

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)»

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ <u>ИНФО</u>	PMATI/	КА, ИСКУССТВЕН	ный интел.	ЛЕКТ И СИС	СТЕМЫ У	<u>ИПРАВЛЕНИЯ</u>
КАФЕДРА	СИСТЕ	ЕМЫ ОБРАБОТКИ	<u>ИНФОРМАЦИ</u>	И И УПРАВ	<u>ЛЕНИЯ</u> _	
РАСЧЕТ	ГНО	-поясн	ителн	БНАЯ	ЗАП	ИСКА
КНАУЧ	IHO-	-ИССЛЕД(<i>OBATE</i> J	<i>ІЬСКО</i>	Й РА	БОТЕ
		НА	тему:			
<u>Эффективі</u>	<u>ный</u>	способ	опреде.	ления	кос	рдинат
деревьев	C	использов	ванием	данн	blX	LiDAR
посредство	м гл	убокого об	учения			
Студент <u>ИУ5-31М</u>					<u>И.А. І</u>	<u> ришин</u>
(Группа	1)		(Подпис	ь, дата)	(И	.О.Фамилия)
Руководитель					Ю.Е.	Гапанюк
•			(Подп	ись, дата)		(И.О.Фамилия)

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

УТВЕРЖДАЮ	
Заведующий кафедрой	<u>ИУ5</u>
	(Индекс)
<u>B.V</u>	 Терехов
	(И.О.Фамилия)
« <u>04</u> » <u>сентября</u>	2023 г.

ЗАДАНИЕ

на выполнение научно	-исследовательско	рй работы
по теме «Эффективный способ определения и	координат деревьев с исполь	зованием данных LiDAR
посредством глубокого обучения»		
Студент группы <u>ИУ5-31М</u>		
Гришин	Илья Алексеевич	
(Фамил	ия, имя, отчество)	_
Направленность НИР (учебная, исследовательс ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКА		ственная, др.)
Источник тематики (кафедра, предприятие, НИ	P) <u>КАФЕДРА</u>	
График выполнения НИР: 25% к нед., 50	0% к нед., 75% к не	д., 100% к нед.
Техническое задание _ Провести анализ обраб	ботки данных LiDAR на прим	мере обнаружения лесных
насаждений на участке леса, обеспечить надежи	_	=
методами глубокого обучения.		
Оформление научно-исследовательской работ	ты:	
Расчетно-пояснительная записка на 23 листах	к формата А4.	
Перечень графического (иллюстративного) мат		айды и т.п.)
	 	
	 	
Дата выдачи задания « <u>04</u> » <u>сентября</u>	2023 г.	
Руководитель НИР		Ю.Е. Гапанюк
1 JRODOGHI GID IIIII	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)
Студент		И.А. Гришин
	(Подпись, дата)	(И.О.Фамилия)

Примечание: Задание оформляется в двух экземплярах: один выдается студенту, второй хранится на кафедре.

Содержание

Содержание	3
Введение	4
1. Текущие исследования	5
2. Обработка данных LiDAR	7
2.1 Процедура определения местоположений деревьев	7
2.2 Исходные данные	. 10
2.3 Анализ фильтрации данных	. 11
2.4 Анализ полученных классов деревьев	. 12
3. Классификация с помощью глубокого обучения	. 18
Выводы	. 20
Список литературы	. 21

Введение

Лесная таксация является ключевым элементом управления и охраны лесных ресурсов, обеспечивая понимание и оценку состояния лесов. Одним из важных аспектов лесной инвентаризации является сбор таксационных параметров деревьев, таких как диаметр на высоте груди, высота, объем ствола и другие.

В настоящее время сбор этих параметров в основном осуществляется вручную, что является трудоемким и затратным процессом, требующим много времени и ресурсов. Это обуславливает необходимость автоматизации процесса сбора таксационных параметров, чтобы повысить эффективность и точность лесной инвентаризации.

Одним из перспективных методов автоматизации лесоинвентаризации является использование LiDAR (Light Detection and Ranging), который представляет собой систему лазерного сканирования, позволяющую получать трехмерные данные об объектах. LiDAR предоставляет высокоточные данные о форме, размере и расположении деревьев в лесу, что в свою очередь, делает возможным проведение автоматизированной таксации леса.

Первым этапом при выполнении задачи автоматизированной таксации леса является обнаружение и фиксация местоположения дерева. Важно выполнить данный этап с наименьшим объемом потерь и неточностей, чтобы избежать раннего накопления ошибок на следующих этапах.

