

- cal Evaluation of Bio-Composites Based on Thermoplastic Starch and Wood Particles Prepared by Thermal Compression. *Bioresources*. 2014. 9. P. 2960-2974. URL: <https://doi.org/10.15376/biores.9.2.2960-2974> (data obrashcheniya: 20.10.2023).
44. Curvelo A.A.S., de Carvalho A.J.F., Agnello J.A.M. Thermoplastic Starch-Cellulosic Fibers Composites: Preliminary Results. *Carbohydr. Polym.* 2001. 45. P. 183-188. URL: [https://doi.org/10.1016/S0144-8617\(00\)00314-3](https://doi.org/10.1016/S0144-8617(00)00314-3) (data obrashcheniya: 20.10.2023).
45. Cobut A., Sehaqui H., Berglund L.A. Cellulose Nanocomposites by Melt Compounding of TEMPO-Treated Wood Fibers in Thermoplastic Starch Matrix. *Bioresources*. 2014. 9. P. 3276-3289. URL: <https://doi.org/10.15376/biores.9.2.3276-3289> (data obrashcheniya: 28.10.2023).
46. Żelaziński T., Ekielski A., Tulska E., Vladut V., Durczak K. Wood dust application for improvement of selected properties of thermoplastic starch. URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Wood-dust-application-for-improvement-of-selected-%C5%BBelazi%C5%84ski-Ekielski/95edffacdbc920d12d3ed9c0b074149c308ac29e> (data obrashcheniya: 28.10.2023).
47. Teramoto N., Urata K., Ozawa K., Shibata M. Biodegradation of Aliphatic Polyester Composites Reinforced by Abaca Fiber. *Polym. Degradation Stab.* 2004. 86. P. 401-409. URL: <https://doi.org/10.1016/j.polydegstab.2004.04.026> (data obrashcheniya: 28.10.2023).
48. Guo W., Tao J., Yang C., Song C., Geng W., Li Q., Wang Y., Kong M., Wang S. Introduction of Environmentally Degradable Parameters to Evaluate the Biodegradability of Biodegradable Polymers. *PLoS One*. 2012. 7. e38341. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0038341> (data obrashcheniya: 30.10.2023).
49. Novakov I.A., Kablov V.F., Petriuk I.P. Micro- and nanostructure and properties of elastomeric materials. *Volgorad: VolgGTU*, 2012. 112 p.
50. Safin R.R., Lyamina L.V., Safina A.V., Mukhametzyanov S.R. Investigation of the rate of vacuum-conductive drying of wood-particle panels based on polyvinyl alcohol *Key Engineering Materials*. 2021. V. 887 KEM. P. 466-472.
51. Guruprasad K.H., Shashidhara G.M. Grafting, Blending, and Biodegradability of Cellulose Acetate. *J. Appl. Polym. Sci.* 2004. 91. P. 1716-1723. URL: <https://doi.org/10.1002/app.13386> (data obrashcheniya: 28.10.2023).

УДК 004.584

DOI: 10.18324/2077-5415-2023-4-169-175

Реализация сегментации деревьев для системы поддержки принятия решений оператора лесозаготовительной машины

Д.И. Рогачев^a, В.Е. Клубничкин^b

Мытищинский филиал Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана, ул. 1-я Институтская, 1, Мытищи, Россия

^arogachevdi@bmstu.ru, ^bvklubnichkin@gmail.com

^a<https://orcid.org/0000-0002-7807-5294>, ^b<https://orcid.org/0000-0002-1231-8185>

