugin)**—This pipeline comes as a plugin for the CloudCompare (v2.13.2) [39] software, making it widely accessible to researchers, practitioners, and forest managers, with minimal barriers to entry. The availability of this tool within a well-established platform significantly enhances its usability and potential for integration into existing workflows.
  The pipeline's tree detection algorithm operates on a normalised point cloud, where normalisation is performed using a digital terrain model (DTM) generated by the Cloth Simulation Filter. From this normalised cloud, the algorithm extracts a horizontal "slice" of a predefined thickness, typically intersecting the lower portion of the forest stand, where tree stems are more distinct and less affected by canopy occlusion. Within this extracted section, the algorithm applies a geometric feature descriptor known as "Verticality" [44], which quantifies the alignment of points with respect to the vertical axis. This feature is used to differentiate tree stems—typically exhibiting strong verticality—from other structures such as branches, undergrowth, and noise, which tend to have more irregular or non-vertical geometries. Once high-verticality regions are identified, they are treated as initial seed points for further stem detection. The algorithm then expands from these seed locations using a spatial clustering approach to identify and segment complete individual tree stems. Each detected stem is assigned a unique label, allowing for further morphological analysis at the tree level. To quantify stem dimensions, the pipeline performs cross-sectional diameter measurements at regular vertical intervals along the length of each identified stem. At

each interval, a RANSAC-based circle-fitting algorithm is applied to estimate the local diameter. This procedure yields detailed information about stem tapering, in addition to key metrics such as the diameter at breast height (DBH), total tree height, and tree position [45].

- **SAMICE**—The workflow referred to as Search And Measure In Complex Environments (SAMICE) was developed as a fully automated pipeline for the segmentation and measurement of trees within structurally complex forest environments, such as those found in selection forests and close-to-nature silvicultural systems. It is specifically designed to handle noisy point clouds generated by SLAM-based mobile laser scanning (MLS) devices.
  The SAMICE(v0.1) workflow employs a multi-layered approach, analysing vertical projections of seven horizontal slices extracted from the normalised point cloud, covering a height range between 0.8 and 1.8 m above the detected ground level. Ground elevation is estimated by computing the first percentile of Z-values within 0.2 m grid cells. The resulting raster is then smoothed using a local quantile filter to reduce the influence of noise and outliers. Height anomalies are removed based on their statistical deviation from the median of elevation differences between the raw and smoothed surfaces. Any missing ground values are interpolated using a nearest neighbour approach. A local slope correction is subsequently applied to mitigate systematic underestimation of the ground elevation. The final digital terrain model (DTM) is used to normalise the original point cloud by subtracting the ground elevation from each Z-value.
  Each extracted slice is then processed using the mean shift clustering algorithm [46], followed by a RANSAC-based circle-fitting procedure. To improve the robustness of the fitting, additional filtering conditions are applied, including thresholds for the circle radius, completeness, the ratio of inliers to total points, and the homogeneity of the point distribution along the stem perimeter. Candidate trees are identified and their DBH is estimated based on a consensus of radius and centre position values derived across the set of horizontal slices.
  For further details of the workflow design and parameterisation, please refer to the work by Kuželka et al. [46].

2.5. Statistical Metrics

To evaluate the accuracy of individual scanners and processing algorithms, several key metrics were considered. These metrics were used to characterise the accuracy of the scanners and the quality of their resulting point clouds by assessing the observed diameter at breast height (DBH) and the number of detected trees—parameters of particular relevance in forest inventory. However, the number of detected trees typically depends on the evaluation algorithm used; therefore, multiple software tools were employed, as described previously. This approach facilitates a more comprehensive assessment of the true potential of the 3D data.

To assess the tree detection performance, the detection rate parameter was calculated. This is defined as the ratio of the number of trees identified in the point cloud by the algorithm (n_{obs}) to the number of trees measured in the field inventory (n_{exp}):

$$Detection\ Rate = \frac{n_{obs}}{n_{exp}} \quad (1)$$

Metrics related to the DBH accuracy were used to evaluate the capacity of the scanners and algorithms to generate complete, noise-free, and sufficiently dense point clouds without

SLAM-related alignment issues. For this purpose, the root mean square error (RMSE) and the relative RMSE (rRMSE) were calculated using Formulas (2) and (3):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2} \quad (2)$$

where n is the number of observations, y_i is the true value of the ith data point, and $\hat{y}_i$ is the corresponding observed value.

The relative RMSE (rRMSE) provides a normalised measure of error, facilitating comparison with other studies or methods. It is computed as

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\overline{y}} \times 100 \quad (3)$$

where $\overline{y}$ denotes the mean of the observed DBH values in this study.

In addition to the RMSE, the mean absolute error (MAE) was calculated. While the RMSE squares the residuals and may exaggerate larger errors, the MAE offers a more intuitive indication of the average error magnitude, thus providing clearer insights into the actual performance of scanners or algorithms in DBH estimation. The MAE is calculated using the same variables as the RMSE, according to Formula (4):

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad (4)$$

Together, these parameters offer a comprehensive set of evaluation metrics that can be consistently applied when assessing forest inventory algorithms across data derived from different 3D scanners. Such analysis supports the identification of each scanner's performance potential and facilitates meaningful comparisons between devices.

3. Results

The results obtained from the aforementioned scanners and algorithms were compared to ground truth data, and several metrics (MAE, RMSE, rRMSE, and detection rate) were computed to describe the quality and potential of the datasets. Alignment between the ground truth data and point cloud processing results was performed manually within the GIS software (QGIS v3.40.1). Consequently, the results may contain a degree of subjective bias arising from the incorrect linkage of a ground truth tree to a 3D-detected tree.

The key performance metrics considered in this study were the mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), relative RMSE (rRMSE), and detection rate. The detection rate represents the proportion of ground truth trees correctly identified within the point clouds by each algorithm and scanner type. Given that LiDAR scanning typically captures a spatial extent larger than that of the manually delineated reference sample plots, the actual area scanned by each sensor was also assessed. This information is summarised in Table 1 and illustrated in Figure 7. The scanned area was determined by creating a rasterised version of the point cloud and calculating the sum of 10×10 cm pixels containing at least one point. In addition to the total area covered by the scans, the point density for both vegetation and terrain was calculated, based on the total number of points within the plot and the actual area of the sample plot. These evaluations provide insight into the relative performance of the mapry scanner compared to other devices, particularly in terms of their capacity to operate effectively in complex environments under uniform testing conditions.

Table 1. Spatial coverage of the scanners based on the rasterisation of the point clouds, along with point density statistics for vegetation and terrain. Vegetation and terrain points were separated using a height threshold of 0.2 m above the ground surface. "Plot" method describes actual extent of the sample plot examined during field inventory.

Method	Total Data Extent [m^2]	Points Within Plot	Points/m^2 (Height > 0.2 m)	Points/m^2 (Height < 0.2 m)
TLS	30,158.3	176,492,535	33,122.2	11,546.5
ZEB	14,027.6	116,743,698	19,487.7	10,059.1
iPhone	1101.3	1,744,170	53.6	387.9
LA03	7601.9	24,644,001	4026.0	2211.2
Plot	3951.1	N/A	N/A	N/A

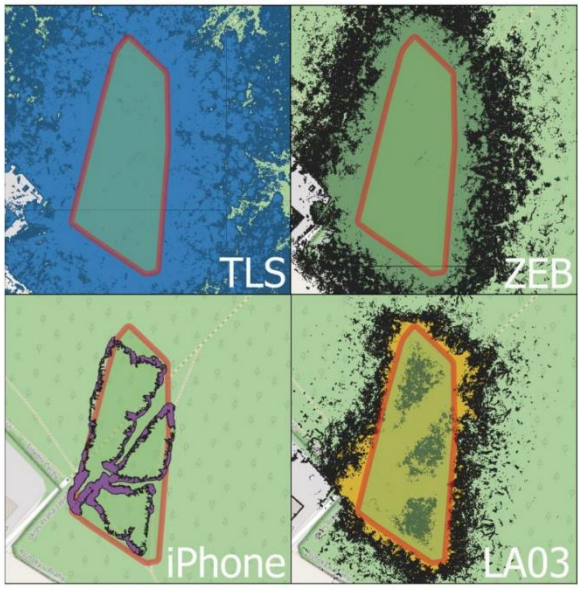


Figure 7. Visualisation of scanning methods' spatial coverage across the sample plot area delineated by the red outline.

Table 2 presents the evaluation metrics for tree detection and diameter at breast height (DBH) estimation across various combinations of scanners and algorithms. The "manual approach" method, employed here as a manual reference approach, consistently achieved some of the highest performance levels across all devices. This result is expected, as this approach relies on manual intervention, which helps to minimise processing errors during point cloud filtering and evaluation.

Table 2. Comparison of errors for individual scanning methods and analysis methods. Only 95% of the best results were used for the MAE, RMSE, and rRMSE statistics' computation.

Scanner	TLS					ZEB				
Algorithm	**Manual**	**3DFIn**	**FORTLS**	**DendRobot**	**SAMICE**	**Manual**	**3DFIn**	**FORTLS**	**DendRobot**	**SAMICE**
MAE [cm]	0.8	1.4	4.7	2.7	0.8	0.9	1.6	4.2	1.8	1.3
RMSE [cm]	1.0	2.2	7.9	4.8	1.0	1.2	2.4	7.4	2.5	1.6
rRMSE [%]	4.7	8.4	24.9	18.8	4.6	5.4	9.4	22.1	10.8	7.3
Detection Rate [%]	99.6	72.0	53.4	71.2	98.7	99.2	77.1	44.5	86.0	97.0
Scanner	**iPhone**					**LA03**				
Algorithm	**Manual**	**3DFIn**	**FORTLS**	**DendRobot**	**SAMICE**	**Manual**	**3DFIn**	**FORTLS**	**DendRobot**	**SAMICE**
MAE [cm]	10.0	15.1	11.7	13.1	9.5	3.7	13.6	5.8	6.7	3.6
RMSE [cm]	13.6	23.0	18.3	22.2	13.0	6.0	20.3	8.2	10.5	4.4
rRMSE [%]	44.3	55.0	44.5	57.5	43.8	24.8	66.5	22.3	37.1	19.7
Detection Rate [%]	22.5	8.1	7.2	14.0	21.6	78.0	30.5	16.5	47.0	76.7

For the high-end scanners—specifically the terrestrial laser scanner (TLS) and the handheld ZEB device—the manual approach yielded excellent outcomes, with very low mean absolute error (MAE) values ranging from 0.8 to 0.9 cm and root mean square error (RMSE) values between 1.0 and 1.2 cm. These corresponded to relative RMSE (rRMSE) values below 6%, along with tree detection rates exceeding 99%. Among the fully automated methods, SAMICE demonstrated performance comparable to that of the manual approach for both scanners, achieving MAE and RMSE values of 0.8–1.3 cm, rRMSE values of 4.6% to 7.3%, and detection rates as high as 98.7%. These results underscore its potential as a robust and fully automated alternative to manual approaches. The 3DFIn algorithm also performed reasonably well, with moderate MAE values (1.4–1.6 cm) and RMSE values (2.2–2.4 cm), although its detection rates were notably lower, ranging from 72.0% to 77.1%. In contrast, FORTLS exhibited the highest RMSE values (7.4–7.9 cm) and the lowest detection rates, particularly when applied to data from the ZEB scanner (44.5%).

The low-cost devices—the iPhone and the LA03 scanner—exhibited considerably lower accuracy. The iPhone, in particular, produced high MAE values (9.5–15.1 cm) and RMSE values (13.0–23.0 cm) across all methods, with rRMSE values exceeding 43% and tree detection rates generally falling below 22%. Nevertheless, SAMICE marginally outperformed the other automated methods on this device, achieving the lowest MAE (9.5 cm), the lowest RMSE (13.0 cm), and a detection rate of 21.6%, which was close to the result obtained using the manual approach (22.5%). Both 3DFIn and FORTLS showed the poorest detection rates on the iPhone, at just 8.1% and 7.2%, respectively, highlighting the limitations of the sensor rather than deficiencies in the processing algorithms.

The LA03 scanner demonstrated improved performance relative to the iPhone, with MAE values ranging from 3.6 to 13.6 cm and RMSE values between 4.4 and 20.3 cm. Notably, SAMICE again achieved the best results among the automated methods, recording the lowest MAE (3.6 cm), RMSE (4.4 cm), and rRMSE (19.7%), as well as a high detection rate of 76.7%, second only to the manual approach benchmark (78.0%). These results highlight the critical role of algorithm selection in determining the overall performance, particularly when using lower-cost sensors.

In summary, the findings reaffirm the superior performance of high-end TLS and ZEB scanners across all evaluated metrics. However, the LA03 scanner, when combined with effective processing algorithms such as SAMICE, presents a promising low-cost alternative for broader operational use. It is important to note that the manual approach serves as an idealised benchmark and, in practice, scalable deployment will require the adoption of automated methods to ensure both efficiency and feasibility in large-scale applications.

4. Discussion

This study evaluates the potential of a low-cost, novel LiDAR system for the estimation of the tree diameter at breast height (DBH) in a large-scale forest sample plot. Accurate DBH estimation is critical for a wide range of applications, from traditional forestry [47] to urban tree management [23], roadside and railway vegetation maintenance, and beyond. Furthermore, detailed information about forest structures, including tree diameters and the spatial distribution, is vital not only for ecological assessments but also in supporting the movement and operation of forestry machinery in complex environments [48].

To benchmark the performance of the prototype, high-end mobile and terrestrial laser scanning (MLS and TLS) systems were selected, given their established reputations in terms of accuracy, albeit at significantly higher costs [49]. As a low-cost comparator, the iPhone LiDAR sensor was used, representing a device of a similar cost to the prototype mapry LA03 scanner. While photogrammetry is another potential benchmarking method, having demonstrated high precision in close-range DBH estimation in previous studies [50–52], it is more sensitive to data quality and less practical for broader forest applications. To maintain the focus on LiDAR technologies, photogrammetry was excluded from this comparison. Unlike photogrammetry, LiDAR provides a more intuitive workflow and increased robustness when scanning objects at greater distances, making it a promising tool for future forest inventory applications [18,53]. For these reasons, it remains a point of interest even within this study.

Although different LiDAR scanners, generally used in scientific studies, exhibit comparable performance in terms of raw data acquisition [54], TLS remains the benchmark for DBH estimation due to its superior data quality and reliability [55]. Consistent with these findings, the TLS-based results in this study demonstrated the highest precision. In comparison, the low-cost mapry scanner exhibited significantly lower performance, underscoring the trade-offs between affordability and accuracy. A comparison between the ZEB Horizon MLS and the mapry LA03—both handheld systems—revealed notable differences in scan quality and result reliability, despite the manufacturers' claims of comparable performance. The most substantial difference relates to the SLAM algorithms employed: the mapry device experienced difficulties over larger areas and, in certain cases, failed to align terrain or vegetation accurately. Consequently, the mapry scanner may be suitable only for sample plot-level scanning rather than for stand-level forest assessments, given the limitations of its current SLAM algorithm version.

A further comparison between the iPhone 14 Pro LiDAR and the mapry LA03 showed that, despite being in the same price range, the LA03 outperformed the iPhone. This is not unexpected, as the iPhone's sensor is not primarily designed for scanning large environments and has a limited reach of approximately 5 m. Conversely, these results suggest that smartphone-based forest inventory may prove neither cost-effective nor sufficiently accurate for practical forestry applications.

Importantly, this study also investigated the influence of data processing algorithms. Semi-automatic measurements using the manual approach were compared with fully automated methods, including the FORTLS package [41], SAMICE algorithm [46], 3DFIn (v 0.5.0a0) software [45], and DendRobot software [42]. As expected, the manual approach, which involved the manual selection of tree sections, outperformed the fully automated approaches. However, the SAMICE algorithm emerged as a significant exception, matching and, in several scenarios, even surpassing the performance of the manual approach in both its accuracy and detection rate. SAMICE consistently produced results that were more closely aligned with manual measurements, particularly when applied to point clouds with higher noise levels. The manual intervention in the manual approach enabled the exclusion of complex features such as branches and leaves, thereby reducing errors that

automated pipelines were required to address. This advantage was particularly evident when processing point clouds from the mapry scanner, which exhibited higher noise levels due to SLAM matching errors—an issue previously reported in studies involving MLS data [6].

Among the automated methods, 3DFIn and DendRobot achieved relatively high tree detection rates but suffered from higher RMSE values compared to the other results. This outcome underscores the ongoing challenge in automated LiDAR data processing: the need for improved techniques to filter out non-trunk elements such as branches and understorey vegetation.

The performance metrics obtained in this study showed that the RMSE values ranged from 1.0 cm to 23.0 cm, depending on the scanner and algorithm used. The relative RMSE (rRMSE) varied accordingly, with the TLS and ZEB scanners achieving rRMSE values below 10% for most algorithms (except FORTLS), whereas the iPhone and mapry LA03 devices exhibited substantially higher error rates, often exceeding 20%. Importantly, both the manual approach and SAMICE consistently yielded the lowest error values across all devices, supporting their roles as high-accuracy references for DBH estimation. However, it should be noted that, while the manual approach serves as a near-ideal benchmark, SAMICE represents a promising, fully automated solution with practical applicability in operational settings.

The results from the TLS and high-end MLS systems were in line with outcomes reported in previous studies [6,21,23,26], whereas the low-cost mapry device demonstrated higher error levels. Nonetheless, considering its affordability and portability, the mapry scanner may still serve as a viable option for specific applications where ultra-high precision is not essential. In this study, the prototype was able to provide DBH information for up to 78% of individual trees within the large-scale sample plot. As the majority of trees on the research plot had DBH values below 12 cm, the device showed promising results even in such an unevenly aged forest stand. However, scanning trajectories must be carefully adjusted to mitigate the effects of laser beam divergence and reduced accuracy over greater distances.

High-end systems such as the GeoSLAM ZEB Horizon may maintain better detection rates over longer scanning ranges, likely due to more advanced SLAM algorithms. Although both the ZEB and mapry devices have similar beam divergence, the qualitative difference in performance likely stems from broader system optimisation—reflected in their price difference.

It is worth noting that the mapry LA03 scanner is available for under EUR 1800, which is approximately one-tenth of the cost of a newer MLS device not used in this study, the Faro Orbis. Deploying ten LA03 units instead of a single high-end device could be advantageous for rapid surveys of standard sample plots (approximately 15 ares in size). On plots of this scale, the SLAM performance may remain reliable, scanning can be completed within minutes, and sufficient information about the tree height and stem diameter distribution can be effectively collected. However, further research is needed to evaluate this approach. Future studies, therefore, should focus on optimising the deployment of such low-cost devices, refining data processing workflows, and aligning technological choices with the intended application's accuracy requirements and budget constraints.

5. Conclusions

In summary, this study demonstrates that, while high-end terrestrial laser scanning (TLS) and mobile laser scanning (MLS) systems continue to serve as the benchmarks for DBH estimation—achieving relative RMSE (rRMSE) values as low as 4.7% and tree detection rates exceeding 99%—low-cost alternatives, such as the mapry LA03 device, exhibit

promising potential for cost-sensitive applications. Under optimal conditions, the mapry scanner achieved tree detection rates of up to 78% and rRMSE values of approximately 20%. However, its performance was found to vary considerably depending on the processing algorithm applied. Although the accuracy of low-cost systems currently does not meet the standards required for high-precision forest inventories, their affordability, portability, and ease of deployment present clear advantages for applications where moderate precision is acceptable. Notably, the robust performance of the SAMICE algorithm suggests that algorithmic advancements can partially compensate for limitations in data quality, helping to narrow the gap between low- and high-end scanning systems.