Основная задача исследования состоит в создании модуля обнаружения деревьев автоматизированной системы определения таксационных параметров насаждений по результатам лазерного сканирования наземного базирования и анализе нахождения оптимальных значений системы для обнаружения стволов деревьев на участке лесного массива.

1. Текущие исследования

Исследованием вопросов, связанных с анализом лесных массивов, сегодня занимаются многие научные коллективы. Многие исследования, связанные с технологией LiDAR, стремятся создать цифровые двойники (Digital Twin) с использованием облаков точек. Цифровые двойники позволяют моделировать и анализировать городскую среду [1], включая здания и городские парки, а также лесные массивы вплоть до каждого дерева [2]. Работа [3] представляет собой геоинформационный процесс, который использует данные LiDAR классификации городского леса, обнаружения и восстановления отдельных крон деревьев, а также создания трехмерных моделей городов с учетом деревьев. Использование беспилотных летальных средств (UAV), а также облаков точек в дополнение к фотосъемке с высоты птичьего полета позволяет получить дополнительную информацию [4, 5]. Исследование [6] сравнивает качество локализации деревьев с различными вариантами лиственного покрова, и работа [7] использует комбинации данных съемки с помощью летательного аппарата в лиственный и безлиственный периоды.

Прогнозирование атрибутов лесных насаждений стало возможно с помощью использования методов машинного обучения [8] и нейронных сетей [9]. Использование методов глубокого обучения также позволяет определить породу дерева [10].

Использование различных модификаций LiDAR позволяет проводить мониторинг лесной экосистемы [11], измерять концентрацию климатически активных газов карбоновых полигонов [12], определять скорость и направления ветра [13].

Использование не только пространственных значений, но и значений об отражательной способности точки объекта позволяет провести более наиболее полный анализ и обработку облака точек [14, 15]. Методы формирования векторов информативных признаков для решения задачи распознавания объектов рассмотрены в работе [16].

Лес представляет собой сложную экосистему, включает в себя большое деревья, разнообразие растений, таких как кустарники, трава, мелкая растительность И ростки деревьев. Использование LiDAR высокой разрешающей способностью съемки местности приводит к сложностям при определении компонентов леса. Это затрудняет обнаружение и классификацию составляющих леса. Поэтому разработка новых методов учета является важной задачей для более эффективного изучения и управления лесными ресурсами. В данной работе авторы описали и формализовали основные этапы обнаружения и фиксацию координат стволов деревьев. Были описаны основные зависимости распределения данных, и были получены выражения, по которым можно заранее определить точность системы и вероятность обнаружения дерева. Были рассмотрены и найдены оптимальные значения для фильтрации точек, которые наибольшую информативность позволяют получить данных. Надежное обнаружение только интересующих деревьев было достигнуто с помощью методов глубокого обучения на базе архитектуры PointNet++.

В данной работе авторы используют только данные наземного лазерного сканирования, поэтому их первоначальный анализ необходим для улучшения процесса обнаружения деревьев. Для этого в работе проведен анализ данных и результатов для улучшения качества процедуры определения координат деревьев. Предложен метод на основе глубокого обучения, который обеспечивает надежное обнаружение именно интересующих стволов объектов.

2. Обработка данных LiDAR

В общем виде 3d сцену с использованием лидарных данных можно представить в виде матрицы векторов, каждый вектор представляет собой выражение (1).

$$p_i = \{x_i, y_i, z_i, \theta_i^1, \theta_i^2, \dots, \theta_i^M\}, i = 1 \dots N$$
 (1)

где первые три параметра – координаты точки в евклидовом пространстве, остальные – дополнительные параметры (каналы цвета, интенсивность и прочее).

Каждый объект (множество точек одного дерева) представляется в виде выражения (2).

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}^T \tag{2}$$

Первоначальные данные со сканера LiDAR представляют лишь множество записей точек со следующими атрибутами: координаты точек в пространстве (x, y, z) и параметр Intensity, который представляет собой интенсивность обратного луча, т.е. обратная сила лазерного луча, которая зависит от состава поверхности объекта съемки, отражающего лазерный луч. Параметр записывается в качестве вещественного числа. На интенсивность возврата лазерного луча также могут влиять угол сканирования, дальность, состав поверхности, шероховатость и содержание влаги.

2.1 Процедура определения местоположений деревьев

В данной работе рассматривается этапы определения координат расположения деревьев на участке леса с целью получения первоначального представления о структуре и количественном наполнении участка.

Процесс представляет собой автоматическое разделение локации на небольшие сегменты и их дальнейшую кластеризацию на пеньки в несколько этапов [17]. Далее рассмотрены и формализованы основные этапы.