Статья поступила 01.10.2023, принята 16.10.2023

Лесозаготовительные машины играют важную роль в современной лесной промышленности, обеспечивая эффективное извлечение древесины. Операторы этих машин сталкиваются с разнообразными условиями работы, включая сложную местность и густой лесной покров. В таких условиях система поддержки принятия решений должна стать неотъемлемой частью работы оператора. Один из важных этапов в разработке такой системы — это сегментация деревьев с целью определения их параметров для дальнейшего представления информации оператору. Сегментация деревьев является процессом выделения индивидуальных деревьев из облака точек, получаемого с помощью технологии LiDAR. Для реализации сегментации предполагается применение нейронной сети, как пример — PointPillars, вследствие чего возникает потребность в формировании обучающих данных. Для формирования обучающей библиотеки необходимо производить наземное сканирование и ручную сегментацию деревьев, что достаточно ресурсоемко. В статье предлагается подход для создания библиотеки на основе синтетических данных, генерируемых при помощи Unreal Engine 4.26. Трехмерная модель ствола дерева представляется в виде тела вращения, контур которого воссоздан с помощью уравнения образующей древесного ствола.

Ключевые слова: PointPillars; LiDAR; беспилотный харвестер; сегментация деревьев; Unreal Engine.

Implementation of tree segmentation for the decision support system of the logging machine operator

Rogachev^a, V.E. Klubnichkin^b

Mytishchi Branch of the Bauman Moscow State Technical University; 1, 1st Institutskaya St., Mytishchi, Russia

^arogachevdi@bmstu.ru, ^bvklubnichkin@gmail.com

^a<https://orcid.org/0000-0002-7807-5294>, ^b<https://orcid.org/0000-0002-1231-8185>

Received 01.10.2023, accepted 16.10.2023

Logging machines play an important role in the modern forestry industry, ensuring efficient extraction of wood. The operators of these machines face a variety of working conditions, including difficult terrain and dense forest cover. In such conditions, the decision support system should become an integral part of the operator's work. One of the important stages in the development of such a system is the segmentation of trees in order to determine their parameters, for further presentation of information to the operator. Tree segmentation is the process of selecting individual trees from a point cloud obtained using LIDAR technology. To implement segmentation, it is assumed to use a neural network, as an example of "PointPillars", as a result, there is a need for the formation of training data. To form a training library, it is necessary to perform ground scanning and manual segmentation of trees, which is quite resource-intensive. The article suggests an approach for creating a library based on synthetic data generated using Unreal Engine 4.26. A three-dimensional model of a tree trunk is represented as a body of rotation, the contour of which is recreated using the equation of the generatrix of a tree trunk.

Keywords: Point pillars; Lidar; unmanned harvester; tree segmentation; Unreal Engine.

Введение. Рациональное применение современных технологий должно обеспечить повышение эффективности и производительности труда. В долгой перспективе развитие лесозаготовительных машин должно привести к созданию автономных и беспилотных механизмов [1; 2], но на этом длинном пути развития необходимо обработать примитивные системы автоматизации, которые, в свою очередь, станут базисом для постройки автономной лесозаготовительной машины.

Сущность работы системы заключается в определении параметров деревьев, необходимых для валки, а именно наклон, масса и расположение относительно лесозаготовительной машины. Зная грузоподъемность манипулятора и углы наклона машины относительно горизонта, можно выделить области относительно ствола дерева, в которых может находиться машина и осуществлять валку дерева [3].

Основополагающая часть работоспособности системы — это цифровая карта местности, для реализации которой необходимы элементы машинного зрения, такие как LiDAR или стереокамера [4; 5].

На основе полученного облака точек местности возможно определить стволы деревьев с помощью нейронных сетей (PointPillars). Графическая интерпретация интерфейса системы представлена на рис. 1, начало мировой системы координат для удобства выбрано относительно оси вращения манипулятора.