Future research should prioritise the optimisation of data acquisition protocols, the development of advanced noise filtering techniques, and the refinement of automated tree detection algorithms. These improvements are essential to fully realise the potential of emerging low-cost LiDAR technologies, particularly in the context of scalable and frequent forest monitoring initiatives.

Author Contributions: Conceptualisation, P.S., S.T., M.M. and M.H.; methodology, P.S., M.H. and K.Y.; software, K.Y., P.S., M.H., K.K. and J.A.M.-V.; validation, M.H. and P.S.; writing—original draft preparation, M.H., Z.M., J.A.M.-V. and P.S.; writing—review and editing, M.H., M.M., Z.M. and P.S.; project administration, P.S.; funding acquisition, P.S. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: The work was financially supported by project TH74010001, funded by the Technological Agency of the Czech Republic through the program Chist-era and the Faculty of Forestry and Wood Sciences, Czech University of Life Sciences Prague, through grant FORESTin3D.

Data Availability Statement: Data are available upon request from the authors.

Conflicts of Interest: Author Keiji Yamaguchi was employed by the company mapry Co., Ltd. The remaining authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

References

1. Torresan, C.; Benito Garzón, M.; O'Grady, M.; Robson, T.M.; Picchi, G.; Panzacchi, P.; Tomelleri, E.; Smith, M.; Marshall, J.; Wingate, L.; et al. A New Generation of Sensors and Monitoring Tools to Support Climate-Smart Forestry Practices. *Can. J. For. Res.* **2021**, *51*, 1751–1765. [CrossRef]
2. Surovỳ, P.; Kuželka, K. Acquisition of Forest Attributes for Decision Support at the Forest Enterprise Level Using Remote-Sensing Techniques-a Review. *Forests* **2019**, *10*, 273. [CrossRef]
3. Temperli, C.; Santopuoli, G.; Bottero, A.; Barbeito, I.; Alberdi, I.; Condés, S.; Gschwantner, T.; Bosela, M.; Neroj, B.; Fischer, C.; et al. National Forest Inventory Data to Evaluate Climate-Smart Forestry. In *Climate-Smart Forestry in Mountain Regions*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2022; pp. 107–139.
4. Alberdi, I.; Cañellas, I.; Vallejo Bombín, R. The Spanish National Forest Inventory: History, Development, Challenges and Perspectives. *Pesqui. Florest. Bras.* **2017**, *37*, 361. [CrossRef]
5. Avitabile, V.; Camia, A. An Assessment of Forest Biomass Maps in Europe Using Harmonized National Statistics and Inventory Plots. *Ecol. Manag.* **2018**, *409*, 489–498. [CrossRef] [PubMed]
6. Čerňava, J.; Mokroš, M.; Tuček, J.; Antal, M.; Slatkovská, Z. Processing Chain for Estimation of Tree Diameter from GNSS-IMU-Based Mobile Laser Scanning Data. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 615. [CrossRef]
7. Cabo, C.; Del Pozo, S.; Rodríguez-Gonzálvez, P.; Ordóñez, C.; González-Aguilera, D. Comparing Terrestrial Laser Scanning (TLS) and Wearable Laser Scanning (WLS) for Individual Tree Modeling at Plot Level. *Remote Sens.* **2018**, *10*, 540. [CrossRef]
8. Xie, Y.; Yang, T.; Wang, X.; Chen, X.; Pang, S.; Hu, J.; Wang, A.; Chen, L.; Shen, Z. Applying a Portable Backpack Lidar to Measure and Locate Trees in a Nature Forest Plot: Accuracy and Error Analyses. *Remote Sens.* **2022**, *14*, 1806. [CrossRef]
9. Muukkonen, P. Generalized Allometric Volume and Biomass Equations for Some Tree Species in Europe. *Eur. J. Res.* **2007**, *126*, 157–166. [CrossRef]
10. Luoma, V.; Saarinen, N.; Wulder, M.A.; White, J.C.; Vastaranta, M.; Holopainen, M.; Hyyppä, J. Assessing Precision in Conventional Field Measurements of Individual Tree Attributes. *Forests* **2017**, *8*, 38. [CrossRef]

11. Li, S.; Fang, L.; Sun, Y.; Xia, L.; Lou, X. Development of Measuring Device for Diameter at Breast Height of Trees. *Forests* **2023**, *14*, 192. [CrossRef]
12. Wang, Y.; Lehtomäki, M.; Liang, X.; Pyörälä, J.; Kukko, A.; Jaakkola, A.; Liu, J.; Feng, Z.; Chen, R.; Hyyppä, J. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed–A Comparison Study of Tree Height Estimates from Field Measurement, Airborne Laser Scanning and Terrestrial Laser Scanning in a Boreal Forest. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2019**, *147*, 132–145. [CrossRef]
13. Barbosa, R.I.; Ramírez-Narváez, P.N.; Fearnside, P.M.; Villacorta, C.D.A.; Carvalho, L.C.d.S. Allometric Models to Estimate Tree Height in Northern Amazonian Ecotone Forests. *Acta Amaz.* **2019**, *49*, 81–90. [CrossRef]
14. Blanchard, E.; Birnbaum, P.; Ibanez, T.; Boutreux, T.; Antin, C.; Ploton, P.; Vincent, G.; Pouteau, R.; Vandrot, H.; Hequet, V.; et al. Contrasted Allometries between Stem Diameter, Crown Area, and Tree Height in Five Tropical Biogeographic Areas. *Trees* **2016**, *30*, 1953–1968. [CrossRef]
15. Liang, X.; Hyyppä, J.; Kaartinen, H.; Lehtomäki, M.; Pyörälä, J.; Pfeifer, N.; Holopainen, M.; Brolly, G.; Francesco, P.; Hackenberg, J.; et al. International Benchmarking of Terrestrial Laser Scanning Approaches for Forest Inventories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2018**, *144*, 137–179. [CrossRef]
16. White, J.C.; Coops, N.C.; Wulder, M.A.; Vastaranta, M.; Hilker, T.; Tompalski, P. Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review. *Can. J. Remote Sens.* **2016**, *42*, 619–641. [CrossRef]
17. Calders, K.; Adams, J.; Armston, J.; Bartholomeus, H.; Bauwens, S.; Bentley, L.P.; Chave, J.; Danson, F.M.; Demol, M.; Disney, M.; et al. Terrestrial Laser Scanning in Forest Ecology: Expanding the Horizon. *Remote Sens. Environ.* **2020**, *251*, 112102. [CrossRef]
18. Bauwens, S.; Bartholomeus, H.; Calders, K.; Lejeune, P. Forest Inventory with Terrestrial LiDAR: A Comparison of Static and Hand-Held Mobile Laser Scanning. *Forests* **2016**, *7*, 127. [CrossRef]
19. Gollob, C.; Ritter, T.; Wassermann, C.; Nothdurft, A. Influence of Scanner Position and Plot Size on the Accuracy of Tree Detection and Diameter Estimation Using Terrestrial Laser Scanning on Forest Inventory Plots. *Remote Sens.* **2019**, *11*, 1602. [CrossRef]
20. Dassot, M.; Constant, T.; Fournier, M. The Use of Terrestrial LiDAR Technology in Forest Science: Application Fields, Benefits and Challenges. *Ann. Sci.* **2011**, *68*, 959–974. [CrossRef]
21. Bienert, A.; Georgi, L.; Kunz, M.; Maas, H.G.; von Oheimb, G. Comparison and Combination of Mobile and Terrestrial Laser Scanning for Natural Forest Inventories. *Forests* **2018**, *9*, 395. [CrossRef]
22. Čerňava, J.; Chudý, F.; Tunák, D.; Saloň, Š.; Vyhnáliková, Z. The Vertical Accuracy of Digital Terrain Models Derived from the Close-Range Photogrammetry Point Cloud Using Different Methods of Interpolation and Resolutions. *Cent. Eur. For. J.* **2019**, *66*, 198–205. [CrossRef]
23. Çakir, G.Y.; Post, C.J.; Mikhailova, E.A.; Schlautman, M.A. 3D LiDAR Scanning of Urban Forest Structure Using a Consumer Tablet. *Urban Sci.* **2021**, *5*, 88. [CrossRef]
24. Ning, X.; Ma, Y.; Hou, Y.; Lv, Z.; Jin, H.; Wang, Z.; Wang, Y. Trunk-Constrained and Tree Structure Analysis Method for Individual Tree Extraction from Scanned Outdoor Scenes. *Remote Sens.* **2023**, *15*, 1567. [CrossRef]
25. Tatsumi, S.; Yamaguchi, K.; Furuya, N. ForestScanner: A Mobile Application for Measuring and Mapping Trees with LiDAR-equipped IPhone and IPad. *Methods Ecol. Evol.* **2023**, *14*, 1603–1609. [CrossRef]
26. Hrdina, M.; Surový, P. Internal Tree Trunk Decay Detection Using Close Range Remote Sensing Data and the PointNet Deep Learning Method. *Remote Sens.* **2023**, *15*, 5712. [CrossRef]
27. Gollob, C.; Ritter, T.; Kraßnitzer, R.; Tockner, A.; Nothdurft, A. Measurement of Forest Inventory Parameters with Apple Ipad pro and Integrated Lidar Technology. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 3129. [CrossRef]
28. Mokroš, M.; Mikita, T.; Singh, A.; Tomaštík, J.; Chudá, J.; Wężyk, P.; Kuželka, K.; Surový, P.; Klimánek, M.; Zięba-Kulawik, K.; et al. Novel Low-Cost Mobile Mapping Systems for Forest Inventories as Terrestrial Laser Scanning Alternatives. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2021**, *104*, 102512. [CrossRef]
29. Wu, F.; Wu, B.; Zhao, D. Real-Time Measurement of Individual Tree Structure Parameters Based on Augmented Reality in an Urban Environment. *Ecol. Inf.* **2023**, *77*, 102207. [CrossRef]
30. Hyyppä, J.; Virtanen, J.-P.; Jaakkola, A.; Yu, X.; Hyyppä, H.; Liang, X. Feasibility of Google Tango and Kinect for Crowdsourcing Forestry Information. *Forests* **2017**, *9*, 6. [CrossRef]
31. Tomaštík, J.; Saloň, Š.; Tunák, D.; Chudý, F.; Kardoš, M. Tango in Forests–An Initial Experience of the Use of the New Google Technology in Connection with Forest Inventory Tasks. *Comput. Electron. Agric.* **2017**, *141*, 109–117. [CrossRef]
32. Liang, X.; Kankare, V.; Hyyppä, J.; Wang, Y.; Kukko, A.; Haggrén, H.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Jaakkola, A.; Guan, F.; et al. Terrestrial Laser Scanning in Forest Inventories. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2016**, *115*, 63–77. [CrossRef]
33. Livox. *Livox MID-360 Specs*; Livox: Shenzhen, China, 2023.
34. TDK ICM-40609-D Data Sheet. Available online: http://upload.cdn.oneyac.com/upload/document/1594170998146_7512.pdf (accessed on 21 July 2025).
35. Trimble. *Trimble RealWorks User Guide*, 1st ed.; Trimble Inc.: Sunnyvale, VA, USA, 2021.
36. GeoSLAM. *ZEB Family Brochure*; GeoSLAM: Ruddington, UK, 2019.
37. Laan Labs. *3d Scanner App*; Laan Labs: New York, NY, USA, 2023.

38. Apple Inc. *IPhone 14 Pro-Technical Specifications*; Apple Inc.: Cupertino, CA, USA, 2022.
39. CloudCompare (Version 2.13.2) [GPL Software]. 2025. Available online: http://www.cloudcompare.org/ (accessed on 21 July 2025).
40. Molina-Valero, J.A.; Villamayor, M.J.G.; Pérez, M.A.N.; Álvarez-González, J.G.; Montes, F.; Martínez-Calvo, A.; Pérez-Cruzado, C. FORTLS: An R Package for Processing TLS Data and Estimating Stand Variables in Forest Inventories. *Environ. Sci. Proc.* **2021**, *3*, 38.
41. Molina-Valero, J.A.; Martínez-Calvo, A.; Ginzo Villamayor, M.J.; Novo Pérez, M.A.; Álvarez-González, J.G.; Montes, F.; Pérez-Cruzado, C. Operationalizing the Use of TLS in Forest Inventories: The R Package FORTLS. *Environ. Model. Softw.* **2022**, *150*, 105337. [CrossRef]
42. Hrdina, M. DendRobot v0.3. Available online: www.dendrobot.czu.cz (accessed on 28 April 2025).
43. Akpo, H.A.; Atindogbé, G.; Obiakara, M.C.; Gbedolo, M.A.; Laly, F.G.; Lejeune, P.; Fonton, N.H. Accuracy of Tree Stem Circumference Estimation Using Close Range Photogrammetry: Does Point-Based Stem Disk Thickness Matter? *Trees For. People* **2020**, *2*, 100019. [CrossRef]
44. Hackel, T.; Wegner, J.D.; Schindler, K. Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds. In Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, USA, 23–27 June 2016; IEEE: Piscataway, NJ, USA; pp. 1610–1618.
45. Laino, D.; Cabo, C.; Prendes, C.; Janvier, R.; Ordonez, C.; Nikonovas, T.; Doerr, S.; Santin, C. 3DFin: A Software for Automated 3D Forest Inventories from Terrestrial Point Clouds. *For. Int. J. For. Res.* **2024**, *97*, 479–496. [CrossRef]
46. Kuželka, K.; Marušák, R.; Surový, P. Inventory of Close-to-Nature Forest Stands Using Terrestrial Mobile Laser Scanning. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2022**, *115*, 103104. [CrossRef]
47. Kuželka, K.; Slavík, M.; Surový, P. Very High Density Point Clouds from UAV Laser Scanning for Automatic Tree Stem Detection and Direct Diameter Measurement. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 1236. [CrossRef]
48. Rybansky, M. Determination of Forest Structure from Remote Sensing Data for Modeling the Navigation of Rescue Vehicles. *Appl. Sci.* **2022**, *12*, 3939. [CrossRef]
49. Surový, P.; Kuželka, K. *Application of Remote Sensing in Forestry*; Czech University of Life Sciences: Prague, Czech Republic, 2019; ISBN 978-80-213-3008-5.
50. Eliopoulos, N.J.; Shen, Y.; Nguyen, M.L.; Arora, V.; Zhang, Y.; Shao, G.; Woeste, K.; Lu, Y.H. Rapid Tree Diameter Computation with Terrestrial Stereoscopic Photogrammetry. *J. For.* **2020**, *118*, 355–361. [CrossRef]
51. Mokro, M.; Liang, X.; Surový, P.; Valent, P.; Čerňava, J.; Chudý, F.; Tunák, D.; Saloň, I.; Merganič, J. Evaluation of Close-Range Photogrammetry Image Collection Methods for Estimating Tree Diameters. *ISPRS Int. J. Geoinf.* **2018**, *7*, 93. [CrossRef]
52. Miller, J.; Morgenroth, J.; Gomez, C. 3D Modelling of Individual Trees Using a Handheld Camera: Accuracy of Height, Diameter and Volume Estimates. *Urban For. Urban Green.* **2015**, *14*, 932–940. [CrossRef]
53. Solares-Canal, A.; Alonso, L.; Picos, J.; Armesto, J. Automatic Tree Detection and Attribute Characterization Using Portable Terrestrial Lidar. *Trees-Struct. Funct.* **2023**, *37*, 963–979. [CrossRef]
54. Stal, C.; Verbeurgt, J.; De Sloover, L.; De Wulf, A. Assessment of Handheld Mobile Terrestrial Laser Scanning for Estimating Tree Parameters. *J. Res.* **2021**, *32*, 1503–1513. [CrossRef]
55. Luoma, V.; Saarinen, N.; Kankare, V.; Tanhuanpää, T.; Kaartinen, H.; Kukko, A.; Holopainen, M.; Hyyppä, J.; Vastaranta, M. Examining Changes in Stem Taper and Volume Growth with Two-Date 3D Point Clouds. *Forests* **2019**, *10*, 382. [CrossRef]

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of MDPI and/or the editor(s). MDPI and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions or products referred to in the content.

D) Automatizace odvození dendrometrických veličin

V rámci předchozí popsané studie byl využíván i autorský program DendRobot [56]. Ten si v předchozím porovnání algoritmů vedl poměrně dobře, a tak lze usuzovat, že program má potenciál pro skutečné použití, ale i pro zlepšení.

Tvorbou programu a metodami, které používá pro inventarizaci lesa, se zabývá článek "*DendRobot: 2D Based Tree-Detection from LiDAR and Photogrammetric Point Clouds of Forest Environments*". Ten v době odevzdání této disertační práce prochází druhým kolem recenzního řízení v žurnálu „*Forestry: An International Journal of Forest Research*".

Jak již bylo dříve uvedeno, prvotní verze programu využívala „Command Line Mode" programu CloudCompare. Novější verze však již pracuje čistě v jazyce Python a je nezávislá na instalacích jiných počítačových programů.
Algoritmus v sobě zahrnuje dva originální přístupy k extrakci dat o individuálních stromech. První souvisí se segmentací stromů, druhý s určením jejich výšek a budou popsány v následujícím textu.

Celý průběh analýzy bodového mračna programem DendRobot začíná odstraněním šumu a snížením hustoty vloženého bodového mračna. Jednak se tak děje kvůli zvýšení efektivity výpočtů, jednak kvůli snaze o odstranění vlivu nerovnoměrné hustoty bodového mračna. Typicky se totiž při skenování stává, že hustota naskenovaných bodů je vyšší v místech, která jsou blíže senzoru. To je nežádoucí pro další kroky zpracování v programu DendRobot.
Druhým krokem analýzy je tvorba digitálního modelu terénu (DTM), která probíhá detekcí bodů s nejnižší vertikální souřadnicí („z") v pravidelné čtvercové mřížce. Aby byly odstraněny chybné body, provádí se odstranění šumu. Je totiž možné, že v některých čtvercích pravidelné sítě se jako nejnižší bod objevuje např. větev stromu, a to pak vytváří chyby v DTM. Typicky se tento jev objevuje na okrajích bodového mračna, kde už není zachycen terén, ale jen některé vyšší objekty. Bodová reprezentace DTM je na závěr převedena do 3D polygonového modelu („mesh").
Filtrováním šumu z DTM se však tento model, v porovnání s rozsahem vstupního bodového mračna, mírně zmenšil. Aby se tedy předešlo nežádoucímu chování algoritmu v dalších krocích, provede se oříznutí bodového mračna podle tvaru DTM.
Poté je vytvořen digitální model výšky povrchu („DSM") a z DSM a DTM odvozen model výšky korunového zápoje („CHM"). Tento výsledný model, ve formě rasteru, je použit k přibližnému výpočtu rozloh korun stromů za využití „reverse-watershed" algoritmu. Tvorba CHM a výpočet ploch korunových projekcí je nicméně slepou větví algoritmu, která zde končí.