Удаление точек поверхности земли (RemoveGround – RG) и выделение интересующего слоя по высоте (CutHeight – CH) описаны выражениями (3) и (4)

соответственно. CutHeight имеет следующие настраиваемые параметры: $border_{down}$ – нижняя граница обрезки в метрах, $border_{up}$ – верхняя граница обрезки в метрах. Представляют собой подготовительный этап обработки данных.

$$RG(data_{initial}) = data_{vegetation}$$
 (3)

$$CH(data_{vegetation}, border_{down} = 0, border_{up} = 3) = data_{vegetation}|_{0}^{3}$$
 (4)

Далее в работе рассматриваются только точки $data_{vegetation}|_0^3$ в качестве изначальных данных для системы.

Фильтрация точек по порогу интенсивности (FilterIntensity – FI) имеет параметр $intensity_{threshold}$ – порог значения интенсивности, до которого все точки удаляются. Описана функцией (5) и играет большую роль в дальнейшей работе, поскольку значительно определяет количество точек в дальнейших этапах.

$$FI(data_{vegetation}|_{0}^{3}, intensity_{threshold} = 7000) = data_{vegetation}|_{0}^{3} filtered(7000)$$
 (5)

Сегментация участка леса на малые участки (SegmentArea – SA) (6), где N – количество кластеров малых участков, происходит для уменьшения времени обработки участка и для возможности распараллеливания процесс обработки.

$$SA(area, N) = \{area_{small_i}\}, i = 1 \dots N$$
(6)

Сегментация полученного сегмента на отдельные деревья (SegmentTree – ST) (7) выполняет задачу обнаружения стволов деревьев для разделения участков на множество деревьев.

$$ST(area_{small}) = \{tree_i\}, j = 1 \dots M, \tag{7}$$

где M — количество найденных деревьев.

Вычисление координат расположения стволов деревьев (CoordinateTree – CT) (8) позволяет получить числовые значения диаметра и координаты дерева на участке.

$$CT(tree) = [x, y]$$
 (8)

В общем виде процесс определения координат расположения деревьев на участке леса представлен на Рисунке 1.

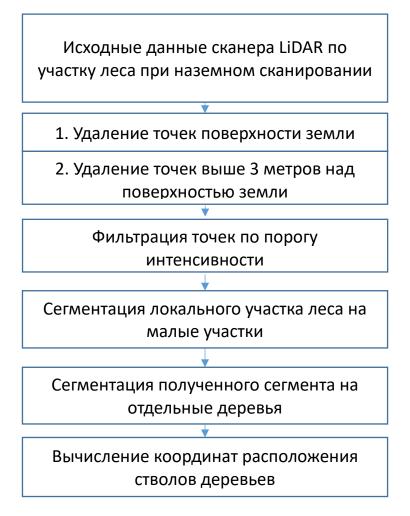


Рисунок 1 — Процесс определения координат расположения деревьев на участке леса

2.2 Исходные данные

В качестве исходных данных использованы результаты съемки наземного сканирования с портативного LiDAR сканера участка леса, содержащего 624 дерева, число которых установлено в ходе полевых работ, следующего породного состава: ель, сосна, береза, рябина, дуб, осина, которые указаны по убыванию распространённости на участке.

Распределение интенсивности точек рассматриваемого участка леса $(data_{vegetation}|_0^3)$ подчиняется экспоненциальному распределению, представленному в выражении (9).

$$F(intensity) = 2.33E6 * e^{-1.69E-4*intensity}, intensity \ge 0$$
 (9)

На рисунке 2 представлен график распределения точек по разным карманам интенсивности, аппроксимирующее распределение (9), функции распределения (CDF) исходных данных и выражения (9).

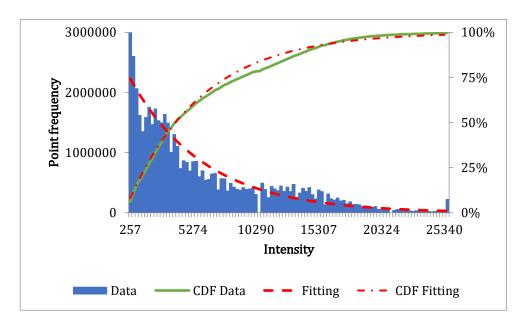


Рисунок 2 — Гистограмма распределения данных, аппроксимирующее распределение и их функции распределения

Из анализа данных, можно заметить, что точки ствола дерева чаще имеют высокое значение интенсивности, а значит и высокую отражательную способность. Фильтрация FilterIntensity, благодаря данному замечанию, позволяет

провести эффективную очистку данных от шума (в данном случае за шум принимается все листья, ветки, кусты и трава). Рисунок 3 показывает наглядный результат фильтрации участка. Приведен пример фильтрации при intensity threshold = $7000 \, (data_{vegetation} |_{0}^{3}_{filtered(7000)})$.