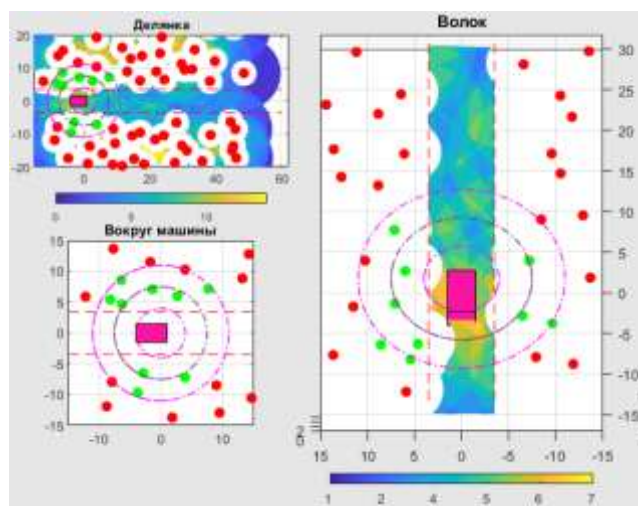


Рис. 1. Интерфейс системы

Работа системы поддержки принятия решения основана на нескольких этапах:

1) Формирование цифровой карты местности. Объединение данных, получаемых с нескольких лазерных сканеров LiDAR, в единое облако точек.

2) Обработка облака точек с целью удаления шума.

3) Сегментация цифровой карты с целью выделения точек, относящихся к стволам деревьев.

4) Определение параметров деревьев (масса, наклон, расположение относительно лесозаготовительной машины и порода [6–8]).

5) Определение параметров полотна [9].

6) Представление информации оператору.

В данной статье рассмотрим вопрос, связанный с машинным зрением, а конкретнее, с пунктом, связанным с сегментацией цифровой карты местности с целью выделения областей, в которых находятся стволы деревьев.

Реализация обнаружения деревьев основана на нейронной сети PointPillars, которая позволяет точно обнаруживать объекты в 3D-пространстве. Она имеет множество преимуществ перед аналогами, такие как высокая точность распознавания объектов, малое время обработки данных, экономичность и высокая устойчивость к шуму, а также может быть применена в различных областях, связанных с обнаружением объектов в 3D-пространстве, что делает ее перспективной технологией для будущих разработок в области автономного вождения и робототехники [10; 11].

Цель исследования. Так как обучение нейронной сети основано на библиотеках заранее отсканированных объектов, целью исследования является минимизация трудозатрат человеческого ресурса в создании обучающих библиотек.

Задача исследования — описание методики формирования синтетической библиотеки.

Методика проведения исследований. Образующая древесного ствола — одно из важнейших понятий в лесной таксации. Как правило, информация о ней в лесохозяйственной практике представлена в виде таблиц сбега, которые дают возможность построить такие важные лесотаксационные нормативы, как объемные и сортиментные таблицы [12].

Относительный средний сбега, выраженный в долях диаметров на десятых частях высоты, более четко характеризует как форму тела вращения, так и образующую ствола. На это обратил внимание еще в 1908 г. немецкий исследователь Фрике. Захаров (1955) продолжил изучение формы древесных стволов отмеченным способом делением ствола также на части, равные 0,1 высоты, и принятием диаметров на 0,1 h за 100 % [13].

В серии опубликованных работ (Н.Ф. Каплина, В.Ф. Лебков) форма образующей ствола рассматривается как результат S-образного характера роста дерева по высоте. Взяв за основу интегральное выражение двухпараметрической функции Вейбулла, исследователи пришли к функции [14–16]:

$$p_h = \frac{2}{\alpha^{(Pa)c_1} + \alpha^{(Pa)c_2}}$$

где $Pa = d/b$, d — диаметр ствола на высоте p_h ; b — параметр масштаба; c_1 и c_2 — параметры формы.