Hlavní analýza bodového mračna však pokračuje dál, a to prvním ze dvou, dříve uvedených, nových přístupů. Tím je detekce individuálních kmenů. Pro tento účel je bodové mračno převedeno do 2D formy. Jinými slovy – je ignorována „z“ souřadnice.
Jelikož bylo upravené 3D bodové mračno rovnoměrně husté, ve 2D projekci se projeví místa, která byla vertikálně členitá. To jsou v lesním prostředí především stromy. Výpočtem počtu sousedních bodů v okolí každého bodu je možné tato nahuštěná místa nalézt. Odfiltrováním míst s nízkou hustotou bodů nastane to, že ve 2D bodovém mračnu zbydou pouze husté oblasti, tj. stromy.
Vyhledáním shluků, v tomto filtrovaném bodovém mračnu, jsou nalezeny jednotlivé stromy, resp. kandidáti na stromy, je jim přiřazeno ID a mohou být převedeni zpět do 3D.
Protože hledání shluků probíhá ve 2D, často je menší strom v podrostu „zastíněn“ větvemi většího stromu. Nalezený shluk tak někdy obsahuje oba tyto objekty. Jejich oddělení probíhá opět pomocí hledání shluků, které mají vzájemný rozestup menší než 40 cm. Po tomto oddělení může být identifikováno několik shluků, z nich je ale ponechán vždy jen ten nejnižší. Rozdíl ve výšce jeho nejnižšího a nejvyššího bodu je pak roven výšce stromu.
Následující krok využívá právě popsané shluky bodů a DTM. Pro každý bod každého shluku je vypočtena jeho výška nad DTM. To slouží pro nalezení a vyjmutí výsečí z kmenů v přednastavených výškových hladinách. Vždy je nalezena výseč ve výšce 1.3 metrů nad zemí. Ostatní výřezy jsou pak tvořeny podle kritérií nastavených uživatelem. Ten si může navolit v jakém intervalu se výseče budou tvořit a jak budou široké. Pokud je některý z nalezených objektů nižší než 1.3 metry, je automaticky vynechán, neboť pro něj neexistuje výseč ve výšce 1.3 metrů a nevznikne o něm záznam ve výsledcích.
Aby byla zajištěna maximální přesnost výpočtu tlouštěk, provádí se pro každou výseč zhuštění bodů. To probíhá tak, že na základě polohy výseče z ředěného mračna je z originálního, hustého, mračna vyjmuta příslušná část.
Na každou takovou výseč je provedeno fitování kruhu pomocí RANSAC algoritmu, přičemž není uvažována „z“ souřadnice a výseče jsou tak ve 2D. Tento krok poskytuje tloušťky stromů a jejich polohy. Zároveň jsou ale získány informace i o dalších výsečích, které byly eventuálně vytvořeny a lze tak částečně rekonstruovat např. morfologickou křivku kmene stromu.
V tuto chvíli jsou tedy již známy všechny základní informace o stromech, a tak mohou být data vyfiltrována a převedena do formátu ESRI Shapefile, který obsahuje definici souřadnicového systému, předem navolenou uživatelem pomocí EPSG kódu. To zajišťuje hladkou návaznost analýzy bodového mračna a zobrazení výsledků v GIS softwarech.
Zmíněné filtrování výsledků si klade za cíl odstranit objekty, které nejspíše nejsou stromy nebo obsahují chybu. Filtrování se provádí prostým vyřazením stromů s DBH

vyšší než uživatelem předdefinovaná hranice. Jinou možností je filtrování pomocí „h/d“ indexu, který dokáže efektivně vyřadit např. jehličnaté zmlazení, jehož tloušťka byla nadhodnocena kvůli přítomnosti hustého větvoví v prsní výšce.

V rámci tvorby a testování algoritmu programu DendRobot byla primárně využívána data ze 14 zkusných ploch na území Finska. Manuálním přiřazováním skutečně pozorovaných stromů a stromů nalezených programem DendRobot byly zjištěny chyby v určení DBH a výšek stromů. Obdobně byla odvozena i přesnost detekce stromů, tedy poměr skutečně pozorovaných stromů vůči počtu stromů nalezených algoritmem. Tato analýza byla prováděna v prostředí GIS programu a výsledky vykazují 93 % úspěšnost nalezení stromů, chybu MAE v určení DBH = 3.4 cm a chybu MAE určení výšky = 0.7 m.

Podobně jako v rámci předchozí kapitoly o využití low-cost scannerů lze proto odvodit závěr, že algoritmus programu DendRobot je funkční a použitelný i v reálných aplikacích. Existuje však stále mnoho potenciálu pro jeho zdokonalení a vytvoření funkcí, určujících další zajímavé stromové parametry.

Celá publikace popisující program DendRobot, zahrnující vysvětlující ilustrace, je přiložena dále:

Forestry *An International Journal of Forest Research*

DendRobot: 2D Based Tree-Detection from LiDAR and Photogrammetric Point Clouds of Forest Environments

Marek Hrdina[1*], Peter Surový[1]

[1]*Faculty of Forestry and Wood Sciences, Czech University of Life Sciences Prague, Kamýcká 129, 16500 Prague, Czech Republic*

*Corresponding author: Email: hrdinam@fld.czu.cz

Accurate and efficient forest structure assessment is important for ecological research and forest management. This paper introduces DendRobot, an innovative software pipeline developed to automate the inventory of forest sample plots or entire forest stands using terrestrial LiDAR scans or ground-based photogrammetric point clouds. DendRobot incorporates a novel tree-detection algorithm based on point cloud density in a two-dimensional space (Detection Rate = 93 %) alongside a new vertical-clustering based tree height estimation approach. Both methods are implemented together with established and widely trusted methods to process three-dimensional data. By leveraging these algorithms, DendRobot derives key forest inventory metrics of individual trees, including diameter at breast height (DBH; Mean Absolute Error = 3.4 cm), tree height (Mean Absolute Error = 0.7 m), tree locations, and crown projection areas at a fine spatial scale. Additionally, it produces Digital Terrain Models (DTMs), Digital Surface Models (DSMs), and Canopy Height Models (CHMs) with user-defined resolution, facilitating more advanced spatial analyses of forest environments providing information for forest management planning. Designed as a comprehensive tool for forest researchers, managers, and students, DendRobot supports efficient, data-driven decision-making with minimal manual intervention. Initial tests conducted in complex forest environments demonstrate its capacity to streamline workflows and generate forest-stand-scale forest inventory data with accuracy comparable to state-of-the-art methods and software. DendRobot is a user-friendly solution for the practical application of terrestrial LiDAR scanning in real-world forestry challenges.

Introduction

Remote and proximal sensing has significant potential for developing new and highly efficient methods of obtaining detailed tree information in forest environments [1]. Imaging across both the visible and invisible light spectra, along with Light Detection and Ranging (LiDAR), provides essential data for monitoring forest health, assessing species composition, and estimating timber volume [2,3]. These methods now deliver rapid and precise results, with the field work often being more efficient than traditional field-based approaches that depend on labour-intensive manual measurements [4]. The use of ground-based LiDAR, the method mainly used in this study, not only potentially reduces the time required for manual fieldwork but also may enable more frequent and detailed forest monitoring, thereby supporting forest management that could adapt to rapidly changing conditions, such as changes related to insect outbreaks and natural disturbances [3].

Despite its advantages, the use of remote sensing in practical forestry remains limited, likely due to the complex processing of digital data, which requires advanced data processing skills as well as the higher equipment costs associated with data collection [5]. The development of the software application DendRobot aims to simplify data processing and enhance the accessibility of laser scanning (LiDAR) and close-range-photogrammetry (CRP) products, thereby promoting the broader adoption of remotely sensed data in practical forestry applications.

Although several solutions already exist for forest inventory data processing, DendRobot introduces a set of novel algorithms for tree identification and tree-height estimation within point cloud data which have so far not been used in any of the existing software which includes:

- *3DFin: 3D Forest Inventory* – This solution offers a highly user-friendly and stable tool for computing forest parameters, while leveraging the potential of terrestrial LiDAR data for precise results acquisition. Available as both a plugin for CloudCompare and a standalone software, it presents an attractive choice for users [6].

- *3DForest* – This software enables the acquisition of both basic and advanced tree parameters, making it suitable for applications in forest inventory and forest ecology [7]. The software, however, requires a lot of interaction with the user [5] and is unfortunately unstable and no longer receives updates.

- *Computree* – The authors of this standalone software have integrated forestry-specific algorithms based on research findings to provide an alternative solution for LiDAR-based forest inventory. The software is actively maintained and updated [5,8].

- *ForTLS* – ForTLS is an R package that also enables the evaluation of TLS data and the generation of forest inventory parameters, similar to other existing solutions [9]. However, the absence of a user interface makes it less accessible to users with limited technical background.

- *Treeiso* – This solution enables the segmentation of individual trees from complex point clouds and demonstrates robustness against variations in point cloud density, making it a valuable tool for the primary processing of raw LiDAR scans. Although this algorithm does not directly provide forest inventory parameters, it has the potential to contribute to fine-scale inventory

[10], similarly like the TreeQSM software. TreeIso is available as a plugin for CloudCompare, ensuring accessibility for a wide range of users.

- *TreeQSM* – Unlike the previously mentioned algorithms, TreeQSM does not provide large-scale information about forest stands. However, it is a sophisticated tool for highly accurate and detailed analysis of individual trees, offering extensive information about tree structure [11]. Similarly to TreeIso, and potentially in combination with it, TreeQSM enables precise computation of individual tree parameters and Above-Ground Biomass at the highest level of detail achievable with TLS data aiming to estimate morphology and structure of the tree.

- *CloudCompare* [12] – This software integrates two of the previously mentioned tools and also serves as a reliable solution for general analyses of 3D data, catering to specific needs in forest inventory [5] and applications beyond the forest environment scope. It provides a comprehensive pipeline for computing valuable geometric features [13], fitting algorithms, as well as algorithms for terrain model generation, rasterization, and more.

Although many researchers developed algorithms to facilitate the analysis of 3D point cloud data of forests, each employs a different approach and may perform differently depending on variations in input data. However, such comparative analyses are rarely available in current research. Such comparison is presented in the original paper introducing the 3DFin software, demonstrating the superiority of this method in evaluating terrestrial remote sensing techniques, including close-range photogrammetry, TLS, and MLS [6]. Another study, which also includes the introduced DendRobot software, provides insight on the capabilities of several algorithms in processing LiDAR data from low-cost or high-end devices [14]. Nevertheless, a more comprehensive comparison of existing processing pipelines remains unavailable, although some large future benchmarking is announced in study of Murtiyioso et al [15]. This study now offers a large overview of existing software solutions and calls for larger attention being given to make the software usable for non-professionals, improve the ability to utilise potential of 3D point clouds and aim for performance improvements in the context of computer resources used during processing.
Based on the original papers related to the aforementioned algorithms, it remains unclear to what extent the density of the input point cloud influences processing results, particularly in determining the suitability of these algorithms for data sources beyond TLS or MLS. Consequently, the choice of an appropriate algorithm is left to the potential user. This issue is closely linked to the technical challenge of scaling published algorithms to larger datasets, whether in terms of spatial extent or point cloud density, which directly impacts computational requirements. Authors developing forest inventory-focused algorithms often test them on relatively small sample plots, comparable in size to traditional manual inventory plots [1,6,16]. This may limit the perceived potential of terrestrial remote sensing data, which frequently covers areas far larger than these small-scale plots [1].

For these reasons, the present study focuses on developing an easy-to-use pipeline for LiDAR data processing, incorporating a novel approach to point cloud segmentation. The proposed method is designed to handle large point cloud datasets in any format, while remaining robust to variations in point cloud density. Additionally, it generates basic forest variables in practical formats, including shapefiles, GeoTIFFs, and point clouds, all within a single processing workflow. This ensures that the algorithm is accessible even to practitioners with limited computational expertise, while the outputs can be directly analysed in GIS or 3D data processing software.

Method description

The main DendRobot function, implemented in Python 3.10 [17] and as an standalone PC software (available at https://dendrobot.czu.cz/), executes multiple processing steps within a single run, as illustrated in Figure 1. All processing occurs in-memory, with minimal creation of temporary files. However, if the debugging option is enabled, intermediate results can be retrieved from nearly all processing steps.

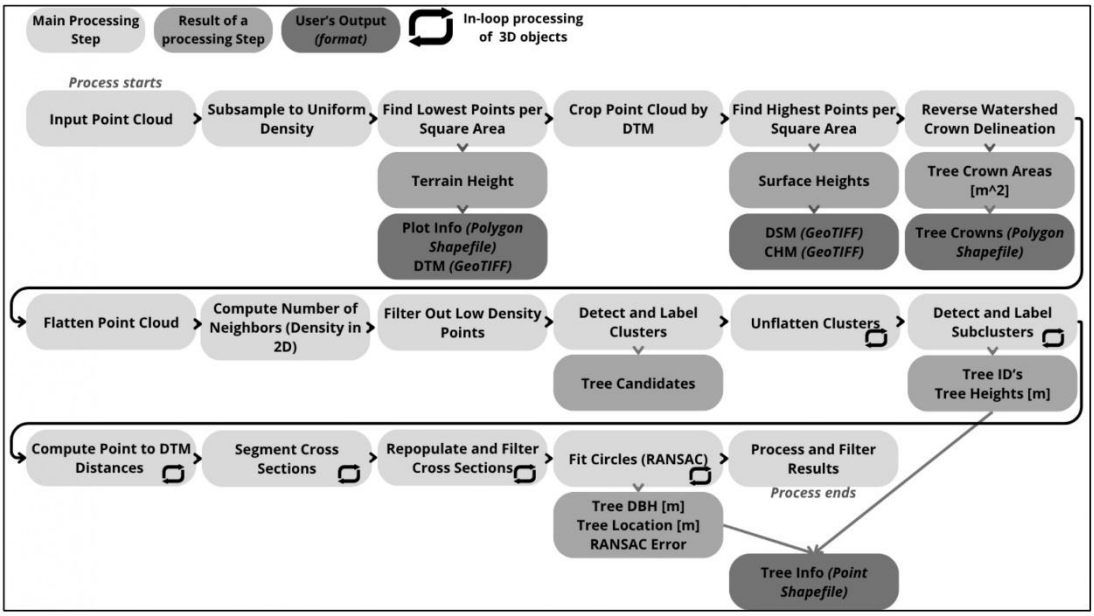


Figure 1 – Schematic representation of the *DendRobot* processing workflow. Dark grey cells indicate the main processing steps, intermediate grey cells represent key results from each step, and light grey cells describe user outputs generated during processing. The black loop symbol denotes functions that iterate through a set of segmented features.

While the in-memory approach increases RAM usage and imposes limitations on the size of datasets that can be processed in a single run, it offers advantages such as reduced hard drive space requirements and lower overhead time associated with writing and reading temporary files. Given that processing time is a critical factor for users, this solution was selected as it still enables the efficient handling of large point cloud files if a suitable computer is available. The processing time however is dependent on the parameters of used CPU, number of its cores and preset variables of the algorithm. Therefore, a closer look at this issue is described further in the Results and Discussion section.

Input data and preprocessing

Input point clouds, can be provided in any common format, supported by Open3D [18], laspy [19] and laszip [20] libraries – las, laz, txt, ply, pcd, e57 etc. In the initial processing steps, the input point cloud undergoes a minor reformatting to mitigate the so-called "large coordinates problem". This is achieved by translating the entire point cloud closer to the origin of the coordinate system. The issue

arises from the limitations of data types and RAM usage, as original point clouds typically store numerical values using 64-bit floating-point precision. By shifting the data towards the origin, it becomes feasible to convert these values to 32-bit floating-point precision, theoretically halving memory usage at the cost of sub-millimetre accuracy.

Subsequently, outlier removal is performed based on the spatial separation of detected clusters. Clusters are identified according to their connectivity to neighbouring points. If a gap greater than 0.5 metres is present and no smaller gap can be identified between clusters, a distinct cluster is recognised.

Important step for reducing computational demands is the point cloud subsampling. This process involves removing duplicate points with similar coordinates, where similarity is determined based on a user-defined step (see "*Subsampling Step*" parameter in Appendix 1), retaining only the first point from each set of duplicates.

This approach is comparable to the commonly used voxel-grid-based subsampling [21], however, unlike voxel-based methods, the resulting subsampled point cloud does not replace points by their voxel's centroid but instead retains actual points from the original dataset. The result is a uniformly sampled point cloud across its entire extent, except in areas where the original density is already too low, as illustrated in Figure 2a. This uniformity eliminates the uneven density of point clouds, that otherwise interfere with the subsequent tree extraction method. Typically, regions of the MLS scan that were revisited multiple times, were exposed for longer durations, or located closer to the scanner contain significantly more points than more distant areas (Figure 2b). Without subsampling, this variability in point density could lead to issues in further processing using the proposed method.

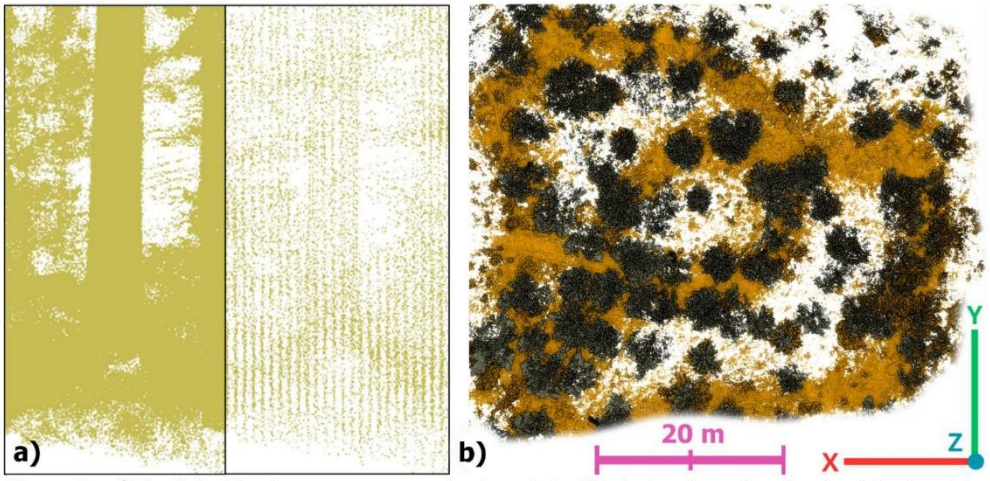


Figure 2 – a) The left side shows a tree stem in the original high-density point cloud, while the right side presents the subsampled point cloud with equalised density.
b) Illustration of the uneven point cloud density across sample plot A (view from bird-perception) in the original input from MLS. Point density is higher along the trajectory and lowers further from the scanner. Yellow colour shows terrain; grey colour represents trees.

After subsampling, the next steps involve detecting terrain and surface heights by identifying the lowest or highest points within a predefined grid. As outliers from the main area of the point cloud are removed during the initial processing steps, the remaining data likely represent true measurements. Consequently, identifying the lowest and highest points can provide meaningful information about the terrain and canopy. However, the edges of the point cloud may still include areas where the ground surface was not scanned and the lowest detected points may actually belong to higher features than ground. To address this, it is important to filter outliers among the detected lowest points based on the characteristics of their nearest neighbours. This step helps to prevent the generation of terrain models with steep or irregular boundaries. Subsequently, reverse watershed segmentation is applied to delineate individual tree crowns using the generated terrain and surface models in conjunction with the Canopy Height Model (CHM). This method is widely used in forestry applications and yields valuable information about the spatial extent of each identified tree crown [22,23]. However, it is limited to two-dimensional CHM data and cannot detect objects beneath the main canopy, often failing to identify understorey trees. The technique operates by inverting the CHM, effectively transforming tree crowns into conceptual depressions. The highest points surrounding each depression are then identified, and water flow from these elevated points into the depressions is simulated. Based on the simulated water accumulation and overflow across the edges, the boundaries between adjacent tree crowns are detected and delineated [23].