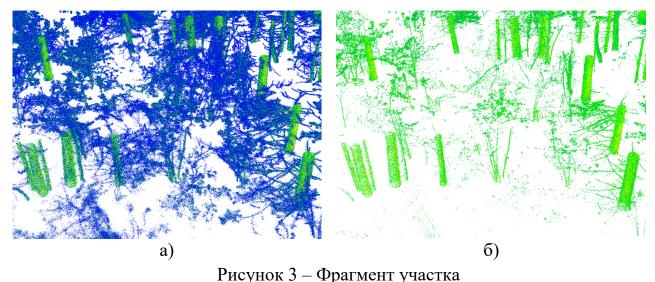


Рисунок 3 — Фрагмент участка

а) — До фильтрации $(data_{vegetation}|_0^3)$ б) — После фильтрации при intensity_{threshold} = 7000 $(data_{vegetation}|_{0}^{3}_{filtered(7000)})$

Основной метрикой системы примем отношение (10) количества найденных деревьев NF к количеству деревьев, указанных в паспорте участка NP.

$$Loss = \frac{NF}{NP} * 100\% \tag{10}$$

где Loss – потери системы при обнаружении.

2.3 Анализ фильтрации данных

Проанализируем различные значения порога интенсивности, до которого все точки будут удалены, у функции FilterIntensity. Замечание о принадлежности больших размеров интенсивности точкам ствола предполагает нахождение оптимального значения данного порога с наименьшими потерями системы Loss. На рисунке 4а представлены графики зависимости потерь Loss от порога значения интенсивности intensity_{threshold} и аппроксимирующая полиномиальная функция

(11), на рисунке 46 представлены количественные показатели оставшихся и отфильтрованных точек в зависимости от значения intensity_{threshold}.

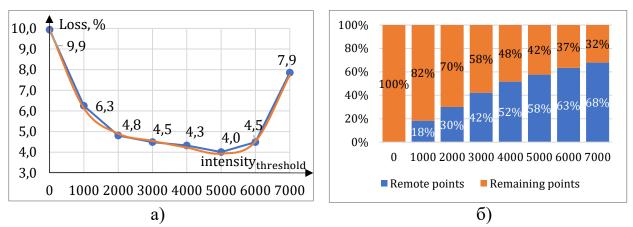


Рисунок 4 — Зависимости от порога значения интенсивности intensity $_{threshold}$ a) — потери системы Loss

б) – процентное количество оставшихся (Remaining) и отфильтрованных (Remote) точек (points)

$$Loss(x) = 9,9698 - 5,92E - 3 * x + 2,55E - 6 * x^2 - 5,00E - 10 * x^3 + 3,58E - 14 * x^4$$
 (11)

Наилучший результат Loss показало значение intensity_{threshold} = 5000, где потерянные деревья составили 25 штук, что достигает 96% обнаружения деревьев. Разные настройки intensity_{threshold} охватывают различные множества найденных деревьев. Данные результаты указывают на необходимость поиска наименьшего количества наиболее походящих значений intensity_{threshold}, при которых будет найдено максимальное количество деревьев.

2.4 Анализ полученных классов деревьев

После удаления дублирующих друг друга вариаций настроек фильтра были найдено 3 значения, которые обеспечивают наибольших охват деревьев: 7000, 5000 и 1000. При использовании трех значений поочередно будет найдено 613 деревьев, что обеспечит 98,2% обнаружения или Loss = 1,8 %.

На рисунке 5 представлены диаграммы Венна, описывающие количество потерянных (слева) и количество найденных (справа) деревьев при различных значениях intensity_{threshold}.

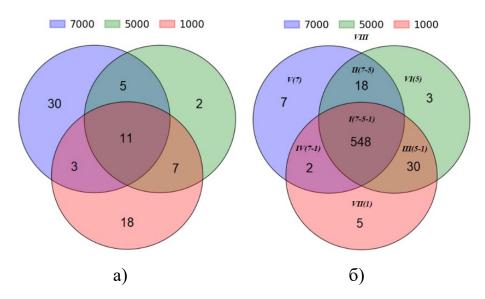


Рисунок 5 – Диаграммы Венна при разных настройках intensity_{threshold}

- а) потерянные деревья
- б) найденные деревья

В общем случае вероятность обнаружения дерева в предложенной системе можно представить в виде зависимости от следующих параметров (12).

$$P_{detection} = Tree(pts_{stump}, pts_{noise}, intensity_{avg}, RadDist_{ClosestTree}), \quad (12)$$

где pts_{stump} — количество точек ствола, pts_{noise} — количество точек шума, $intensity_{avg}$ — среднее значение интенсивности точек ствола, $RadDist_{ClosestTree}$ — факт, когда сумма радиусов рассматриваемого дерева и ближайшего дерева к нему меньше расстояния между ними.