Параметр масштаба b равен по величине диаметру на середине ствола, широко используемому в составе так называемого 2-го коэффициента формы:

$$b = 0,1 \cdot q_2 \cdot D_{1,3}.$$

В случае фиксирования параметра a модели параметр формы c_1 имеет четкую парную связь только с протяженностью кроны (в абсолютном и относительном выражении) из всех показателей дерева, а параметр формы c_2 — также только с одним показателем, 2-м коэффициентом формы q_2 . В случае же фиксирования параметров c_1 и c_2 модели при свободном параметре a наблюдается сходная картина, но уже для величин, соответственно, $1/a$ и $1/b$, т. е. в обоих случаях проявляется влияние двух факторов формообразования ствола. При $a = 2$ выражение для параметра формы c_2 , рассчитанное для 176 стволов хвойных и лиственных пород [17]:

$$c_2 = 7,5 \cdot D_{1,3}^{0,082} \cdot q_2^{2,1}.$$

Двумерная функция примет вид:

$$z = \frac{2 \cdot H}{2^{\frac{c_2}{b}} + 2^{\frac{c_2}{a}}}, \text{ мм},$$

где H – высота дерева, мм.

Трехмерная функция примет вид:

$$z = \frac{2 \cdot H}{2^{\left(\frac{\sqrt{x^2+y^2}}{b}\right)} + 2^{\left(\frac{\sqrt{x^2+y^2}}{a}\right)}}, \text{ мм}.$$

Взяв за основу сводную таблицу «Ход роста полных (нормальных) сосновых древостоев», где в общей сложности приведены 158 деревьев, разбитых по бонитету, отобразим зависимость высоты деревьев от диаметра на высоте груди [18]. На основе графика, представленного на рис. 2, усредним до 6 деревьев красные пунктирные линии.

Аппроксимируем характеристики деревьев по значениям высоты и диаметра на высоте 1,3 м с помощью метода наименьших квадратов. Результат аппроксимации представлен в табл. 1. Функция аппроксимации:

$$H = a_0 + a_1 \cdot \cos(D_{1,3} \cdot w) + b_1 \cdot \sin(D_{1,3} \cdot w),$$

где a_0, a_1, b_1, w — параметры аппроксимации.

В табл. 2 приведены рассчитанные значения усредненной высоты моделируемых деревьев.

Таблица 1. Результаты аппроксимации

Бонитет	Параметры аппроксимации				Оценка аппроксимации		
	a_0	a_1	b_1	w	SSE	R-square	RMSE
Ib	-2.553E+08	2.553E+08	-1.339E+05	-8.669E-06	0.0372	1	0.0516
Ia	-5.363E+07	5.363E+07	-5.772E+04	-1.977E-05	0.0313	1	0.0473
I	-6.099E+02	6.100E+02	1.836E+02	6.098E-03	0.0217	1	0.0394
II	-1.026E+02	1.026E+02	7.202E+01	1.491E-02	0.0197	1	0.0375
III	-1.079E+04	1.079E+04	9.212E+02	1.279E-03	0.0103	1	0.0271
IV	-1.793E+02	1.791E+02	1.316E+02	8.808E-03	0.0168	1	0.0346
V	-3.279E+01	3.276E+01	3.915E+01	2.574E-02	0.0129	1	0.0315
Va	-5.558E+00	5.430E+00	1.778E+01	5.199E-02	0.0160	0.9999	0.0351
Vb	4.271E-01	-5.971E-01	7.689E+00	9.605E-02	0.0106	0.9998	0.0298

Графическая интерпретация определения усредненных значений высоты моделируемых деревьев представлена на рис. 3.