2D-Based Tree Identification

A crucial aspect of the processing pipeline is the novel, yet simple approach to tree detection within the point cloud. This begins by flattening the point cloud, effectively ignoring the vertical Z-axis. As a result, points accumulate in close proximity in 2D space. Since the subsampling step has already equalised point density across the scanned area, close-to-vertical objects, such as trees, rocks, or human-made structures, exhibit a higher concentration of accumulated points, as illustrated in Figure 3a. To leverage this characteristic, the number of neighbouring points for each data point is computed using KD-Tree spatial indexing in combination with the Query Ball Point method [24,25]. This approach enables efficient calculation of the number of neighbours within a 10-centimetre radius around each point, facilitating the identification and removal of sparsely populated regions, as illustrated in Figure 3b. However, empirical experiments revealed that applying this filter to the entire sample plot at once results in the successful detection of mature trees only.

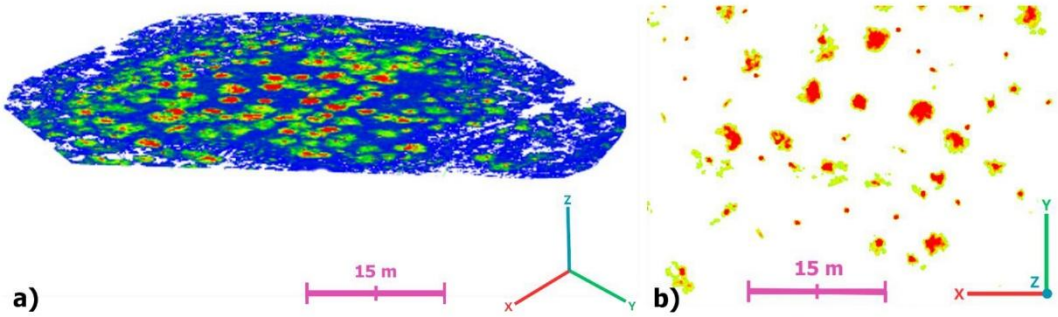


Figure 3 – a) Neighbourhood density calculated on a 2D point cloud of sample plot A, enabling tree segmentation. Red and green colours indicate high density, blue colour low density. b) Objects segmented based on neighbour density, representing potential tree candidates.

To address this limitation, the study implements a strategy of dividing the area into smaller, equal-sized grids and applying the filtering process individually to each grid cell with the same intensity of 12.5 %. This approach retains a relative proportion of the densest points within each chunk, with the comparison confined to points within the same chunk. As a result, it mitigates the influence of uneven point cloud density across the dataset, evident in Figure 3a—where the central region of the scanned plot exhibits higher point density, while the outer areas are more sparsely populated. This approach improves the detection of undergrowth, young stands, and shrubs notably and is set by the "*Filter-Chunk Size*" parameter, described in Appendix 1.

Although the method does not always detect small trees with precise DBH values, due to the often notable branching of these trees, it still provides valuable information that can be incorporated into the output maps. This allows forest managers to assess the presence of regeneration. However, splitting the filtered areas introduces a drawback: regions with little to no vegetation tend to retain many terrain points (Figure 4a). While this does not impact DBH estimation accuracy, it does generate numerous false tree candidates, which can significantly slow down the overall dataset evaluation. For this reason it is necessary to correctly set the "*Filter-Chunk Size*" parameter, based on the extent of data or required details (see Figure 4b).

Following this step, a clustering algorithm for detecting connected components in 3D [26] is applied. This method identifies gaps larger than 5 cm and assigns labels to individual tree candidates accordingly. The final step involves restoring the original Z-axis values to each point, reconstructing the full 3D scene back and enabling further spatial calculations.

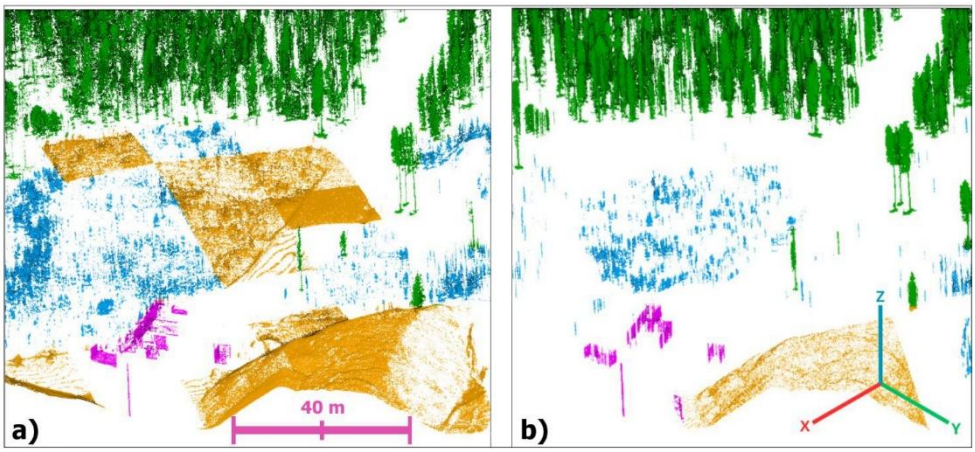


Figure 4 – a) Improper removal of terrain in chunk-based density filtering applied to UAV LiDAR data, caused by the use of excessively small chunk size. Numerous terrain points were retained within the 20 × 20 m chunks due to the absence of significantly denser regions within them.
b) Correct removal of terrain using chunk-based density filtering with a larger chunk size (100 × 100 m), resulting in the successful retention of many understorey trees.
Colour legend: Green – Mature forest; Blue – Young forest; Yellow – Terrain; Magenta – Man-made features

Vertical clustering – Tree height estimation

During the initial 2D segmentation a flattened version of the point cloud was used. This 2D representation projects all objects into a single plane, disregarding the vertical structure. Consequently, if a taller tree overlaps a smaller one, both may be represented as a single cluster. Similarly, if branches from a mature tree are located above a smaller tree, the resulting cluster may include both the understorey tree and the overhanging branches. To address such cases, a 3D clustering algorithm is reapplied, this time using a gap threshold of 40 cm to identify and separate vertically distinct features that were incorrectly grouped during the initial 2D segmentation. A common example of this issue, where a seedling is clustered together with the lower branches of a mature tree, is shown in Figure 5. During this segmentation process, the lower feature (the small tree) is retained for further analysis, while the upper feature (the overhanging branches) is discarded. This approach effectively removes outlier points from the tree height estimation and enables more accurate measurement of this parameter.

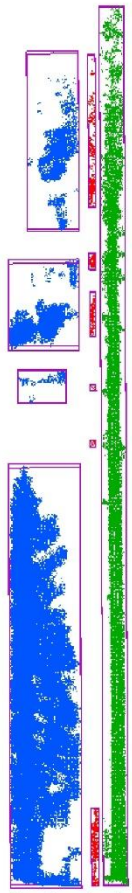


Figure 5 – Vertical segmentation of obscured trees (Blue and Red) by applying Connected Components Clustering (Clusters shown in Magenta boxes)

Cross-section extraction– DBH estimation

Finally the extraction of cross-sections for diameter estimation is performed by calculating point-to-DTM distances of all desired points. The terrain is represented as a 3D mesh [27], based on lowest points, detected within grid cells, whereas the cross-sections of a stem are extracted at any number of predefined heights. Based on previous research, the default thickness of cross-sections is set to 7 cm [28], though this value should be adjusted by the user according to the original density of the input point cloud and selected subsampling step. The cross-section is defined by the above-ground height and its limits, set by adding and subtracting half of the section's thickness from the specified height. Once the cross-sections are extracted, they are repopulated using the original point cloud, based on the bounding box extents and rotation parameters. At this stage, slight noise filtering is performed through the application of outlier removal, verticality computation [13] and connected component clustering. This process removes horizontal objects, which are typically represented by branches or assimilation organs. This procedure ensures that the RANSAC circle-fitting algorithm [29] is applied to the original high-density point cloud segments, preventing any loss of accuracy due to subsampling—except in cases where a sufficiently dense cross-section was not generated during processing and was removed together with noise. The repopulation step is very important, as the spatially subsampled point cloud cross-section may contain only a few individual points, particularly in the case of thin trees. [13]As mentioned before, cross-sections are generated at predefined intervals above the terrain and can be made along the whole tree(Figure 6a; "*Cross Sections Count*" and "*Cross Sections Interval*" parameters in Appendix 1). However, this feature is primarily intended for DBH estimation rather than detailed stem taper analysis, as the quality of LiDAR point clouds usually deteriorates in the upper parts of tree crowns and the noise removal in these parts becomes too unreliable. However, it still might serve the stem taper creation purpose, if the non-branched portion of the tree is of interest for any kind of standing-tree auction or research. In some cases breast height may not be captured in the scan due to occlusion or other factors. In these situations, DBH is estimated through linear extrapolation using the available stem cross-

sections above breast height, provided that at least two such sections are present, and their diameters do not increase with height (Figure 6b). This remains a suboptimal solution, which will be addressed in future development, as the application of specific taper functions is closely related to species classification. Nevertheless, species classification is a challenging yet essential task, which requires both extensive research and computationally efficient methods.

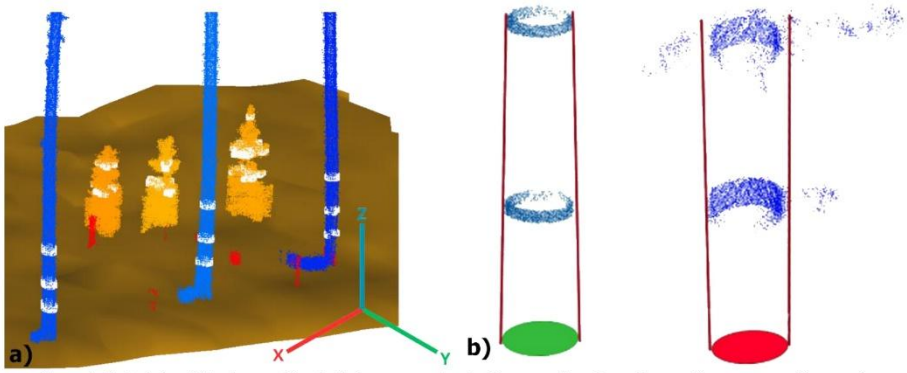


Figure 6 – a) Point-to-Mesh vertical distance calculation and extraction of cross sections at predefined heights. In this example cross sections at 1.3 m, 2 m and 3 m are shown in white colour. Blue colour shows detected mature trees; orange colour shows understory; red colour is regeneration smaller than 1.3 m.
b) Green ellipse illustrates successfully estimated DBH using extrapolation. Red ellipse shows situation when extrapolation would lead to DBH smaller than diameter in higher cross sections.

Output files

Finally, the results of the analysis are converted into ESRI shapefiles, containing i.e. Tree ID, DBH, Height or Plot size extent. Also GeoTIFF files with digital elevation models are produced and saved to disk using Python libraries such as Fiona, GeoPandas, Rasterio, and others [27,30–32].

DendRobot enables users to automatically analyse their own 3D data and extract detailed forest information at the resolution of individual trees within a stand. To enhance usability, DendRobot features an intuitive graphical interface, allowing users to input their data and obtain results without necessity to manually adjust function parameters. The latter are listed in Appendix 1.
In addition to tree-level metrics, DendRobot generates digital terrain models (DTM) and forest canopy height models (CHM), supporting various applications such as assessing terrain accessibility for forestry machinery. These results assist forest managers and enterprises in conducting forest inventories, planning harvest operations, and analysing forest ecosystems using modern remote sensing techniques. Currently, DendRobot is best suited for processing data acquired through terrestrial laser scanning (TLS), mobile laser scanning (MLS), and smartphone-based laser scans, which represent some of the most accessible and cost-effective scanning options for many organisations and individuals [14]. However preliminary results have also shown its potential in UAV LiDAR data processing as shown in Figure 4.

Experimental materials

For the purpose of the software testing and algorithm tuning a set of 14 sample plots in the vicinity of Turku city, Finland (Figure 7), were selected and scanned using the Faro Orbis MLS. The selection of plots was made to represent complex forest conditions with presence of understory to put the potential of the scanning device and the processing algorithm to test. During the scanning a common trajectory pattern was used in all plots: The operator walked a route of two concentric circles, with the scanner aiming to the approximate centre of the plot all the time. However, the plots are of nonregular, polygonal shapes with areas ranging from 1135 m^2 to 2551 m^2 therefore the scanning trajectories usually differed from ideal circles.

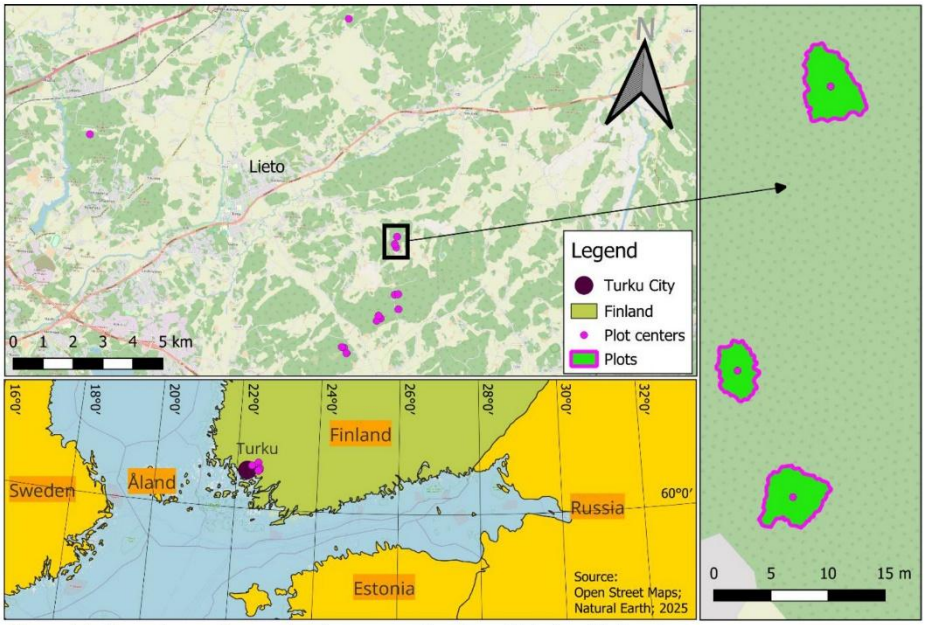


Figure 7 – Locations of sample plots near the city of Turku, Finland.
Right part of the image shows the irregular shapes of sample plots.

Ground truth data were obtained from a private collaborator engaged into Finland's forest inventory and were collected with traditional forest mensuration methods and tools like callipers and hypsometers. The resulting data consisted of RTK-rover-measured geolocation and diameter at breast height of each included tree (DBH ≥ 7 cm), whereas tree heights were measured at subset of these trees (291 trees). A more detailed overview of these parameters is shown in figure 8.
To potentially observe the impact of sample plot DBH structure on the processing performance, detailed information about DBH distribution within each sample plot is described in Table 1.

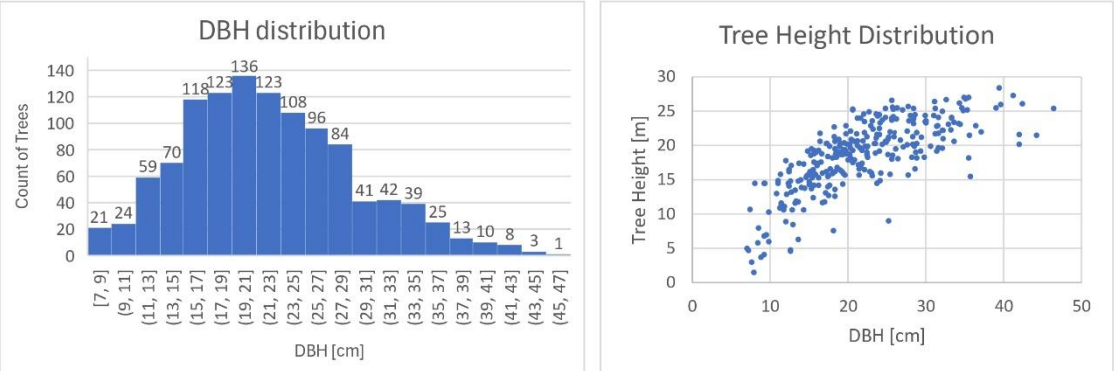


Figure 8 – Distribution of Diameter at Breast Height (left) and Tree Height (right) among the trees within sample plots.

Table 1 – The distribution of tree DBH across diameter intervals presented for individual sample plots. Each interval is defined by its lower and upper boundary values shown in column names.

DBH // Plot	7 9	9 11	11 13	13 15	15 17	17 19	19 21	21 23	23 25	25 27	27 29	29 31	31 33	33 35	35 37	37 39	39 41	41 43	43 45	45 47	Sum
A				1	2	5	14	14	17	25	6	4	7	1	2		1	1			100
B	2		1	2		5	2	6	6	4	9	5	4	6	5	2		1			60
C	3	8	15	14	26	24	15	8	1	1	1										116
D	3	2	2	2	3	2	7	12	7	3	7	7	6	1	3	1			1		69
E	1	2	2				1		1	2	6	2	5	13	4	5	11	5	2	1	63
F	1	1	5	7	23	30	19	14	6	1	2			1							110
G			1	3	6	4	5	8	6	4	7		2	3	2		1				52
H	3	2	4	1	1	4	4	7	9	10	12	8	7	6	1	2		1			82
I		1	5	6	11	15	8	8	10	7	7	4	2	1	1						86
J		1	5	14	16	11	11	12	15	7	6	2	2	1							103
K	1	3	12	11	18	5	17	10	6	11	3	1	1								99
L	1		1	1	3	2	9	3	7	7	9	5	3	3	5	1					60
M	1		3	4	5	6	6	5	4	6	4	3	3	2	1						53
N	5	1	4	2	3	10	16	16	16	5	9	2	1		1						91

Verification of the proposed algorithms accuracy was done through a manual linkage of ground truth and DendRobot-produced data , made in a GIS software. Similarly, the outputs generated by the 3DFIn software, employed for benchmarking, were assessed using the same methodology..
Dataset pairing was based on the spatial proximity and DBH of corresponding trees in the map view, a robust approach that minimises misalignments arising from errors in point-cloud georeferencing or in RTK-determined tree positions. The linked data were afterwards compared and used for Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE) calculation.

Results and Discussion

Based on a set of 14 complex sample plots measured both manually through a traditional field inventory and via MLS scanning, DendRobot successfully identified 1,139 out of 1,222 recorded trees, achieving a tree detection rate of 93 %. The detection rate was calculated as the ratio of trees identified in both the field inventory and the 3D scan processing outputs. Notably, DendRobot

detected 1,834 objects in total; 695 of these were trees omitted from the field inventory on the basis of having a DBH smaller than 7 cm. Consequently, the parameters of these additional trees could not be directly compared with those measured in the field. However, for such small coniferous trees, DBH is difficult to estimate due to dense and low branching at breast height, which subsequently constitutes a significant potential source of error. On the other hand, in combination with the novel tree height approach described in this study it is simple to identify such cases through the h/d ratio [33] and remove them from further analysis if required. The performance of DBH and tree height estimation, compared to manually measured field plot data, is presented in Table 2 and Figure 9. Figure 9 illustrates how large errors can occur when processing richly branched trees or stems, that are within a dense thicket. In such cases the used filtering algorithms fail to adequately remove unwanted features from some stems. However, after filtering out these DBH estimate outliers, the Mean Absolute Error and Root Mean Square Error indicate deviations of less than 3 cm. These results are comparable to limits set by a comparative study by Liang et al. [34] and performance of other software, presented in a study by Hrdina et al. [14]. Further benchmarking of DendRobot was undertaken by comparing its outputs with those generated by the 3DFIn software (see Table 3), which operates as a plugin for CloudCompare. The same input point-cloud datasets were processed by both algorithms to evaluate their performance on MLS data and to quantify processing-efficiency metrics—specifically, execution time and memory utilisation. Benchmarks were carried out on two workstations with different CPU configurations and RAM capacities (32 GB and 64 GB); the results are summarised in Table 4.