найденных Разные множества И потерянных деревьев связаны преимущественно с количеством точек шума (pts_{noise}) и точек ствола (pts_{stump}), где при большом значении порога фильтрации иногда происходит удаление большинства точек ствола дерева вместе с шумом, а при малом – сохранение большинства шума, что затрудняло нахождение ствола. Параметр $intensity_{avg}$ в среднем был одинаков у всех деревьев на рассмотренном участке и равнялся 10250, однако именно это значение позволяет проводить фильтрацию и выделять большинство деревьев из облака точек. В случае, когда $RadDist_{ClosestTree} = 1$, то есть, когда стволы деревьев соприкасаются, будет найдено только одно дерево. В среднем после фильтрации имеет место быть следующий процент потери точек ствола и шума вокруг ствола, который представлен в таблице 1. Обозначим эту операцию в виде выражения (13), где pts_{filter} — количество точек после фильтрации с заданным порогом интенсивности.

$$pts_{filter(intensity_{threshold})} = pts_{FI(data_{stump}, intensity_{threshold})}$$
(13)

Таблица 1. Проценты потерь точек после фильтрации.

intensity _{threshold}	7000	5000	1000
Потеря точек шума	95.34 %	62.94 %	15.84 %
Потеря точек ствола	92.88 %	18.46 %	2.72 %

В таблице 2 приведены медианные значения количества точек ствола (pts_{stump}) и шума в радиусе 1 метра (pts_{noise}) для классов из рисунка 5. Рисунок 6 демонстрирует значения до и после фильтрации для деревьев, которые не нашлись при различных значениях intensity threshold.

Таблица 2. Характеристика классов

Класс	Кол-во	median	median
	деревьев	(pts_{stump})	(pts_{noise})
I (7-5-1)	548	18995	48695
II (7-5)	18	23522	87968
III (5-1)	2	5859	33104
<i>IV</i> (7-1)	30	3457	51904
V (7)	7	4010	32736
VI (5)	3	1384	62023
VII (1)	5	3882	35597
VIII	11	564	41865

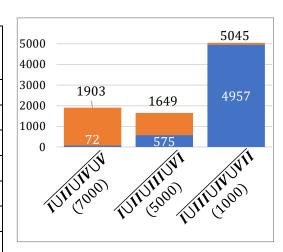


Рисунок 6 – Количество точек до и после фильтрации для потерянных деревьев

Таблица 3 демонстрирует медианные значения количества точек шума и ствола для разных полученных классов найденных деревьев при различных фильтрациях на трех intensity_{threshold}. Значения демонстрируют количество точек после фильтрации и для каждого значения intensity_{threshold} по отдельности.

Таблица 3. Медианные значения точек деревьев и шума вокруг для intensity_{threshold}

		потер isity _{thi}	и при reshold		Ythreshold = 7000	intensity	Ythreshold = 5000	intensity	Ythreshold = 1000
Класс	7000	5000		Ствол	Шум	Ствол	Шум	Ствол	Шум
I	0	0	0						
II	0	0	1					23108	79197
IV	0	1	0			4685	17641		
V	0	1	1			3166	7888	3909	27681
III	1	0	0	205	4266				
VI	1	0	1	16	7566			1300	56544
VII	1	1	0	112	2084	1578	12317		
VIII	1	1	1	9	1191	158	10865	528	35234

Проценты потерь, представленные в Таблице 1 позволяют рассчитать теоретические значения итогового количества точек после фильтрации, используя таблицы 1 и 2. Соответствующие результаты расчетов приведены в таблице 4. Полученные сходства значений таблиц говорит о достоверности полученных значений процентов потерь для разных параметров фильтрации, предложенных в таблице 1.