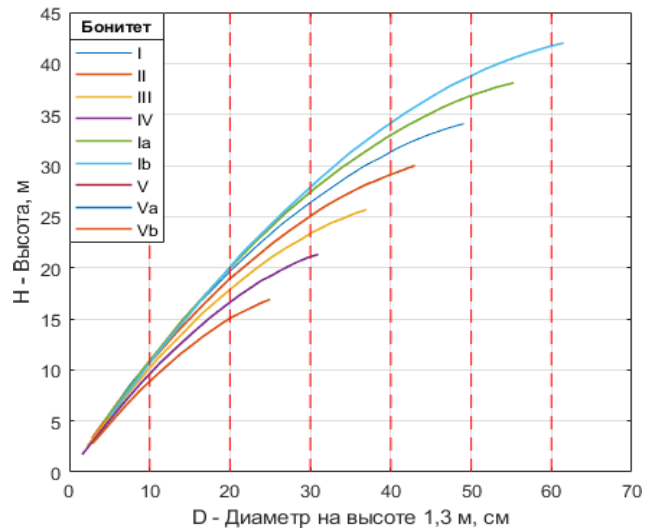


Рис. 2. Зависимость высоты от диаметра

На рис. 4 представлены 3 ствола с одинаковым диаметром на высоте груди ($D_{1,3}$), но имеющие разную форму — средне-сбежистый (a), сбежистый (b) и слабосбежистый (b). Это хорошо подтверждается величиной диаметров на половине высоты ствола ($D_{1/2}$).

Степень сбежистости ствола, как и многие таксационные признаки, зависит от условий роста дерева (бонитет, полнота), его породы и др. Известно, что стволы хвойных пород имеют меньшую сбежистость по сравнению с лиственными, как и стволы, сформированные в древостое, по сравнению с единичными или выросшими на редицах деревьями. Также положительное влияние на форму ствола имеют почвенные условия — с увеличением бонитета сбежистость уменьшается. Влияние коэффициента формы на контур ствола дерева представлен на рис. 5.

По значениям коэффициента q_2 и класса формы $q_{2/1}$ принято подразделять стволы на сбежистые, средне- и слабосбежистые (табл. 3).

Таблица 2. Рассчитанные значения

Значения	Диаметр, см					
	10	20	30	40	50	60
Высота, м	10,15	18,19	25,76	32,17	37,81	41,71
Минимум	6.39	15	21.06	29.14	36.83	41.71
Максимум	10.9	20.07	27.94	34.19	38.8	41.71
Медиана	10.15	18.9	25.76	32.17	37.81	41.71
Диаметр, см	10	20	30	40	50	41,71

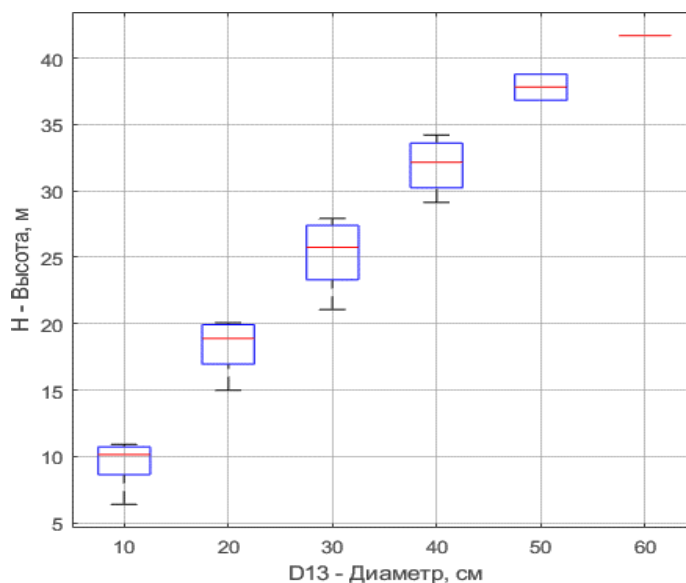


Рис. 3. Выборка параметров моделируемых деревьев

Таблица 3. Степень сбежистости стволов

Степень сбежистости ствола	Коэффициент формы, q_2	Класс формы, $q_2/1$
Сбежистый	0,55–0,6	0,75
Средне-сбежистый	0,65–0,7	0,8
Слабо-сбежистый	0,75–0,8	0,85