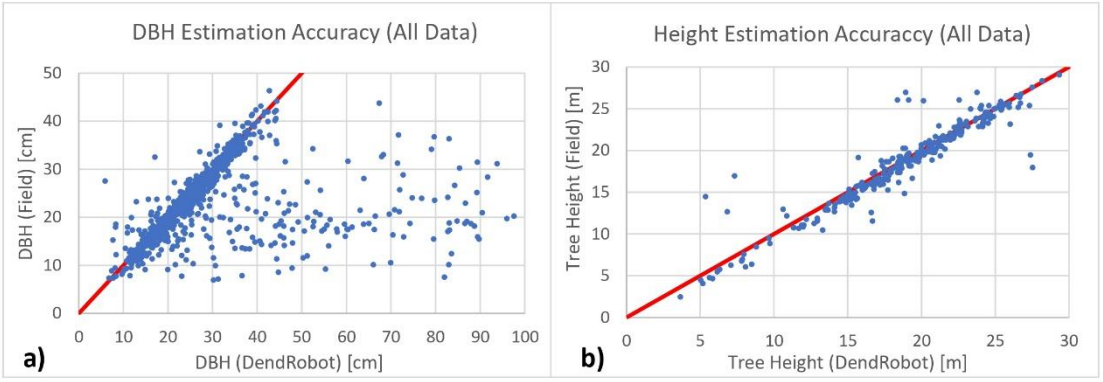


Figure 9 – Comparison of manually measured observations and MLS based estimations produced by DendRobot software. Red line indicates ideal case.
a) Comparison of DBH estimates, indicating large errors in estimating DBH of strongly branched trees.
b) Comparison of Tree Height estimates

322 **Table 2 –** Accuracy of DendRobot software in estimating DBH, tree height and detection rate,
323 as quantified by mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE) and relative
324 RMSE (rRMSE). Percentages in parentheses indicate the proportion of the best-performing
325 result used in the calculation of each metric.

DendRobot	DBH (100 %)	DBH (90 %)	DBH (80 %)	Height (100 %)	Height (90 %)	Height (80 %)	Detection Rate
MAE [cm] [m]	6.3	3.4	1.2	0.9	0.7	0.5	93%
RMSE [cm] [m]	15.5	7.9	1.8	1.7	0.8	0.6	
rRMSE [%]	69.5	35.4	7.9	9.3	4.5	3.3	

326 **Table 3 –** *Accuracy* of 3DFIn software in estimating DBH, tree height and detection rate, as
327 quantified by mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE) and relative RMSE
328 (rRMSE). Percentages in parentheses indicate the proportion of the best-performing result
329 used in the calculation of each metric.

3DFIn	DBH (100 %)	DBH (90 %)	DBH (80 %)	Height (100 %)	Height (90 %)	Height (80 %)	Detection Rate
MAE [cm] [m]	1.4	0.86	0.7	2.5	1.3	0.8	89%
RMSE [cm] [m]	2.9	1.1	0.8	4.9	2.2	1.2	
rRMSE [%]	13.2	4.8	3.8	26.3	11.7	6.7	

330 The performance of tree height estimation, as shown in Figure 9b, demonstrates the effectiveness of
331 the described algorithm, with an error of less than 1 meter. This suggests a reliability comparable to
332 that of manual measurements using hypsometers [35] and relates very well to limits set by Liang et
333 al. in their extensive comparative study [34]. Most interestingly, the height estimation based on
334 vertical clustering of trees offers an accurate solution even for two-storey forests, not overestimating
335 height of understorey trees.
336 To benchmark the performance of DendRobot, its outputs were directly compared with those
337 obtained using the 3DFIn plugin for CloudCompare (Table 3). From these data, insights can be drawn
338 for all three observed parameters—DBH, tree height and detection rate.
339 Firstly, there is a discrepancy in DBH estimation: 3DFIn delivers substantially more accurate DBH
340 values than DendRobot. This advantage is, however, partly explained by differences in detection
341 criteria. Although 3DFIn's overall detection rate (89 %) is slightly lower than DendRobot's (93 %), 3DFIn
342 marks a number of potential stems as "Not Reliable". These stems are automatically assigned a DBH
343 of zero and were excluded from our analysis. Excluding thickly branched or understory trees in this

344 way reduces the detection rate but improves the MAE and RMSE metrics for DBH, since fewer
345 challenging cases are retained.
346 By contrast, DendRobot exhibits superior tree-height accuracy (MAE = 0.9 m) compared with 3DFIn
347 (MAE = 2.5 m). This strong performance is particularly notable given that DendRobot's height
348 estimation relies on a 2D segmentation of the point cloud—a method that evidently yields precise
349 height estimates even for understory trees, as these results confirm.

350 A further comparison focused on processing time and resource efficiency (Table 4), using two
351 workstations dating from 2017 (PC-1) and 2018 (PC-2), equipped with 32 GB and 64 GB of RAM,
352 respectively. While DendRobot successfully processed most MLS point clouds within the 32 GB RAM
353 constraint, 3DFIn consistently outpaced it in speed. In some instances—particularly for point clouds
354 exceeding 360 million points—DendRobot's processing time was over five-times longer. This disparity
355 stems mainly from several unoptimised preprocessing stages within DendRobot (subsampling, outlier
356 removal, cropping, above-terrain height computation and point-cloud repopulation), which become
357 significant bottlenecks as point counts grow. Addressing these bottlenecks is a priority for future
358 development, though it should be noted that processing times would also substantially decrease with
359 more powerful CPUs used.
360 Finally, the processing times presented in Table 4 and Figure 10 do not display a clear trend with
361 respect to point-cloud size: on PC-2, times increase steeply with dataset volume, whereas on PC-1
362 they paradoxically decrease. This inconsistency complicates attribution of processing delays to either
363 software inefficiencies or hardware limitations and suggests that further targeted benchmarking will
364 be necessary.

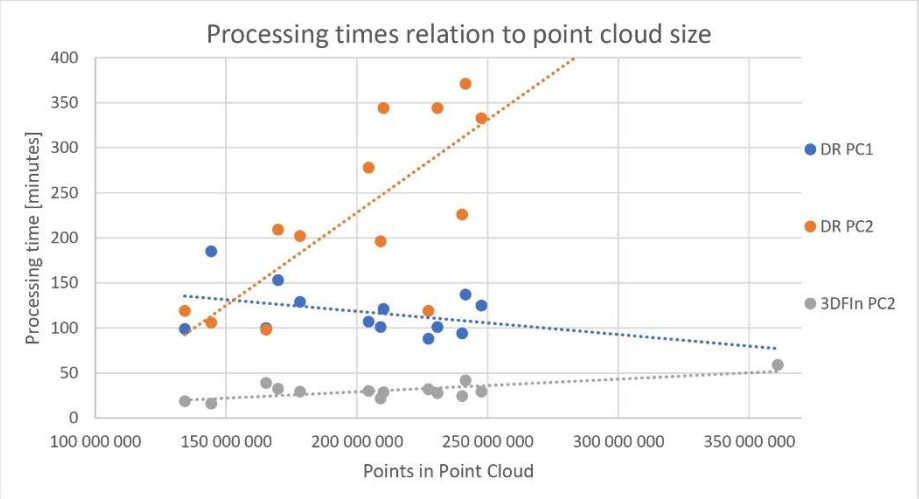


Figure 10 – Comparison of processing times for DendRobot on PC-1 (blue) and PC-2 (orange), and for 3DFIn on PC-2 (grey). Results for 3DFIn on PC-1 were omitted owing to processing failures.

Table 4 – Comparison of processing times achieved by DendRobot (DR) and 3DFIn software on two different computers are shown in the right part of the table. The table also contains properties of each processed point cloud, information about total plot size evaluated by each software and basic overview of the two computers used to run both algorithms.
*Point cloud density was computed as total number of points (*) divided by Area DR (∗), which corresponds to the well scanned extent of the environment.

	Point cloud properties			Sample plot sizes			DendRobot Time Consumption [minutes]		3D Fin Time Consumption [minutes]	
Cloud	Points*	Point Density*	Boundig Box Area [m²]	Area Plot [m²]	Area DR∗ [m²]	Area 3DFin [m²]	PC-1	PC-2	PC-1	PC-2
A	227 339 167	50 621	25 951	1397	4491	9 926	88	119	Failed (24)	32
B	165 291 950	18 178	74 981	2337	9093	25 982	100	98	17	39
C	241 511 625	23 164	54 967	1688	10426	19 690	137	371	Failed (2)	42
D	144 225 944	14 593	77 417	2004	9883	25 790	185	106	18	16
E	247 574 245	28 178	71 171	1840	8786	23 816	125	333	Failed (3)	29
F	360 924 818	25 068	76 664	2240	14398	29162	Failed (N/A)	584	Failed (2)	59
G	230751365	21 425	69 639	1381	10770	24384	101	344	Failed (3)	28
H	209 028 434	23 200	73 855	2551	9010	22 984	101	196	Failed (18)	22
I	134 152 188	14 956	71 127	1760	8970	23 336	99	119	21	19
J	169 802 017	10 857	76 244	1886	15640	30 995	153	209	Failed (29)	32
K	204 443 089	16 450	66 470	1472	12428	28 363	107	278	Failed (23)	30
L	210 168 579	14 090	64 497	1438	14916	26 518	121	344	Failed (18)	29
M	240 192 925	24 991	81 089	1725	9611	26 667	94	226	Failed (2)	24
N	178 273 781	20 657	59 021	1136	8630	20 688	129	202	Failed (23)	29

PC Specifications
PC-1 AMD Ryzen 5 1600X Six-Core Processor, 32 GB RAM
PC-2 Intel Core i7-9800X, 64GB RAM

Even though some limitations of the DendRobot software are obvious when evaluating heavily undergrown forests, this is a common issue of LiDAR data processing, which is usually faced within similar studies, and the proposed pipeline seems to still be suitable for complex conditions of forest environments. This is supported by the good tree detection rate obtained by implementing the described 2D density filtering algorithm, which can detect both mature and young trees. On the other hand, the 2D density approach fails to detect trees, that have fallen or been windthrown and which lean at a angle against standing trees. Nonetheless, as mentioned in the Method description section, there may occur issues with excessive processing times, if the evaluated area contains very sparsely forested environment and the processing parameters were not set accordingly. This issue was observed within preliminary tests on UAV high-density LiDAR, visualized in Figure 4 and can be resolved by indirectly adjusting the object detection sensitivity via "*Filter-Chunk Size*" parameter. To handle this possible issue, input parameters are automatically preset based on the selected Data Type (Appendix 1) and should help new users to use the software efficiently. The processing time reduction, however, remains one of the main interests in developing the software further as shorter processing times would allow for more complex analyses of 3D data and potentially enable improvements in the obtained accuracy of forest inventory results. Apart of that, faster processing would also allow for more-efficient processing of massive datasets on large forest enterprises level, which can be represented e.g. by large scale UAV LiDAR data or MLS data as the proposed tree detection algorithm appears to be sensor independent. This is crucial as the adoption of LiDAR into practice would lead to the production of extensive amount of point cloud data to be processed fast. This goal should be addressed in further research just like providing a seamless continuity of results into other software, maps or enterprise-specific pipelines.

The DendRobot software's distribution with a user-friendly graphical interface and support for widely used GIS formats is a first step to enhance the accessibility of ground-based LiDAR approaches for forest inventories to a broad audience. Also, due to the ability to process relatively large point clouds without running into premature memory issues, the proposed software may be able to adjust to the specific needs of forest environment analysis. This improved accessibility is expected to promote the adoption of both the software and remote sensing methods by a diverse community, including researchers, students, forest enterprises, and forest owners. Consequently, it may encourage the transition towards modern, precise, and efficient remote sensing techniques which would improve forest inventory quality and forest management planning.

Conclusion

The proposed software and the contained algorithms introduce two novel approaches for tree detection and tree height estimation using 3D point cloud data in forest environments. In the presented case study, the workflow successfully detected 93 % of trees across 14 large, densely vegetated sample plots and achieved a mean absolute error of 0.7 m in tree height estimation. In addition, other essential forest inventory attributes—such as diameter at breast height (DBH; Mean Absolute Error = 3.4 cm), crown area, and terrain models—can also be derived using the proposed software. This enables the complex and seamless integration of remotely sensed data into practical forestry, GIS analyses, and forestry education, thereby supporting the broader adoption of remote sensing technologies in forest management.

Supplementary Materials

Appendix 1 – Description of input parameters to the main DendRobot function.

Parameter name	Type	Recommended Range	Default value*	Meaning
Point Cloud Data Path	String	N/A	None	Path of a point cloud file to be processed.
Debug	Boolean	True / False	False	If set to True, intermediate files at each processing step will be generated and saved to the computer.
EPSG Code	Integer	Projected Coordinate Systems only	32633	If the point cloud is georeferenced, the processing outputs will be assigned the specified EPSG code.
Data Type	String	'MLS Raw'; 'MLS Cropped'; 'iPhone LiDAR'; 'CRP'; 'UAV LiDAR'	MLS Raw'	The source of the point cloud. Based on the selected option, other parameters will be adjusted to more appropriate default values, and the processing algorithm will vary accordingly.
Subsampling Step	Float	0.00 to 0.2	0.05	The minimum step size between points in the subsampled point cloud.
Cross Section Thickness	Float	0.01 to 1.0	0.07	The size of the cross-section, which will later be used for RANSAC Circle Fitting.
Cross Sections Count	Integer	1 to Unlimited	3	The number of cross-sections extracted for each tree, which will be used for RANSAC Circle Fitting.
Cross Section Step	Float	0.1 to 5	1	Interval at which the cross sections will be made along the stem height. First sections is always at 1.3 m above ground.
DTM Resolution	Float	0.5 to 5	1	The grid step for detecting minima within each grid cell. The DSM is generated at four times finer resolution.

Filter-Chunk Size	Float	1 to 100	10	The sensitivity of density filtering to smaller objects. Higher values result in detecting only larger trees, whereas excessively low values may lead to improper terrain removal.
Maximal DBH	Float	0.1 to 5	1.5	A threshold for filtering out trees with unrealistic DBH estimate.
Watershed Min. Tree Height	Float	0.1 to 40	5	A threshold for eliminating crown detection in trees below a certain size.
Ransac Iterations	Integer	100 to 10000	1000	The number of attempts to find the best-fitting DBH for a given cross-section.
Outlier Distance Threshold	Float	0.01 to 0.1	0.01	The outlier threshold, specifying how far from the currently fitted circle a point must be to be considered an outlier.
Used CPU cores	Integer	1 to All	All - 4	Defines the number of CPU cores allocated to reduce processing time. Excessively high values may lead to RAM overuse and processing failure.

*Default values differ based on selected Data Type. Values for 'MLS Raw' are shown.

Funding

The work was financially supported by projects [QK21010198] "Adaptation of forestry for sustainable use of natural resources", funded by the Technological Agency of the Czech Republic; and the Faculty of Forestry and wood sciences, Czech University of Life Sciences Prague through grant [FORESTin3D].

Acknowledgements

The authors express their sincere gratitude to Oy Arbonaut Ltd and its employees for their support in providing resources for obtaining MLS test data used in the development and evaluation of the DendRobot software. Special appreciation is also extended to the Faculty of Forestry and Wood Sciences at the University of Life Sciences for its support in publishing this work.

Conflict of interest statement

None declared.

Data availability statement

The executable file of DendRobot or the raw Python code can be freely downloaded from https://dendrobot.czu.cz/ or https://github.com/marekhrdina/DendRobot.
Some of the point cloud data shown in the figures are not publicly available, however similar sample dataset can be downloaded from https://dendrobot.czu.cz/download. The numerical and statistical results of the study are available upon request.

References

1. Fassnacht FE, White JC, Wulder MA *et al.* Remote sensing in forestry: current challenges, considerations and directions. *Forestry: An International Journal of Forest Research* 2024;**97**:11–37.

2. Surovỳ P, Kuželka K. Acquisition of forest attributes for decision support at the forest enterprise level using remote-sensing techniques-a review. *Forests* 2019;**10**, DOI: 10.3390/f10030273.

3. Calders K, Adams J, Armston J *et al.* Terrestrial laser scanning in forest ecology: Expanding the horizon. *Remote Sens Environ* 2020;**251**:112102.

4. Srinivasan S, Popescu S, Eriksson M *et al.* Terrestrial Laser Scanning as an Effective Tool to Retrieve Tree Level Height, Crown Width, and Stem Diameter. *Remote Sens (Basel)* 2015;**7**:1877–96.

5. Disney M, Burt A, Calders K *et al.* Innovations in Ground and Airborne Technologies as Reference and for Training and Validation: Terrestrial Laser Scanning (TLS). *Surv Geophys* 2019;**40**:937–58.

6. Laino D, Cabo C, Prendes C *et al.* 3DFin: a software for automated 3D forest inventories from terrestrial point clouds. *Forestry: An International Journal of Forest Research* 2024;**97**:479–96.

7. Trochta J, Krůček M, Vrška T *et al.* 3D Forest: An application for descriptions of three-dimensional forest structures using terrestrial LiDAR. *PLoS One* 2017;**12**:e0176871.

8. Computree Core Team. Computree platform. *https://computree.onf.fr* 2024.

9. Molina-Valero JA, Villamayor MJG, Pérez MAN *et al.* FORTLS: An R Package for Processing TLS Data and Estimating Stand Variables in Forest Inventories. MDPI AG, 2021, 38.

10. Xi Z, Hopkinson C. 3D Graph-Based Individual-Tree Isolation (Treeiso) from Terrestrial Laser Scanning Point Clouds. *Remote Sens (Basel)* 2022;**14**:6116.

11. Raumonen P. *TreeQSM Quantitative Structure Models of Single Trees from Laser Scanner Data Instructions for MATLAB-Software TreeQSM, Version 2.4.0.*, 2013.

12. CloudCompare. CloudCompare. 2024.

13. Hackel T, Wegner JD, Schindler K. Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. IEEE, 2016, 1610–8.

14. Hrdina M, Molina-Valero JA, Kuželka K *et al.* Obtaining the Highest Quality from a Low-Cost Mobile Scanner: A Comparison of Several Pipelines with a New Scanning Device. *Remote Sens (Basel)* 2025;**17**:2564.

15. Murtiyoso A, Cabo C, Singh A *et al.* A Review of Software Solutions to Process Ground-based Point Clouds in Forest Applications. *Current Forestry Reports* 2024;**10**:401–19.

16. Molina-Valero JA, Martínez-Calvo A, Ginzo Villamayor MJ *et al.* Operationalizing the use of TLS in forest inventories: The R package FORTLS. *Environmental Modelling and Software* 2022;**150**, DOI: 10.1016/j.envsoft.2022.105337.

17. Python Software Foundation. Python. 2021.

18. Zhou Q-Y, Park J, Koltun V. Open3D: A Modern Library for 3D Data Processing. *ArXiv* 2018.

19. Brown G, Montaigu T. laspy: Python library for lidar LAS/LAZ IO. 2025.

20. Isenburg M. LASzip. *Photogramm Eng Remote Sensing* 2013;**79**:209–17.

21. Shi L, Luo J. A Framework of Point Cloud Simplification Based on Voxel Grid and Its Applications. *IEEE Sens J* 2024;**24**:6349–57.