Таблица 4. Полученные медианные значения точек деревьев и шума вокруг для intensity_{threshold}

		потер: isity _{thi}	и при reshold	intensit	Ythreshold = 7000	intensit	Ythreshold = 5000	intensit	Ythreshold = 1000
Класс	7000	5000	1000	Ствол	Шум	Ствол	Шум	Ствол	Шум
I	0	0	0						
II	0	0	1					22883	74034
IV	0	1	0			4777	12268		
V	0	1	1			3270	12131	3901	27551
III	1	0	0	246	2417				
VI	1	0	1	99	2888			1346	52199
VII	1	1	0	276	1658	3166	13191		
VIII	1	1	1	40	1950	460	15514	549	35234

Выражения (14 – 16) демонстрируют зависимость вероятности обнаружения от количества точек после фильтрации при различных настройках порога фильтрации.

$$P_{detection}(pts_{filter(7000)}) = \begin{cases} 50.9 \%, & if \ pts_{filter(7000)} < 72 \\ 92.9 \%, & if \ 72 \le pts_{filter(7000)} \le 1557 \\ 98.6 \%, & if \ pts_{filter(7000)} > 1557 \end{cases}$$
(14)
$$P_{detection}(pts_{filter(5000)}) = \begin{cases} 72.1 \%, & if \ pts_{filter(5000)} < 557 \\ 96.0 \%, & if \ 557 \le pts_{filter(5000)} \le 15009 \\ 98.5 \%, & if \ pts_{filter(5000)} > 15009 \end{cases}$$
(15)
$$P_{detection}(pts_{filter(1000)}) = \begin{cases} 84.3 \%, & if \ pts_{filter(1000)} < 4957 \\ 95.7 \%, & if \ 4957 \le pts_{filter(1000)} \le 17373 \end{cases}$$
(16)

$$P_{detection}(pts_{filter(5000)}) = \begin{cases} 72.1 \%, & if \ pts_{filter(5000)} < 557 \\ 96.0 \%, & if \ 557 \le pts_{filter(5000)} \le 15009 \\ 98.5 \%, & if \ pts_{filter(5000)} > 15009 \end{cases}$$
(15)

$$P_{detection} \left(pts_{filter(1000)} \right) = \begin{cases} 84.3 \%, & if \ pts_{filter(1000)} < 4957 \\ 95.7 \%, & if \ 4957 \le pts_{filter(1000)} \le 17373 (16) \\ 96.9 \%, & if \ pts_{filter(1000)} > 17373 \end{cases}$$

Поскольку границами являются медианные значения, то вероятность обнаружения при количестве точек меньшем нижней границы должно стремиться к 50%. Выражение (16) явно нарушает данное замечание, где фильтрация минимальна и параметр pts_{noise} играет значимую роль в шансе обнаружения.

Таким образом, зная первоначальное количество точек на дерево, возможно проанализировать, используя значения из таблицы 1 и выражения (14 – 16), с какой вероятностью будет обнаружено дерево в предложенной системе поддержки принятия решений (СППР). Основные этапы обработки данных, анализа, а также полученные закономерности представлены на рисунке 7.

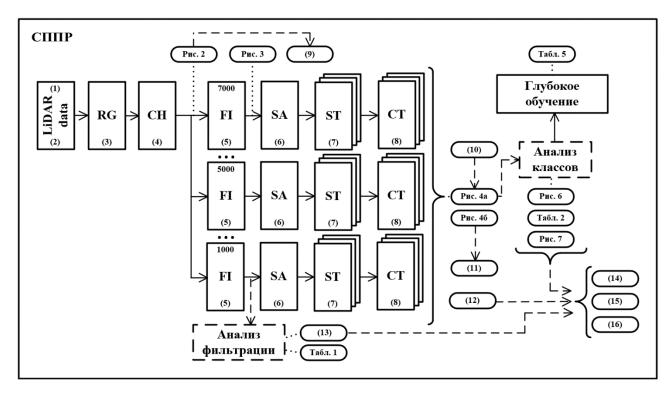


Рисунок 7 – Этапы обработки и анализа LiDAR данных

Проведенный анализ фильтрации и полученных классов деревьев в связи с параметрами фильтрации позволил различными получить зависимости вероятности обнаружения дерева в системе от параметров, приведенных в выражении (12). Параметры pts_{stump} (количество точек ствола), pts_{noise} (количество точек шума), $intensity_{ava}$ (среднее значение интенсивности точек ствола), $RadDist_{ClosestTree}$ (факт, когда сумма радиусов рассматриваемого дерева И ближайшего дерева ними) К нему меньше расстояния между продемонстрировали непосредственное влияние на вероятность обнаружения $P_{detection}$.

Влияние параметра pts_{stump} продемонстрировано в выражениях (14 – 16), по которым можно заранее определить вероятность обнаружения, зная исходное количество точек на дерево. Влияние параметра pts_{noise} также косвенно представлено в выражениях (14 – 16), где большую значимость приобретает в выражении (16), то есть, когда фильтрация была наименьшей, а значит и

количество шумов наибольшей. Высокие значения в выражении (16) демонстрируют, что $P_{detection}$ зависит не только от pts_{stump} , но и от pts_{noise} . Однако полную зависимость $P_{detection}(pts_{noise})$ продемонстрировать не удалось в силу стохастических результатов на выбранных данных.