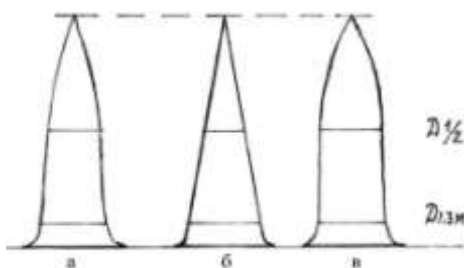


Рис. 4. Стволы с разной степенью сбежистости

Примем коэффициент формы равным $q_2 = 0,675$ для моделируемых деревьев. Взаимосвязь размеров кроны дерева с высотой и диаметром ствола на высоте груди при умеренных рекреационных нагрузках насаждений рассчитывается следующим образом [19]:

$$d_k = m_0 + m_1 \cdot d + m_2 \cdot d + m_3 \cdot d \cdot h.$$

Длина кроны определяется как:

$$l_k = r_0 + r_1 \cdot d + r_2 \cdot d + r_3 \cdot d \cdot h,$$

где $m_0 \dots m_3$ и $r_0 \dots r_3$ — параметры, зависящие от породы дерева [19]; d — диаметр ствола на высоте груди, см; h — высота дерева, м.

Рассчитанные значения представлены в табл. 4 и 5.

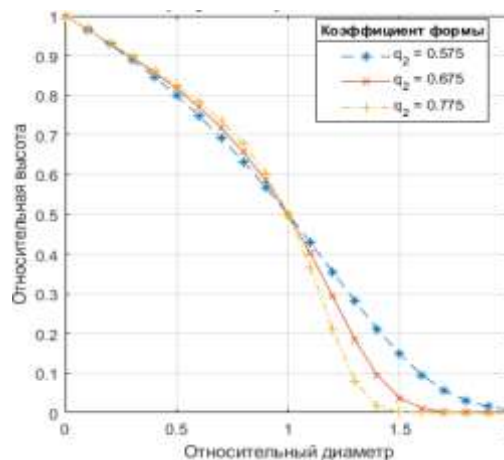


Рис. 5. Образующая древесного ствола

Для моделирования библиотеки определим интервал параметров вариации генерируемых деревьев:

$Y_n = [4,5; 8,833; 13,167; 17,5]$ — перпендикулярное смещение дерева от оси перемещения *LiDAR*;

$\alpha Z = [-160; -128; -96; -64; -32; 0; 32; 64; 96; 128; 160]$

— угол вращения вокруг оси *Z*;

$\alpha X = [0; 1; 2; 3; 4; 5; 6; 7; 8; 9; 10; 11; 12; 13; 14; 15]$ —

наклон оси ствола дерева.

При условии, что 6 уникальных деревьев, общее количество генерируемых деревьев на одну сторону составит 4 224; с учетом симметрии общее количество деревьев в моделируемой сцене составит 8 448. На рис. 6 представлена графическая интерпретация параметров генерируемых деревьев в *Unreal Engine 4.26* [20; 21].

Таблица 4. Рассчитанные значения

Диаметр, см	Высота, м	lk	Длина ствола	lk/Дств.
10	10,15	5.371	4.779	0.529
20	18,19	8.268	10.631	0.437
30	25,76	9.107	16.650	0.354
40	32,17	7.905	24.264	0.246
50	37,81	5.157	32.653	0.136
60	41,71	2.227	39.479	0.053

Таблица 5. Рассчитанные значения

Диаметр, см	d_k	d_{k1}	d_{k2}	d_{k3}
10	2.038	1.631	2.038	1.427
20	3.181	2.545	3.181	2.227
30	3.849	3.079	3.849	2.694
40	4.039	3.231	4.039	2.827
50	3.870	3.096	3.870	2.709
60	3.666	2.933	3.666	2.566

Общая протяженность маршрута сканирования составила 5 247 м, шаг сканирования 3 м. Общее количество отсканированных сцен составляет 1 750. Для обеспечения достаточного количества точек, необходимых для извлечения параметров дерева, работа системы подразумевает склейку нескольких сцен сканирования, пример — алгоритм *SLAM* [22; 23]. На рис. 7 представлен пример склейки 10 сцен сканирования.