22. Pesaresi M, Benediktsson JA. A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 2001;**39**:309–20.

23. Wang L, Gong P, Biging GS. Individual Tree-Crown Delineation and Treetop Detection in High-Spatial-Resolution Aerial Imagery. *Photogramm Eng Remote Sensing* 2004;**70**:351–7.

24. Qi C, Yi L, Su H *et al.* PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space. *ArXiv* 2017.

25. SciPy. SciPy cKDTree. *https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.spatial.cKDTree.html* 2025.

26. Silversmith W. cc3d: Connected components on multilabel 3D & 2D images. *connected-components-3d 3220* 2024.

27. PyVista Developers. pyvista. 2024.

28. Akpo HA, Atindogbé G, Obiakara MC *et al.* Accuracy of tree stem circumference estimation using close range photogrammetry: Does point-based stem disk thickness matter? *Trees, Forests and People* 2020;**2**, DOI: 10.1016/j.tfp.2020.100019.

29. Fischler MA, Bolles RC. Random sample consensus. *Commun ACM* 1981;**24**:381–95.

30. GIlles S. Fiona. 2024.

31. Gilles S. rasterio. 2024.

32. Jordahl K. geopandas. 2024.

33. Hess AF, Minatti M, Costa EA *et al.* Height-to-diameter ratios with temporal and dendro/morphometric variables for Brazilian pine in south Brazil. *J For Res (Harbin)* 2021;**32**:191–202.

488 34. Liang X, Hyyppä J, Kaartinen H *et al.* International benchmarking of terrestrial laser scanning
489 approaches for forest inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*
490 2018;**144**:137–79.

491 35. Wang Y, Lehtomäki M, Liang X *et al.* Is field-measured tree height as reliable as believed – A
492 comparison study of tree height estimates from field measurement, airborne laser scanning and
493 terrestrial laser scanning in a boreal forest. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*
494 2019;**147**:132–45.

495

5. Diskuse

Tato disertační práce si položila tři výzkumné cíle, jichž bylo formou čtyř dílčích studií postupně dosaženo. Aby byla následující diskuse lépe přehledná, budou názvy dvou studií, popisovaných dříve v této disertační práci, nahrazeny zástupnými názvy. To přispěje k přehlednosti diskuse. Článek popisující výkon low-cost scannerů v porovnání s předními skenery proto bude nazýván jako „studie mapry". Studie představující program DendRobot a výsledky jeho prvotního testování bude uváděna jako „studie DendRobot".

Disertační práce a s ní spjaté vědecké publikace se zabývají využitím pozemních metod dálkového průzkumu Země a potenciálem, který v sobě ukrývají data, pořízená těmito přístupy. Otázka potenciálu a přesnosti takových dat je předmětem zájmu velkého počtu vědeckých publikací, které cílí na zjišťování vlastností lesního prostředí novými způsoby. S jistotu lze říci, že moderní metody dálkového průzkumu Země snižují časovou náročnost terénního sběru dat a poskytují přesnost výsledků, srovnatelnou s tradičními postupy měření lesa [27,51]. Potenciál 3D dat je však stále do velké míry nevyužitý, neboť jen malá část studií, resp. algoritmů pro zpracování 3D dat, se zabývá jinými parametry, než je tloušťka stromu ve výčetní výšce (DBH) s výškou stromu. V rámci této disertační práce proto byla projevena snaha o větší využití potenciálu 3D dat několika způsoby.

Práce, zabývající se detekcí hniloby ve stojících kmenech, je jedním z takových případů. Svým přístupem k řešení problému s klasifikací shnilých a zdravých stromů je práce originální. Jako první se totiž zabývá určením přítomnosti hniloby ve stromech pomocí strojového učení, využívajícího pozemní fotogrammetrická 3D data. Studií, které využívaly bodová mračna z CRP pro zpřesnění výsledků tomografie, už ale v dřívější době vzniklo více [119,120]. Ty se sice nezabývaly automatickou klasifikací stromů, ale spolu s prezentovanou autorskou studií se shodují na tom, že fotogrammetrie je vhodným nástrojem pro zpřesnění výsledků tomografie.
Výsledky klasifikace shnilých a zdravých stromů lze nicméně porovnat alespoň se studiemi, které se zabývají klasifikací druhů dřevin pomocí metod strojového učení. Takovéto studie se zabývají např. klasifikací 3D dat do sedmi kategorií, daných dřevinnými druhy a dosahují přesností klasifikace 95 % a 86 % [121,122]. To může poukazovat na to, že potenciál detekce shnilých stromů je daleko větší, než jakého se dosáhlo v této disertační práci.
Výsledky klasifikace by bylo zřejmě možné zlepšit poskytnutím větší datové sady [123], což už je ale otázkou navazujících projektů. Na základě výsledků studie je každopádně možné říci, že klasifikátory, zaměřené na jednotlivé druhy dřevin, dokážou klasifikaci provádět přesněji (65.5 %), zatímco univerzální modely přesnost výsledků snižují (57.7 %).

Dalšími parametry stromů, odvozovanými ze 3D dat, byly vlastnosti stromové architektury. Otázkou bylo, do jaké míry je pozemní fotogrammetrie schopna zachytit jemné struktury stromků a zdali je možné tyto informace spolehlivě kvantifikovat využitím QSM. Studie potvrdila, že spolehlivě lze rekonstruovat pouze některé parametry, a to zejména délky – tj. výšky stromů, délky větví v různých řádech větvení a také průměr kmene. Parametry jako je počet větví, objem větví nebo celkový objem dřevní hmoty stromů, byly úspěšně zjištěny jen v několika případech, což neposkytuje výstupy, které by konzistentně podporovaly užitečnost fotogrammetrie pro tento úkol. Celkové chyby RMSE pak nabývaly hodnot 34.2 % pro určení výšky kmene, 69.9 % pro určení tloušťky kmene, 107.9 % pro objemové parametry a 142 % pro počty větví. Z toho je patrné, že fotogrammetrie nebo použitý způsob sběru fotografií, pro tyto účely není nejvhodnější volbou.

Zároveň je ale nutno podotknout, že referenční metoda magnetického digitalizování poskytuje velice přesné kontrolní údaje a studie s podobným zaměřením často takto přesná referenční data neanalyzují a nejsou schopny tak důkladně posoudit skutečné rozdíly. Např. studie rekonstruující solitérní stromy z letecké fotogrammetrie z dronu popisuje, že analýza podhodnocovala délky větví dospělých stromů o více než 50 cm a jejich tloušťky nadhodnocovala o více než 3 cm. Porovnání však probíhalo vůči ručním měřením, dělaným na náhodně vybraných částech 3D modelu [118]. Výsledek je v částečné shodě s tvrzeními plynoucími z předkládané disertační práce, která tvrdí, že objemy větví jsou nadhodnocovány. To souvisí s tím, že jsou nadhodnocovány i tloušťky větví, pohybujících se ve větru. Podobně jako v citované studii. Naopak délky se podařilo v disertační práci rekonstruovat poměrně přesně.

Jako jiné porovnání lze prezentovat ještě výsledky založené na TLS skenování. Příslušné studie se opět zabývaly stojícími dospělými stromy a porovnávaly se výsledky různých algoritmů, kvantifikujících stromové parametry. Rozdíly mezi metodami vykazovaly poměrně malé odchylky, asi do 20 % pro objem kmene, větví a veškeré dřevní hmoty. Referenčními daty v této studii jsou ale opět výsledky z manuální segmentace bodového mračna, nikoliv z ručních měření v terénu [124] a nelze tak úplně dokázat porovnání s realitou. Nejrelevantnějším porovnáním je tak studie využívající program TreeQSM na bodová mračna z TLS, přičemž výsledky jsou porovnány s destruktivním měřením. Studie se ale zabývá pouze větvemi s průměry přes 20 cm. Ty byly pomocí dat z TLS rekonstruovány přesně, s chybami určení délek pod 1 %. Podhodnocení tloušťky větví nabývalo jen 8% rozdílu a chyba určení celkového objemu dřevní hmoty nabývala hodnoty 3 %. Výsledky tak ukazují, že pro rekonstrukci hrubé architektury stromu je postup využívající QSM vhodný [125].

Pro budoucí studie, snažící se rekonstruovat detailní architekturu stromů pomocí fotogrammetrie, lze doporučit, aby byl kladen velký důraz na povětrnostní podmínky během sběru dat. Důležitá je eliminace pohybu větví ve větru a také správné světelné

podmínky, což je potvrzeno ve více studiích [40,118]. Ke snížení šumu a počtu artefaktů by zřejmě prospělo i fotografování v co nejkratším časovém okně, aby se minimalizoval počet fotografií, které zachycují větve posunuté větrem. Alternativní možností je samozřejmě využití laserového skenování. I to však musí být používáno s ohledem na počasí, neboť i u něj má vliv větru nepříznivý dopad. Laserové skenování ale nabízí rychlé vytvoření skenu s potenciálně vysokou přesností, zejména při skenování na krátkou vzdálenost. Proto by mohlo být dostatečně detailní i pro uváděné účely.

V lesnictví je však LiDAR využíván především pro sběr základních údajů inventarizace lesa, což je výška stromu a jeho výčetní tloušťka. Studiem těchto parametrů z MLS a TLS se zabývala třetí studie, zkráceně „studie mapry“, prezentovaná v této disertační práci. Jejím cílem bylo stanovit přesnost levné alternativy značkových TLS a MLS systémů. K tomuto účelu byla pozorována zjištěná DBH a počet úspěšně detekovaných stromů. V případě hlavního testovaného zařízení „mapry LA03“ byla nejlepší dosažená přesnost detekce stromů rovna asi 77 % a chyba RMSE určení DBH 19.7 %. Těchto výsledků bylo dosaženo automatizovanou analýzou bodových mračen. V porovnání s citovanou studií, zkoumající potenciál dvou jiných low-cost zařízení, je tento výsledek poměrně slabý, neboť uvedená studie dosáhla chyby RMSE určení DBH 6 % pro obě testovaná zařízení [126]. Je však nutno podotknout, že citovaná studie probíhala na zkusných plochách o rozloze 900 m^2 a s menším podílem zmlazení. To, v porovnání s takřka 4.5násobně velkou plochou s bohatým zmlazením, zřejmě způsobilo tento značný rozdíl, který by ale snad bylo možné zmenšit úpravou trajektorie skenování v rámci „studie mapry“. To ostatně platí i pro druhý low-cost scanner, iPhone 14 Pro, taktéž použitý ve „studii mapry“. Ten dosahoval v nejlepším případě RMSE určení DBH asi 44 %. To je dvojnásobná chyba, než jakou dosáhla jiná studie, porovnávající tentýž senzor [127]. Opět je rozdíl pravděpodobně daný volbou trajektorie, která v případě disertační práce nemohla být upravena kvůli zachování objektivity porovnání skenerů. Nicméně, tato skutečnost staví skenování pomocí mobilního telefonu do velké nevýhody. Je nutno však podotknout, že toto porovnání účelně zavádí stejné podmínky pro všechna MLS zařízení, aby bylo možné objektivně posoudit jejich výkon při sjednocené časové náročnosti, věnované skenování zájmového území.

Porovnání výsledků referenčních zařízení, tedy TLS Trimble TX8 a MLS GeoSLAM ZEB Horizon, se s výsledky jiných studií shodovalo. Tato zařízení jsou velmi přesná a chyby dosahované napříč studiemi se pohybují v rozsahu do RMSE přibližně 2 cm [27,30,53], což odpovídá i výsledkům disertační práce.

Důležitým výsledkem studie je potvrzení skutečnosti, že dosažená přesnost, resp. úplnost výsledků, se může výrazně lišit v závislosti na použitém algoritmu pro zpracování bodového mračna. Z porovnání vyplývá, že použitý algoritmus má zásadní vliv na počet úspěšně detekovaných stromů. Ten je tudíž zřejmě hlavním kritériem pro úspěšné odvození DBH všech stromů po celém naskenovaném území. Rozdíly ve

vypočtených tloušťkách nalezených stromů, již totiž nejsou tak výrazné, jako rozdíly v počtu stromů nalezených v bodovém mračnu a je proto důležité věnovat dostatek pozornosti algoritmům pro detekci stromů a odstranění šumu v okolí kmene.

Této problematice se věnuje poslední studie („studie DendRobot“) prezentovaná jako součást disertační práce. V ní byl navržen nový způsob detekce stromů v bodovém mračnu, který si v porovnání s jinými publikovanými algoritmy, v rámci „studie mapry“, vedl stejně či dokonce lépe, a to až o necelých 17 % v porovnání s programem 3DFIn a až o 42 % lépe v porovnání s programem FORTLS. Nutno je ale zmínit, že v porovnání s manuálně segmentovaným počtem kmenů, či s výsledky algoritmu SAMICE má program DendRobot stále rezervu, v některých případech až 30 %. Ve „studii DendRobot“ byl však podíl nalezených stromů velmi vysoký a to 93 %. Rozdíl v počtu detekovaných stromů může být dán především tloušťkovou strukturou zkoumaných porostů, která se mezi oběma studiemi zásadním způsobem liší. „Studie mapry“ totiž pracovala na zkusné ploše s velkým podílem tenkých stromů. Z nich se 44 nacházelo v tloušťkových stupních do 12 cm, zatímco ve zbylých, vyšších, tloušťkových stupních bylo 54 stromů. „Studie DendRobot“ ale pracovala pouze se stromy nad 7 cm tloušťky, tudíž podmínky pro detekci byly pravděpodobně příznivější. Tato studie ale zároveň porovnávala i výšky stromů, čímž se publikace o low-cost skenerech vůbec nezabývá. Výsledky porovnání DBH (RMSE = 3.4 cm) a výšky (RMSE = 0.7 m) tak vykazují uspokojivé výstupy v porovnání s tradiční inventarizací lesa. Tyto výsledky byly dosaženy pozorováním rozsáhlých a členitých zkusných ploch, které zahrnovaly celkem 1222 stromů.
V porovnání s jinými studiemi zaměřenými na MLS jsou dosažené chyby srovnatelné, DBH je však určeno s mírně větší chybou. Citované studie dosáhly např. chyby jen 1.47 cm [27,126]. Při porovnání výšek stromů ale naopak DendRobot poskytl lepší výsledky, přičemž citované studie vykazují chyby větší než cca 1.5 m [27,126]. Opět je ale rozdíl ve vlastnostech skenovaných území. V rámci disertační práce byla vyvíjena snaha o provádění studií v podmínkách komplexních lesních porostů, které staví metody pozemního DPZ před výzvu a lze tak lépe odvozovat závěry relevantní pro praktické použití.

V souvislosti s tím, vyvstává důležitá otázka, jestli je během využívání TLS a MLS stále potřeba dodržovat parametry zkusných ploch používaných při tradičním měření lesa, nebo zdali velikost zkoumaného území nemůže být zvětšena. Laserové skenování poskytuje totiž informace nejen z prostředí uvnitř zkusných ploch, ale i z okolí. Při využití veškerých naskenovaných dat tak lze analyzovat násobně větší plochu s minimálním nárůstem spotřeby času. Vědecké studie se často soustředí na malé zkusné plochy, s rozsahem menším než 10 arů [14,27,126]. Ze „studie mapry“ je ale patrné, že při skenování zkusné plochy o rozloze asi 0.4 hektaru, některé metody

dokázaly zachytit prostředí o rozsahu 1.4 hektary (MLS) nebo dokonce 3 hektary (TLS), což je násobně víc, než kolik bylo ve výsledku využito k samotné analýze.
Příčina volby malých zkoumaných území tak pravděpodobně spočívá v komplikacích, vzniklých při zpracování velkého objemu 3D dat. Ty souvisí s nutností, aby počítač, na kterém mají být data zpracována, disponoval dostatečnou operační pamětí („RAM“), která často přesahuje parametry běžných počítačů. Jako minimální dostupná kapacita RAM je proto zapotřebí alespoň 32 GB, lépe však 64 GB nebo 128 GB. Při takto objemné operační paměti lze načíst a zpracovávat bodová mračna o velikosti často přesahující rozměry porostních skupin, typických pro Českou republiku. Z nepublikovaných výsledků vlastních analýz však vyplývá, že prakticky všechny programy poskytnuté jako výsledky vědeckého bádání nenakládají efektivně právě s operační pamětí systému. To vede k tomu, že na běžných počítačích algoritmy předčasně selhávají pro nedostatek dostupné paměti, a to v samém důsledku vede k tomu, že lze analyzovat pouze malá území. Z tohoto důvodu se při tvorbě programu DendRobot kladla za cíl důsledná optimalizace algoritmu, která bude maximálně šetřit RAM, případně zkrátí i čas zpracování dat. Při zpracování analýz pro tuto disertační práci tak bylo často pozorováno, že si program DendRobot jako jediný dokáže poradit s rozsáhlejšími bodovými mračny, zatímco pro funkčnost jiných programů musela být bodová mračna zmenšována. Optimalizace programů je tím pádem důležitý aspekt, který je nutno zohlednit, mají-li být algoritmy pro automatické zpracování dat přístupné i širší odborné veřejnosti. Jak již bylo dříve uvedeno, laserové skenery jsou cenově nákladná zařízení. Obdobně to však platí i o počítačovém vybavení, které je nutno pro rychlé a spolehlivé zpracování velkých dat pořizovat. Snižování nároků počítačových programů tak může ušetřit mnoho finančních nákladů při zpracování velkoplošných dat a přispět k většímu využívání dálkového průzkumu Země i v reálných, provozních aplikacích.

Závěrem diskuse k tématům disertační práce si autor pokorně troufá tvrdit, že cíle disertační práce byly naplněny a svými výsledky přispěly malým dílem k problematice dálkového průzkumu Země v lesnictví. Ten stále skýtá velký, dosud nevyužitý potenciál a je potřeba provést ještě mnoho kroků, směřujících ke stále dokonalejšímu využívání detailních dat, která metody pozemního skenování nabízejí.