Параметр $intensity_{avg}$ не представлялось возможным проверить на выбранных данных в силу однородных значений среднего значения интенсивности точек на стволе дерева. Тем не менее, можно сказать, именно это значение позволяет проводить фильтрацию и выделять большинство деревьев из облака точек, и уменьшение значений этого параметра приведен к ухудшению результатов обнаружения.

Параметр $RadDist_{ClosestTree}$ равен или 1, или 0, поскольку отображает факт, когда сумма радиусов рассматриваемого дерева и ближайшего дерева к нему меньше расстояния между ними, то есть факт соприкасание стволов деревьев. Можно сказать, что значение, равное 1 будет означать потерю 1 из 2 деревьев, поскольку эти 2 дерева будут идентифицированы алгоритмами сегментации как одно, таким образом вероятность обнаружения таких деревьев снизится.

3. Классификация с помощью глубокого обучения

Результатом этапов определения координат расположения деревьев является множество координат найденных стволов деревьев. Как указано выше точность обнаружения может достигать 98,2%. Однако наряду со стволами деревьев в найденные множества могут попасть точки, принадлежащие кустам, ошибочно принятые за стволы деревьев. Так, например, основные три рассмотренных фильтра (7000, 5000, 1000) способствовали ошибочному нахождению 160, 267 и 367 объектов соответственно. Полученные результаты нахождения 25-60% объектов от общего числа деревьев, указанных в паспорте участка, не позволяют обеспечить хорошее и надежное обнаружение стволов деревьев. Необходим интеллектуальный анализ найденных объектов. Для этого решается задача бинарной классификации облаков точек.

В качестве инструмента для идентификации деревьев была выбрана модель нейросети, позволяющая работать непосредственно с плотными облаками точек – PointNet++ [18].

Архитектура нейронной сети PointNet++ является модернизацией сети PointNet, улучшая ее способность распознавать детализированные объекты и обобщать сложные многоэлементные 3D сцены. PointNet++ использует метрику расстояния для разделения точек на локальные области, которые перекрываются между собой. Затем из этих локальных областей извлекаются локальные особенности, захватывая тонкие геометрические структуры. Для более эффективной обработки данных в плотных облаках точек были добавлены специальные слои, которые агрегируют информацию из разных масштабов, учитывая неоднородную плотность точек в данных. Работа с данными на разных уровнях абстракции вносит свой вклад в повышение точности модели по сравнению с PointNet.

В качестве обучающих данных были собраны 7060 объектов, полученных после 8 запусков программы в ходе исследования (4704 деревьев и 2356 объектов, найденных в ходе работы, кроме деревьев). Классы были искусственно сбалансированы, сжатие до 256 точек на объект происходило с помощью алгоритма farthest point sampling [19], который заключается в выборе наиболее удаленной точки от рассматриваемой, которая в свою очередь выбирается как ближайшая к предыдущей выбранной точке.

Лучшие результаты обучения с различными гиперпараметрами нейросети составили accuracy = 0.953, recall = 0.951, precision = 0.944. Три набора данных при различных intensity_{threshold} были проверены с помощью обученной модели. Результаты приведены в таблице 5.

Таблица 5. Результаты удаления лишних деревьев.

	Количество	Количество	Количество	Количество
	найденных	лишних	подтвержденных	подтвержденных
	деревьев	деревьев	найденных	лишних
intensity _{threshold}	дереввев	дереввев	деревьев	деревьев
7000	575	160	526	154
5000	599	267	554	261
1000	585	367	530	359

Таким образом, можно говорить о 97,3% удалении всех координат лишних объектов, однако и уменьшении значения потерь Loss до 8,2% при перекрестном поиске с помощью трех различных intensity_{threshold}. Деревья с диаметром до 8 см не были включены в паспорт участка, поэтому такие пеньки дерева были включены в класс лишних деревьев при обучении, что повлекло за собой потери в качестве классификации.

Рассмотренная система предлагает надежное обнаружение стволов деревьев, а методы искусственного интеллекта позволяют с высокой точностью обнаружить деревья, которые находятся в паспорте объекта.

Выводы

В результате проведенной работы описаны и формализованы основные этапы обнаружения стволов деревьев и определения их координат. Описаны основные законы распределения данных, использованных в системе, приведены выражения, по которым возможно заранее определить шанс обнаружения дерева в системе. Рассмотрены и найдены значения фильтрации точек, при которых данные сохраняют наибольшую информативность. Надежное обнаружение только необходимых деревьев обеспечивается методами глубокого обучения на основе архитектуры PointNet++.