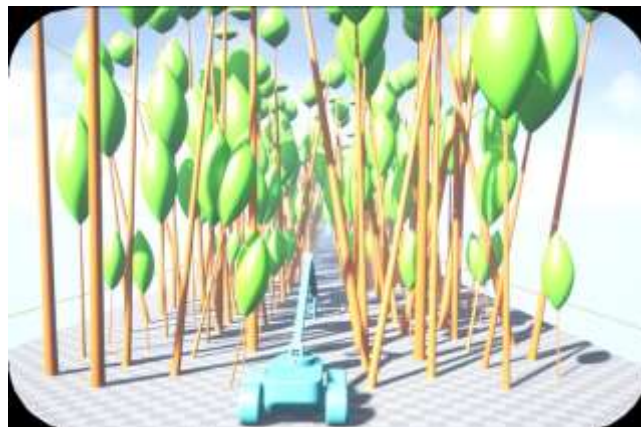


Рис. 6. Моделируемая сцена

Результаты исследований и их анализ. Параметры обучения нейронной сети *Point Pillars*:

— обучение нейронной сети осуществлялось на компьютере с конфигурацией: RAM 16 Гб, AMD Ryzen 5 3600 6-Core Processor 3.59 GHz, GeForce GTX 1660 Super;

— настройки *PointPillars*: Voxel Size = [0.1 0.1], Number of prominent pillars = 12000, Minimum number of points per pillar = 100, MaxEpochs = 60, MiniBatchSize = 1.

Обучение происходило в четыре этапа (рис. 8). Общее затраченное время на обучение составило 9 ч. Формирование библиотеки основано на склейке 10 сцен сканирования, из общего количества 1 750 сформировано 175 элементов библиотеки. Общее количество деревьев, представленных для обучения — 15 400.