6.Závěr

Metody pozemního skenování lesního prostředí nabízí možnosti, jak velmi detailně analyzovat parametry jednotlivých stromů. Potenciál těchto metod je obrovský a není dosud úplně využíván, protože se mnoho vědeckých prací zaměřuje především na tradičně sbírané parametry, jako je tloušťka v prsní výšce a celková výška stromů. Existuje však už i několik nástrojů a metod, jak efektivně získávat údaje nejen o kmeni,

ale i o větvích stromu, potažmo o celé jeho architektuře. Takovýchto samostatných a dobře použitelných nástrojů je ale málo. Proto se tato disertační práce snaží o rozšíření souboru parametrů, odvozovaných z pozemní fotogrammetrie či LiDAR.
V rámci práce je proto prováděna detekce hniloby uvnitř živých, stojících kmenů nebo popis detailní architektury malých stromků, ve smyslu zjištění objemů a délek kmene i větví. Oba tyto úkoly byly úspěšně splněny za využití pozemní fotogrammetrie a byl tak podložen předpoklad, že zjistit výskyt hniloby uvnitř kmene je za použití strojového učení a 3D dat z pozemní fotogrammetrie možné. Zároveň bylo ověřeno, že architekturu malých stromů je možné z fotogrammetrie automatizovaně rekonstruovat, ale jen do omezené míry, která vyplývá z kvality vytvořených bodových mračen. Přesně se tak podařilo odvodit jenom údaje o délkách, zatímco volumetrické údaje se podařilo rekonstruovat jen v některých případech a z výsledků nelze odvodit přesný a konzistentní závěr. Nicméně, kvůli obtížím, souvisejícím s aplikací pozemní fotogrammetrie, nelze tuto metodu doporučit pro velkoplošné analýzy, neboť má metoda tendenci selhávat i při rekonstrukci menších objektů, které se ale vlivem okolního prostředí, byť jen neznatelně, pohybují.
Proto byl v dalších studiích, spadajících pod předkládanou disertační práci, zkoumán především potenciál pozemního laserového skenování. Jedním z cílů disertační práce je analyzovat využitelnost pozemního laserového skenování. Proto proběhla studie, porovnávající výkon různě cenově dostupných LiDAR senzorů. Studie probíhala na relativně velké zkusné ploše a prokázala, že v takto složitých podmínkách dominují především senzory od věhlasnějších společností, které mají vyšší pořizovací cenu. Levnější senzory pak ukázaly potenciál pro provádění šetření na menších územích. Díky nízké ceně těchto LiDAR skenerů je totiž možné jich nasadit více současně a sbírat tak informace z menších ploch, rozmístěných po širším území. To by teoreticky mohlo nahradit manuální inventarizaci lesa, při zachování tradičně využívaných velikostí zkusných ploch.
Pro efektivnější zpracování dat z pozemních senzorů tato disertační práce předkládá nový autorský software DendRobot. Ten je schopný přesně analyzovat velká bodová mračna lesního prostředí, k čemuž využívá nový způsob detekce stromů a výpočtu jejich výšek. Přitom oba způsoby dosahují prokazatelně lepších výsledků než jiné, volně dostupné programy, určené pro obdobnou analýzu 3D dat lesního prostředí. Přesto je však další zdokonalování programu DendRobot důležité, protože dosud existují rezervy v počtech úspěšně detekovaných stromů. Také program dosud nezjišťuje podrobnější informace o stromech, což znamená, že potenciál poskytovaných 3D dat není zcela využit.

V budoucím výzkumu je proto důležitá orientace na identifikaci druhů dřevin zobrazených v bezbarvých bodových mračnech. To je základní parametr, nezbytný pro prakticky aplikovatelnou analýzu lesa. Dále bude kladen důraz na efektivní, přesné a

pokud možno rychlé zpracování 3D dat velkého rozsahu, s čímž souvisí i zájem o využitelnost tlouštěk, změřených v jiných výškách, než pouze v 1.3 metrech nad zemí. Zde se vychází z předpokladu, že pokud skenování poskytuje informace o vyšších částech kmene, je možná nevhodné se zaměřovat na tloušťku v 1.3 metrech, která je často zastíněna a překryta jinými objekty, zejména zmlazením.

Závěrem lze konstatovat, že potenciál využití 3D dat je veliký a dosud je efektivně využíván pouze jeho zlomek. Současné studie však udávají směry, kterými se lze vydat a dovést tak analýzu prostorových dat zase o kus dál.

Reference

1. Surový, P.; Kuželka, K.; Abdolahnejad, A.; Sirotková, K.; Melichová, Z.; Slavík, M. *Aplikace Dálkového Průzkumu Země v Lesnictví*; Česká zemědělská univerzita v Praze: Praha, 2019; ISBN 978-80-213-3008-5.

2. Kuželka, K. *Měření Lesa: Moderní Metody Sběru a Zpracování Dat*; 1st ed.; Česká zemědělská univerzita, Fakulta lesnická a dřevařská: Praha, 2014;

3. Wehr, A.; Lohr, U. Airborne Laser Scanning—an Introduction and Overview. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **1999**, *54*, 68–82, doi:10.1016/S0924-2716(99)00011-8.

4. Nelson, R.; Krabill, W.; MacLean, G. Determining Forest Canopy Characteristics Using Airborne Laser Data. *Remote Sens Environ* **1984**, *15*, 201–212, doi:10.1016/0034-4257(84)90031-2.

5. Krabill, W.B.; Link, L.E.; Swift, R.N. The Use Of Airborne Lasers In Terrestrial And Water Environments.; Aitken, G.W., Ed.; September 22 1983; pp. 201–207.

6. Spiecker, H.; Aschoff, T. Algorithms for the Automatic Detection of Trees in Laser Scanner Data.; Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci., January 2004.

7. Man, Q.; Yang, X.; Liu, H.; Zhang, B.; Dong, P.; Wu, J.; Liu, C.; Han, C.; Zhou, C.; Tan, Z.; et al. Comparison of UAV-Based LiDAR and Photogrammetric Point Cloud for Individual Tree Species Classification of Urban Areas. *Remote Sens (Basel)* **2025**, *17*, 1212, doi:10.3390/rs17071212.

8. Iglhaut, J.; Cabo, C.; Puliti, S.; Piermattei, L.; O'Connor, J.; Rosette, J. Structure from Motion Photogrammetry in Forestry: A Review. *Current Forestry Reports* 2019, *5*, 155–168.

9. Laino, D.; Cabo, C.; Prendes, C.; Janvier, R.; Ordonez, C.; Nikonovas, T.; Doerr, S.; Santin, C. 3DFin: A Software for Automated 3D Forest Inventories from Terrestrial Point Clouds. *Forestry: An International Journal of Forest Research* **2024**, *97*, 479–496, doi:10.1093/forestry/cpae020.

10. Gao, Q.; Kan, J. Automatic Forest DBH Measurement Based on Structure from Motion Photogrammetry. *Remote Sens (Basel)* **2022**, *14*, 2064, doi:10.3390/rs14092064.

11. Dassot, M.; Constant, T.; Fournier, M. The Use of Terrestrial LiDAR Technology in Forest Science: Application Fields, Benefits and Challenges. *Ann For Sci* **2011**, *68*, 959–974, doi:10.1007/s13595-011-0102-2.

12. Trimble *Trimble RealWorks User Guide*; 1st ed.; Trimble Inc.: Sunnyvale, 2021;

13. FARO Technologies Inc. *Orbis™ Premium Mobile Scanner and Datalogger User Manual*; FARO Technologies Inc., 2024;

14. Ryding, J.; Williams, E.; Smith, M.; Eichhorn, M. Assessing Handheld Mobile Laser Scanners for Forest Surveys. *Remote Sens (Basel)* **2015**, *7*, 1095–1111, doi:10.3390/rs70101095.

15. Wang, Q.; Tan, Y.; Mei, Z. Computational Methods of Acquisition and Processing of 3D Point Cloud Data for Construction Applications. *Archives of Computational Methods in Engineering* **2020**, *27*, 479–499, doi:10.1007/s11831-019-09320-4.

16. Zhou, L.; He, H.; Sun, J.; Lin, B. Phase-Shift Laser Ranging Technology Based on Multi-Frequency Carrier Phase Modulation. *Photonics* **2022**, *9*, 603, doi:10.3390/photonics9090603.

17. Suchocki, C. Comparison of Time-of-Flight and Phase-Shift TLS Intensity Data for the Diagnostics Measurements of Buildings. *Materials* **2020**, *13*, 353, doi:10.3390/ma13020353.

18. Trimble GmbH *Trimble TX8 Laserový Skener – Technické Specifikace*; Trimble GmbH: Raunheim, 2016;

19. Chaudhry, S.; Salido-Monzú, D.; Wieser, A. A Modeling Approach for Predicting the Resolution Capability in Terrestrial Laser Scanning. *Remote Sens (Basel)* **2021**, *13*, 615, doi:10.3390/rs13040615.

20. Wilkes, P.; Lau, A.; Disney, M.; Calders, K.; Burt, A.; Gonzalez de Tanago, J.; Bartholomeus, H.; Brede, B.; Herold, M. Data Acquisition Considerations for Terrestrial Laser Scanning of Forest Plots. *Remote Sens Environ* **2017**, *196*, 140–153, doi:10.1016/j.rse.2017.04.030.

21. Kukko, A.; Kaasalainen, S.; Litkey, P. Effect of Incidence Angle on Laser Scanner Intensity and Surface Data. *Appl Opt* **2008**, *47*, 986, doi:10.1364/AO.47.000986.

22. Kashani, A.; Olsen, M.; Parrish, C.; Wilson, N. A Review of LIDAR Radiometric Processing: From Ad Hoc Intensity Correction to Rigorous

Radiometric Calibration. *Sensors* **2015**, *15*, 28099–28128, doi:10.3390/s151128099.

23. Laconte, J.; Deschenes, S.-P.; Labussiere, M.; Pomerleau, F. Lidar Measurement Bias Estimation via Return Waveform Modelling in a Context of 3D Mapping. In Proceedings of the 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA); IEEE, May 2019; pp. 8100–8106.

24. Tonolli, S.; Dalponte, M.; Vescovo, L.; Rodeghiero, M.; Bruzzone, L.; Gianelle, D. Mapping and Modeling Forest Tree Volume Using Forest Inventory and Airborne Laser Scanning. *Eur J For Res* **2011**, *130*, 569–577, doi:10.1007/s10342-010-0445-5.

25. Surový, P.; Yoshimoto, A.; Panagiotidis, D. Accuracy of Reconstruction of the Tree Stem Surface Using Terrestrial Close-Range Photogrammetry. *Remote Sens (Basel)* **2016**, *8*, doi:10.3390/rs8020123.

26. Mokroš, M.; Výbošťok, J.; Tomaštík, J.; Grznárová, A.; Valent, P.; Slavík, M.; Merganič, J. High Precision Individual Tree Diameter and Perimeter Estimation from Close-Range Photogrammetry. *Forests* **2018**, *9*, doi:10.3390/f9110696.

27. Bauwens, S.; Bartholomeus, H.; Calders, K.; Lejeune, P. Forest Inventory with Terrestrial LiDAR: A Comparison of Static and Hand-Held Mobile Laser Scanning. *Forests* **2016**, *7*, 127, doi:10.3390/f7060127.

28. Jurjević, L.; Liang, X.; Gašparović, M.; Balenović, I. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed – Part II, A Comparison Study of Tree Height Estimates from Conventional Field Measurement and Low-Cost Close-Range Remote Sensing in a Deciduous Forest. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2020**, *169*, 227–241, doi:10.1016/j.isprsjprs.2020.09.014.

29. Hyyppä, E.; Yu, X.; Kaartinen, H.; Hakala, T.; Kukko, A.; Vastaranta, M.; Hyyppä, J. Comparison of Backpack, Handheld, Under-Canopy UAV, and Above-Canopy UAV Laser Scanning for Field Reference Data Collection in Boreal Forests. *Remote Sens (Basel)* **2020**, *12*, 3327, doi:10.3390/rs12203327.

30. Čerňava, J.; Mokroš, M.; Tuček, J.; Antal, M.; Slatkovská, Z. Processing Chain for Estimation of Tree Diameter from GNSS-IMU-Based Mobile Laser Scanning Data. *Remote Sens (Basel)* **2019**, *11*, 615, doi:10.3390/rs11060615.

31. Xie, Y.; Yang, T.; Wang, X.; Chen, X.; Pang, S.; Hu, J.; Wang, A.; Chen, L.; Shen, Z. Applying a Portable Backpack Lidar to Measure and Locate Trees in a Nature Forest Plot: Accuracy and Error Analyses. *Remote Sens (Basel)* **2022**, *14*, 1806, doi:10.3390/rs14081806.

32. Cabo, C.; Del Pozo, S.; Rodríguez-Gonzálvez, P.; Ordóñez, C.; González-Aguilera, D. Comparing Terrestrial Laser Scanning (TLS) and Wearable Laser Scanning (WLS) for Individual Tree Modeling at Plot Level. *Remote Sens (Basel)* **2018**, *10*, 540, doi:10.3390/rs10040540.

33. Grisetti, G.; Kummerle, R.; Stachniss, C.; Burgard, W. A Tutorial on Graph-Based SLAM. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine* **2010**, *2*, 31–43, doi:10.1109/MITS.2010.939925.

34. Bustos, A.P.; Chin, T.-J.; Eriksson, A.; Reid, I. Visual SLAM: Why Bundle Adjust? In Proceedings of the 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA); IEEE, May 2019; pp. 2385–2391.

35. FARO *Orbis™ Mobile Scanner Brochure*; FARO: Exton, USA, Pennsylvania, 2024;

36. GeoSLAM *ZEB Family Brochure*; GeoSLAM: Ruddington, 2019;

37. Garroway, K.; Hopkinson, C.; Jamieson, R. Surface Moisture and Vegetation Influences on Lidar Intensity Data in an Agricultural Watershed. *Canadian Journal of Remote Sensing* **2011**, *37*, 275–284, doi:10.5589/m11-036.

38. FARO Technologies Inc. *Orbis Mobile Scanner and Datalogger User Manual*; FARO Technologies Inc., 2024;

39. Kuželka, K.; Surový, P. Noise Analysis for Unbiased Tree Diameter Estimation from Personal Laser Scanning Data. *Remote Sens (Basel)* **2024**, *16*, doi:10.3390/rs16071261.

40. Miller, J.; Morgenroth, J.; Gomez, C. 3D Modelling of Individual Trees Using a Handheld Camera: Accuracy of Height, Diameter and Volume Estimates. *Urban For Urban Green* **2015**, *14*, 932–940, doi:10.1016/j.ufug.2015.09.001.

41. Guan, T.; Shen, Y.; Wang, Y.; Zhang, P.; Wang, R.; Yan, F. Advancing Forest Plot Surveys: A Comparative Study of Visual vs. LiDAR SLAM Technologies. *Forests* **2024**, *15*, 2083, doi:10.3390/f15122083.

42. Ullah, S.; Adler, P.; Dees, M.; Datta, P.; Weinacker, H.; Koch, B. Comparing Image-Based Point Clouds and Airborne Laser Scanning Data for Estimating Forest Heights. *IForest* **2017**, *10*, 273–280, doi:10.3832/ifor2077-009.

43. Pourreza, M.; Moradi, F.; Khosravi, M.; Deljouei, A.; Vanderhoof, M.K. GCPs-Free Photogrammetry for Estimating Tree Height and Crown Diameter in Arizona Cypress Plantation Using UAV-Mounted GNSS RTK. *Forests* **2022**, *13*, doi:10.3390/f13111905.

44. Ozyesil, O.; Voroninski, V.; Basri, R.; Singer, A. A Survey of Structure from Motion. **2017**.

45. Schönberger, J.; Zheng, E.; Frahm, J.-M.; Pollefeys, M. Pixelwise View Selection for Unstructured Multi-View Stereo.; Leibe, B., Matas, J., Sebe, N., Welling, M., Eds.; Springer International Publishing: Cham, 2016; Vol. 9907.

46. Wang, L.; Chen, R.; Kong, D. An Improved Patch Based Multi-View Stereo (PMVS) Algorithm.; 2014.

47. Probst, A.; Gatziolis, D.; Strigul, N. Intercomparison of Photogrammetry Software for Three-Dimensional Vegetation Modelling. *R Soc Open Sci* **2018**, *5*, doi:10.1098/rsos.172192.

48. Incekara, A.H.; Seker, D.Z. Comparative Analyses of the Point Cloud Produced by Using Close-Range Photogrammetry and Terrestrial Laser Scanning for Rock Surface. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* **2018**, *46*, 1243–1253, doi:10.1007/s12524-018-0805-z.

49. Kuželka, K.; Surový, P. Mathematically Optimized Trajectory for Terrestrial Close-Range Photogrammetric 3D Reconstruction of Forest Stands. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2021**, *178*, 259–281, doi:10.1016/j.isprsjprs.2021.06.013.

50. Hrdina, M.; Surový, P. Internal Tree Trunk Decay Detection Using Close Range Remote Sensing Data and the PointNet Deep Learning Method. **2023**, doi:10.20944/preprints202311.0690.v1.

51. Mokroš, M.; Liang, X.; Surový, P.; Valent, P.; Čerňava, J.; Chudý, F.; Tunák, D.; Saloň, I.; Merganič, J. Evaluation of Close-Range Photogrammetry Image Collection Methods for Estimating Tree Diameters. *ISPRS Int J Geoinf* **2018**, *7*, doi:10.3390/ijgi7030093.

52. Berveglieri, A.; Tommaselli, A.; Liang, X.; Honkavaara, E. Photogrammetric Measurement of Tree Stems from Vertical Fisheye Images. *Scand J For Res* **2017**, *32*, 737–747, doi:10.1080/02827581.2016.1273381.

53. Compeán-Aguirre, J.L.; López-Serrano, P.M.; Silván-Cárdenas, J.L.; Martínez-García-Moreno, C.A.; Vega-Nieva, D.J.; Corral-Rivas, J.J.; Pompa-García, M. Evaluation of Two-Dimensional DBH Estimation Algorithms Using TLS. *Forests* **2024**, *15*, 1964, doi:10.3390/f15111964.

54. Chen, Q.; Luo, H.; Cheng, Y.; Xie, M.; Nan, D. An Individual Tree Detection and Segmentation Method from TLS and MLS Point Clouds Based on Improved Seed Points. *Forests* **2024**, *15*, 1083, doi:10.3390/f15071083.

55. Molina-Valero, J.A.; Villamayor, M.J.G.; Pérez, M.A.N.; Álvarez-González, J.G.; Montes, F.; Martínez-Calvo, A.; Pérez-Cruzado, C. FORTLS: An R Package for Processing TLS Data and Estimating Stand Variables in Forest Inventories.; MDPI AG, February 8 2021; p. 38.

56. Hrdina, M. DendRobot v0.3 Available online: www.dendrobot.czu.cz (accessed on 28 April 2025).

57. Wallace, L.; Lucieer, A.; Watson, C.S. Evaluating Tree Detection and Segmentation Routines on Very High Resolution UAV LiDAR Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **2014**, *52*, 7619–7628, doi:10.1109/TGRS.2014.2315649.

58. Lu, X.; Guo, Q.; Li, W.; Flanagan, J. A Bottom-up Approach to Segment Individual Deciduous Trees Using Leaf-off Lidar Point Cloud Data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2014**, *94*, 1–12, doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.03.014.

59. Trochta, J.; Krůček, M.; Vrška, T.; Král, K. 3D Forest: An Application for Descriptions of Three-Dimensional Forest Structures Using Terrestrial LiDAR. *PLoS One* **2017**, *12*, e0176871, doi:10.1371/journal.pone.0176871.

60. Burt, A.; Disney, M.; Calders, K. Extracting Individual Trees from Lidar Point Clouds Using Treeseg. *Methods Ecol Evol* **2019**, *10*, 438–445, doi:10.1111/2041-210X.13121.

61. Tao, S.; Wu, F.; Guo, Q.; Wang, Y.; Li, W.; Xue, B.; Hu, X.; Li, P.; Tian, D.; Li, C.; et al. Segmenting Tree Crowns from Terrestrial and Mobile LiDAR Data by Exploring Ecological Theories. *ISPRS Journal of*

Photogrammetry and Remote Sensing **2015**, *110*, 66–76, doi:10.1016/j.isprsjprs.2015.10.007.

62. Comesaña-Cebral, L.; Martínez-Sánchez, J.; Lorenzo, H.; Arias, P. Individual Tree Segmentation Method Based on Mobile Backpack LiDAR Point Clouds. *Sensors* **2021**, *21*, 6007, doi:10.3390/s21186007.

63. Xing, W.; Xing, Y.; Huang, Y.; Qu, L.; You, H. Individual Tree Segmentation of TLS Point Cloud Data Based on Clustering of Voxels Layer by Layer. *J. Cent. South Univ. For. Technol* **2017**, *37*, 58–64.