Список литературы

- 1. Xue, F., Lu, W., Chen, Z., & Webster, C. J. (2020). From LiDAR point cloud towards digital twin city: Clustering city objects based on Gestalt principles. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 167, 418-431.
- 2. Niță, M. D. (2021). Testing forestry digital twinning workflow based on mobile lidar scanner and ai platform. Forests, 12(11), 1576.
- 3. Münzinger, M., Prechtel, N., & Behnisch, M. (2022). Mapping the urban forest in detail: From LiDAR point clouds to 3D tree models. Urban Forestry & Urban Greening, 74, 127637.
- 4. White, J. C., Wulder, M. A., Vastaranta, M., Coops, N. C., Pitt, D., & Woods, M. (2013). The utility of image-based point clouds for forest inventory: A comparison with airborne laser scanning. Forests, 4(3), 518-536.
- 5. Dalponte, Michele, Lorenzo Frizzera, and Damiano Gianelle. "Individual tree crown delineation and tree species classification with hyperspectral and LiDAR data." PeerJ 6 (2019): e6227.
- 6. Lin Y. C. et al. Leaf-off and leaf-on uav lidar surveys for single-tree inventory in forest plantations. Drones. 2021. V. 5. № 4. P. 115.
- 7. Chen, Q., Gao, T., Zhu, J., Wu, F., Li, X., Lu, D., & Yu, F. (2022). Individual tree segmentation and tree height estimation using leaf-off and leaf-on UAV-LiDAR data in dense deciduous forests. Remote Sensing, 14(12), 2787.
- 8. Grishin I. A. et al. Tree Inventory with LiDAR Data //International Conference on Neuroinformatics. Springer, Cham, 2023. P. 3-11.
- 9. Ayrey, E., & Hayes, D. J. (2018). The use of three-dimensional convolutional neural networks to interpret LiDAR for forest inventory. Remote Sensing, 10(4), 649.
- 10.Liu B. et al. Individual Tree Species Classification Using the Pointwise MLP-Based Point Cloud Deep Learning Method //Environmental Sciences Proceedings. 2022. V. 22. №. 1. P. 19.

- 11.M.L. Belov, A.M. Belov, V.A. Gorodnichev, et al., "Multispectral lidar method for monitoring the forest ecosystem under the forest canopy," Journal of Physics: Conference Series, vol. 2388, no. 1, 2022. doi: 10.1088/1742-6596/2388/1/012145
- 12.V.V. Dyachenko, V.A. Devisilov, V.G. Shemanin, "Lidar Technology for Measuring Climate Impacting Active Gases for Carbon Polygons" Ecology and Industry of Russia, vol. 27, no. 6, pp. 30-35, 2023. doi: 10.18412/1816-0395-2023-6-30-35
- 13.P.A. Filimonov, S.E. Ivanov, V.A. Gorodnichev, et al., "Measurements of Wind Speed and Direction with an Aerosol UV Lidar," Atmospheric and Oceanic Optics, vol. 34, no. 5, pp. 443-446, 2021. doi: 10.1134/S1024856021050079
- 14.Chen, Q., Gao, T., Zhu, J., Wu, F., Li, X., Lu, D., & Yu, F. (2022). Individual tree segmentation and tree height estimation using leaf-off and leaf-on UAV-LiDAR data in dense deciduous forests. Remote Sensing, 14(12), 2787.
- 15. Song, J. H., Han, S. H., Yu, K. Y., & Kim, Y. I. (2002). Assessing the possibility of land-cover classification using lidar intensity data. International archives of photogrammetry remote sensing and spatial information sciences, 34(3/B), 259-262.
- 16.F.B. Baulin, E.V. Buryi, "Feature extraction techniques for LIDAR range profile based object recognition," Computer Optics, vol. 45, no. 6, pp. 934-941, 2021. doi: 10.18287/2412-6179-CO-891
- 17. Grishin, I. A., & Terekhov, V. I. (2023, March). Procedure for Locating Trees and Estimating Diameters Using LiDAR Data. In 2023 5th International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE) (Vol. 5, pp. 1-5). IEEE.
- 18.Qi, C. R., Yi, L., Su, H., & Guibas, L. J. (2017). Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. Advances in neural information processing systems, 30.
- 19.Y. Eldar, M. Lindenbaum, M. Porat, and Y. Y. Zeevi, "The farthest point strategy for progressive image sampling," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 6, no. 9, pp. 1305–1315, 1997.