64. Freißmuth, L.; Mattamala, M.; Chebrolu, N.; Schaefer, S.; Leutenegger, S.; Fallon, M. Online Tree Reconstruction and Forest Inventory on a Mobile Robotic System. **2025**, doi:10.1109/IROS58592.2024.10802455.

65. Xu, X.; Iuricich, F.; Calders, K.; Armston, J.; De Floriani, L. Topology-Based Individual Tree Segmentation for Automated Processing of Terrestrial Laser Scanning Point Clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **2023**, *116*, 103145, doi:10.1016/j.jag.2022.103145.

66. Henrich, J.; van Delden, J.; Seidel, D.; Kneib, T.; Ecker, A.S. TreeLearn: A Deep Learning Method for Segmenting Individual Trees from Ground-Based LiDAR Forest Point Clouds. *arXiv* **2025**.

67. Krisanski, S.; Taskhiri, M.S.; Gonzalez Aracil, S.; Herries, D.; Muneri, A.; Gurung, M.B.; Montgomery, J.; Turner, P. Forest Structural Complexity Tool—An Open Source, Fully-Automated Tool for Measuring Forest Point Clouds. *Remote Sens (Basel)* **2021**, *13*, 4677, doi:10.3390/rs13224677.

68. Qi, C.; Yi, L.; Su, H.; Guibas, L. PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space. *ArXiv* **2017**.

69. Akpo, H.A.; Atindogbé, G.; Obiakara, M.C.; Gbedolo, M.A.; Laly, F.G.; Lejeune, P.; Fonton, N.H. Accuracy of Tree Stem Circumference Estimation Using Close Range Photogrammetry: Does Point-Based Stem Disk Thickness Matter? *Trees, Forests and People* **2020**, *2*, doi:10.1016/j.tfp.2020.100019.

70. Koreň, M.; Hunčaga, M.; Chudá, J.; Mokroš, M.; Surový, P. The Influence of Cross-Section Thickness on Diameter at Breast Height Estimation from Point Cloud. *ISPRS Int J Geoinf* **2020**, *9*, 495, doi:10.3390/ijgi9090495.

71. Pitkänen, T.P.; Raumonen, P.; Kangas, A. Measuring Stem Diameters with TLS in Boreal Forests by Complementary Fitting Procedure. *ISPRS*

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **2019**, *147*, 294–306, doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.11.027.

72. You, L.; Tang, S.; Song, X.; Lei, Y.; Zang, H.; Lou, M.; Zhuang, C. Precise Measurement of Stem Diameter by Simulating the Path of Diameter Tape from Terrestrial Laser Scanning Data. *Remote Sens (Basel)* **2016**, *8*, 717, doi:10.3390/rs8090717.

73. Stovall, A.E.L.; Vorster, A.G.; Anderson, R.S.; Evangelista, P.H.; Shugart, H.H. Non-Destructive Aboveground Biomass Estimation of Coniferous Trees Using Terrestrial LiDAR. *Remote Sens Environ* **2017**, *200*, 31–42, doi:10.1016/j.rse.2017.08.013.

74. Torralba, J.; Carbonell-Rivera, J.P.; Ruiz, L.Á.; Crespo-Peremarch, P. Analyzing TLS Scan Distribution and Point Density for the Estimation of Forest Stand Structural Parameters. *Forests* **2022**, *13*, 2115, doi:10.3390/f13122115.

75. Srinivasan, S.; Popescu, S.; Eriksson, M.; Sheridan, R.; Ku, N.-W. Terrestrial Laser Scanning as an Effective Tool to Retrieve Tree Level Height, Crown Width, and Stem Diameter. *Remote Sens (Basel)* **2015**, *7*, 1877–1896, doi:10.3390/rs70201877.

76. Wang, Y.; Lehtomäki, M.; Liang, X.; Pyörälä, J.; Kukko, A.; Jaakkola, A.; Liu, J.; Feng, Z.; Chen, R.; Hyyppä, J. Is Field-Measured Tree Height as Reliable as Believed – A Comparison Study of Tree Height Estimates from Field Measurement, Airborne Laser Scanning and Terrestrial Laser Scanning in a Boreal Forest. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* **2019**, *147*, 132–145, doi:10.1016/j.isprsjprs.2018.11.008.

77. Xu, Y.; Wang, T.; Skidmore, A.K. Fusing Aerial Photographs and Airborne LiDAR Data to Improve the Accuracy of Detecting Individual Trees in Urban and Peri-Urban Areas. *Urban For Urban Green* **2025**, *105*, 128696, doi:10.1016/j.ufug.2025.128696.

78. Weiser, H.; Schäfer, J.; Winiwarter, L.; Krašovec, N.; Fassnacht, F.E.; Höfle, B. Individual Tree Point Clouds and Tree Measurements from Multi-Platform Laser Scanning in German Forests. *Earth Syst Sci Data* **2022**, *14*, 2989–3012, doi:10.5194/essd-14-2989-2022.

79. Yang, W.; Wilkes, P.; Vicari, M.B.; Hand, K.; Calders, K.; Disney, M. Treegraph: Tree Architecture from Terrestrial Laser Scanning Point Clouds. *Remote Sens Ecol Conserv* **2024**, *10*, 755–774, doi:10.1002/rse2.399.

80. Raumonen, P.; Kaasalainen, M.; Åkerblom, M.; Kaasalainen, S.; Kaartinen, H.; Vastaranta, M.; Holopainen, M.; Disney, M.; Lewis, P. Fast Automatic Precision Tree Models from Terrestrial Laser Scanner Data. *Remote Sens (Basel)* **2013**, *5*, 491–520, doi:10.3390/rs5020491.

81. Disney, M.I.; Boni Vicari, M.; Burt, A.; Calders, K.; Lewis, S.L.; Raumonen, P.; Wilkes, P. Weighing Trees with Lasers: Advances, Challenges and Opportunities. *Interface Focus* **2018**, *8*, 20170048, doi:10.1098/rsfs.2017.0048.

82. Srinivasan, S.; Popescu, S.C.; Eriksson, M.; Sheridan, R.D.; Ku, N.-W. Multi-Temporal Terrestrial Laser Scanning for Modeling Tree Biomass Change. *For Ecol Manage* **2014**, *318*, 304–317, doi:10.1016/j.foreco.2014.01.038.

83. You, L.; Sun, Y.; Liu, Y.; Chang, X.; Jiang, J.; Feng, Y.; Song, X. Tree Skeletonization with DBSCAN Clustering Using Terrestrial Laser Scanning Data. *Forests* **2023**, *14*, 1525, doi:10.3390/f14081525.

84. Lin, Y.; Herold, M. Tree Species Classification Based on Explicit Tree Structure Feature Parameters Derived from Static Terrestrial Laser Scanning Data. *Agric For Meteorol* **2016**, *216*, 105–114, doi:10.1016/j.agrformet.2015.10.008.

85. Chen, J.; Liang, X.; Liu, Z.; Gong, W.; Chen, Y.; Hyyppä, J.; Kukko, A.; Wang, Y. Tree Species Recognition from Close-Range Sensing: A Review. *Remote Sens Environ* **2024**, *313*, 114337, doi:10.1016/j.rse.2024.114337.

86. Zou, X.; Cheng, M.; Wang, C.; Xia, Y.; Li, J. Tree Classification in Complex Forest Point Clouds Based on Deep Learning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* **2017**, *14*, 2360–2364, doi:10.1109/LGRS.2017.2764938.

87. Liu, B.; Huang, H.; Chen, S.; Tian, X.; Ren, M. Tree Species Classification of Point Clouds from Different Laser Sensors Using the PointNet++ Deep Learning Method. In Proceedings of the IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium; IEEE, July 16 2023; pp. 1565–1568.

88. Seidel, D.; Annighöfer, P.; Thielman, A.; Seifert, Q.E.; Thauer, J.-H.; Glatthorn, J.; Ehbrecht, M.; Kneib, T.; Ammer, C. Predicting Tree Species From 3D Laser Scanning Point Clouds Using Deep Learning. *Front Plant Sci* **2021**, *12*, doi:10.3389/fpls.2021.635440.

89. Klauberg, C.; Vogel, J.; Dalagnol, R.; Ferreira, M.P.; Hamamura, C.; Broadbent, E.; Silva, C.A. Post-Hurricane Damage Severity Classification at the Individual Tree Level Using Terrestrial Laser Scanning and Deep Learning. *Remote Sens (Basel)* **2023**, *15*, 1165, doi:10.3390/rs15041165.

90. Kim, Y.; Yang, Z.; Cohen, W.B.; Pflugmacher, D.; Lauver, C.L.; Vankat, J.L. Distinguishing between Live and Dead Standing Tree Biomass on the North Rim of Grand Canyon National Park, USA Using Small-Footprint Lidar Data. *Remote Sens Environ* **2009**, *113*, 2499–2510, doi:10.1016/j.rse.2009.07.010.

91. U.S. DEPARTMENT OF AGRICULTURE – Forest Service *Terrestrial 3D Laser Scanning for Ecosystem and Fire Effects Monitoring*; 2024;

92. Jacobs, M.; Hilmers, T.; Leroy, B.M.L.; Lemme, H.; Kienlein, S.; Müller, J.; Weisser, W.W.; Pretzsch, H. Assessment of Defoliation and Subsequent Growth Losses Caused by Lymantria Dispar Using Terrestrial Laser Scanning (TLS). *Trees* **2022**, *36*, 819–834, doi:10.1007/s00468-021-02255-z.

93. Morgan, C.J.; Powers, M.; Strimbu, B.M. Estimating Tree Defects with Point Clouds Developed from Active and Passive Sensors. *Remote Sens (Basel)* **2022**, *14*, 1938, doi:10.3390/rs14081938.

94. Silva, C.A.; Hudak, A.T.; Vierling, L.A.; Loudermilk, E.L.; O'Brien, J.J.; Hiers, J.K.; Jack, S.B.; Gonzalez-Benecke, C.; Lee, H.; Falkowski, M.J.; et al. Imputation of Individual Longleaf Pine (Pinus Palustris Mill.) Tree Attributes from Field and LiDAR Data. *Canadian Journal of Remote Sensing* **2016**, *42*, 554–573, doi:10.1080/07038992.2016.1196582.

95. Yan, Z.; Liu, R.; Cheng, L.; Zhou, X.; Ruan, X.; Xiao, Y. A Concave Hull Methodology for Calculating the Crown Volume of Individual Trees Based on Vehicle-Borne LiDAR Data. *Remote Sens (Basel)* **2019**, *11*, 623, doi:10.3390/rs11060623.

96. Owen, H.J.F.; Allen, M.J.A.; Grieve, S.W.D.; Wilkes, P.; Lines, E.R. PointsToWood: A Deep Learning Framework for Complete Canopy Leaf-Wood Segmentation of TLS Data across Diverse European Forests. **2025**.

97. Wang, Y.; Fang, H. Estimation of LAI with the LiDAR Technology: A Review. *Remote Sens (Basel)* **2020**, *12*, 3457, doi:10.3390/rs12203457.

98. Calders, K.; Adams, J.; Armston, J.; Bartholomeus, H.; Bauwens, S.; Bentley, L.P.; Chave, J.; Danson, F.M.; Demol, M.; Disney, M.; et al.

Terrestrial Laser Scanning in Forest Ecology: Expanding the Horizon. *Remote Sens Environ* **2020**, *251*, 112102, doi:10.1016/j.rse.2020.112102.

99. Ramirez, F.; Armitage, R.; Danson, F. Testing the Application of Terrestrial Laser Scanning to Measure Forest Canopy Gap Fraction. *Remote Sens (Basel)* **2013**, *5*, 3037–3056, doi:10.3390/rs5063037.

100. Hackel, T.; Wegner, J.D.; Schindler, K. Contour Detection in Unstructured 3D Point Clouds. In Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR); IEEE, June 2016; pp. 1610–1618.

101. Computree Computree Availale Plugins.

102. Piboule, A.; Krebs, M.; Esclatine, L.; Herve, J. Computree: A Collaborative Platform for Use of Terrestrial Lidar in Dendrometry. In Proceedings of the Proceedings of the International IUFRO Conference MeMoWood, Nancy, France; 2013; pp. 1–4.

103. López Serrano, F.R.; Rubio, E.; García Morote, F.A.; Andrés Abellán, M.; Picazo Córdoba, M.I.; García Saucedo, F.; Martínez García, E.; Sánchez García, J.M.; Serena Innerarity, J.; Carrasco Lucas, L.; et al. Artificial Intelligence-Based Software (AID-FOREST) for Tree Detection: A New Framework for Fast and Accurate Forest Inventorying Using LiDAR Point Clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **2022**, *113*, 103014, doi:10.1016/j.jag.2022.103014.

104. GreenValley International Inc LiDAR 360 Forestry Applicaions.

105. Bryce, F.; Mauro, F.; Allensworth, E. Allometric: Structured Allometric Models for Trees 2024.

106. Puletti, N.; Castronuovo, R.; Ferrara, C. Crossing3dforest: An R Package for Evaluating Empty Space Structure in Forest Ecosystems 2023.

107. GeoSLAM *ZEB Horizon User Manual v 1.3*; 2020;

108. Livox Livox MID-360 Specs.

109. Laan Labs 3d Scanner App 2023.

110. Gollob, C.; Ritter, T.; Kraßnitzer, R.; Tockner, A.; Nothdurft, A. Measurement of Forest Inventory Parameters with Apple Ipad pro and Integrated Lidar Technology. *Remote Sens (Basel)* **2021**, *13*, doi:10.3390/rs13163129.

111. Adam Szedelyi Lens Buddy 2023.

112. Rinn, F. Central Basics of Sonic Tree Tomography 2014.

113. Fakopp Enterprise BT. ArborSonic 3D 2023.

114. Agisoft LLC Agisoft Metashape 2023.

115. Command Line Mode - CloudCompare Wiki.

116. Microsoft Corporation Visual Studio Code v1.101.2.

117. Qi, C.R.; Su, H.; Mo, K.; Guibas, L.J. PointNet Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* **2017**.

118. Scher, C.L.; Griffoul, E.; Cannon, C.H. Drone-Based Photogrammetry for the Construction of High-Resolution Models of Individual Trees. *Trees - Structure and Function* **2019**, *33*, 1385–1397, doi:10.1007/s00468-019-01866-x.

119. Puxeddu, M.; Cuccuru, F.; Fais, S.; Casula, G.; Bianchi, M.G. 3d Imaging of CRP and Ultrasonic Tomography to Detect Decay in a Living Adult Holm Oak (Quercus Ilex L.) in Sardinia (Italy). *Applied Sciences (Switzerland)* **2021**, *11*, 1–17, doi:10.3390/app11031199.

120. Zhang, J.; Khoshelham, K. 3D Reconstruction of Internal Wood Decay Using Photogrammetry and Sonic Tomography. *Photogrammetric Record* **2020**, *35*, 357–374, doi:10.1111/phor.12328.

121. Seidel, D.; Annighöfer, P.; Thielman, A.; Seifert, Q.E.; Thauer, J.H.; Glatthorn, J.; Ehbrecht, M.; Kneib, T.; Ammer, C. Predicting Tree Species From 3D Laser Scanning Point Clouds Using Deep Learning. *Front Plant Sci* **2021**, *12*, doi:10.3389/fpls.2021.635440.

122. Liu, B.; Huang, H.; Tian, X.; Ren, M. Individual Tree Species Classification Using the Pointwise MLP-Based Point Cloud Deep Learning Method. In Proceedings of the The 3rd International Electronic Conference on Forests—Exploring New Discoveries and New Directions in Forests; MDPI: Basel Switzerland, October 15 2022; p. 19.

123. Romero, M.; Interian, Y.; Solberg, T.; Valdes, G. Training Deep Learning Models with Small Datasets. **2019**, doi:10.1002/mp.14507.

124. Dassot, M.; Barbacci, A.; Colin, A.; Fournier, M.; Thiery, C. Tree Architecture and Biomass Assessment from Terrestrial LiDAR

Measurements: A Case Study for Some Beech Trees (Fagus Sylvatica). In Proceedings of the SilviLaser 2010; 2010.

125. Lau, A.; Bentley, L.P.; Martius, C.; Shenkin, A.; Bartholomeus, H.; Raumonen, P.; Malhi, Y.; Jackson, T.; Herold, M. Quantifying Branch Architecture of Tropical Trees Using Terrestrial LiDAR and 3D Modelling. *Trees - Structure and Function* **2018**, *32*, 1219–1231, doi:10.1007/s00468-018-1704-1.

126. Balestra, M.; Cabo, C.; Murtiyoso, A.; Vitali, A.; Alvarez-Taboada, F.; Cantero-Amiano, A.; Bolaños, R.; Laino, D.; Pierdicca, R. Advancing Forest Inventory: A Comparative Study of Low-Cost MLS Lidar Device with Professional Laser Scanners. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* **2024**, *XLVIII-2/W8-2024*, 9–15, doi:10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W8-2024-9-2024.

127. Brach, M.; Tracz, W.; Krok, G.; Gąsior, J. Feasibility of Low-Cost LiDAR Scanner Implementation in Forest Sampling Techniques. *Forests* **2023**, *14*, 706, doi:10.3390/f14040706.

128. Fan, G.; Nan, L.; Dong, Y.; Su, X.; Chen, F. AdQSM: A New Method for Estimating Above-Ground Biomass from TLS Point Clouds. *Remote Sens (Basel)* **2020**, *12*, 3089, doi:10.3390/rs12183089.

129. Terryn, L.; Calders, K.; Åkerblom, M.; Bartholomeus, H.; Disney, M.; Levick, S.; Origo, N.; Raumonen, P.; Verbeeck, H. Analysing Individual 3D Tree Structure Using the R Package ITSMe. *Methods Ecol Evol* **2023**, *14*, 231–241, doi:10.1111/2041-210X.14026.

130. Guzmán, J.A.; Hernandez, R.; Sanchez-Azofeifa, A. RTLS: Tools to Process Point Clouds Derived from Terrestrial Laser Scanning.

131. de Conto, T.; Olofsson, K.; Görgens, E.B.; Rodriguez, L.C.E.; Almeida, G. Performance of Stem Denoising and Stem Modelling Algorithms on Single Tree Point Clouds from Terrestrial Laser Scanning. *Comput Electron Agric* **2017**, *143*, 165–176, doi:10.1016/j.compag.2017.10.019.

132. Małaszek, M.; Zembrzuski, A.; Gajowniczek, K. ForestTaxator: A Tool for Detection and Approximation of Cross-Sectional Area of Trees in a Cloud of 3D Points. *Machine Graphics and Vision* **2022**, *31*, 19–48, doi:10.22630/MGV.2022.31.1.2.

133. Yrttimaa, T. Automatic Point Cloud Processing Tools to Characterize Trees (Point-Cloud-Tools). *Zenodo* **2021**.

134. Wilkes, P.; Disney, M.; Armston, J.; Bartholomeus, H.; Bentley, L.; Brede, B.; Burt, A.; Calders, K.; Chavana-Bryant, C.; Clewley, D.; et al. TLS2trees: A Scalable Tree Segmentation Pipeline for TLS Data. *Methods Ecol Evol* **2023**, *14*, 3083–3099, doi:10.1111/2041-210X.14233.

135. Montoya, O.; Icasio-Hernández, O.; Salas, J. TreeTool: A Tool for Detecting Trees and Estimating Their DBH Using Forest Point Clouds. *SoftwareX* **2021**, *16*, 100889, doi:10.1016/j.softx.2021.100889.