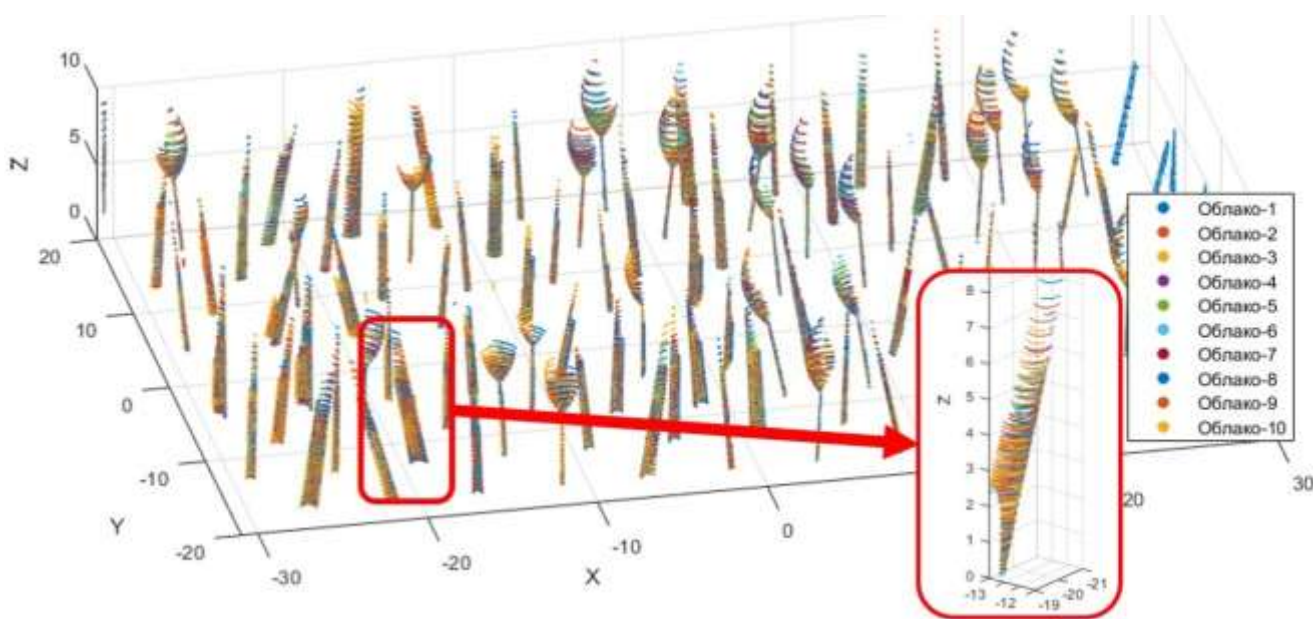


Рис. 7. Элемент библиотеки

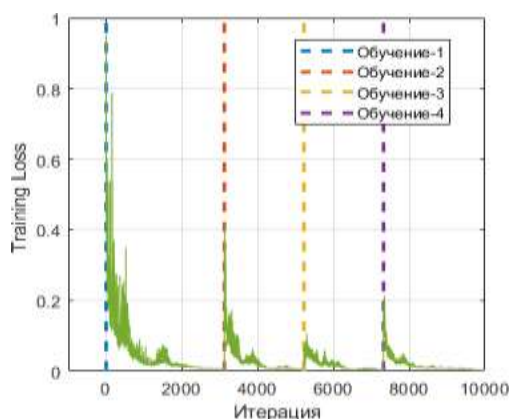


Рис. 8. Процесс обучения

Для проверки работоспособности нейронной сети, обученной на синтетических данных, был выбран зеленый участок с кадастровым номером 50:13:0050418:31, адрес: Московская область, Пушкинский район, учебно-опытное участковое лесничество, участок 7. Лесорастительная зона хвойно-широколиственных лесов; лесной район хвойно-широколиственных (смешанных) лесов Европейской части РФ.

Сканирование участка леса осуществлялось наземным методом с помощью лазерного сканера *Livox-MID 70* (рис. 9).



Рис. 9. Оборудование

На рис. 10 представлен результат сегментирования сцены с помощью обученной нейронной сети, порог в отображении задан в 0.3.

Стоит отметить важность подготовки облака точек для сегментации с помощью нейронной сети. Необходимость обработки заключается в обеспечении схожести реальных сцен с обучающими данными. Обработанное облако точек представлено на рис. 10, при обработке выполнены следующие шаги:

- удален шум, который в нашем случае соответствует точкам, относящимся к листьям или кустарникам;
- удалены точки, относящиеся к полотну.

Литература

1. Клубничкин В.Е. Коллаборативная технология трелевки древесины // Современный лесной комплекс страны: проблемы и тренды развития: материалы Всерос. науч.-практической конф. (7 окт. 2022 г.). Воронеж: Воронежский гос. лесотехн. ун-т им. Г.Ф. Морозова, 2022. С. 26-31.
2. Клубничкин В.Е. Формирование облака гусеничных беспилотных трелевочных машин // Актуальные проблемы развития лесного комплекса: материалы XX Междунар. науч.-технической

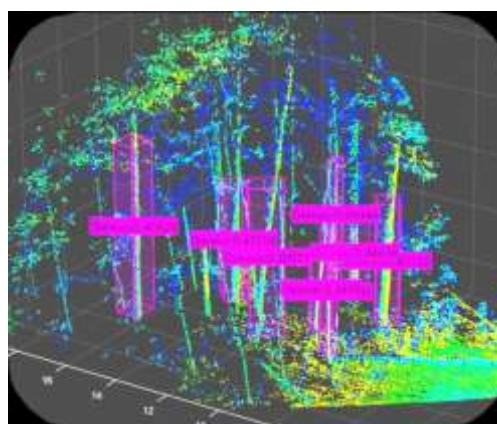


Рис. 10. Результат сегментации

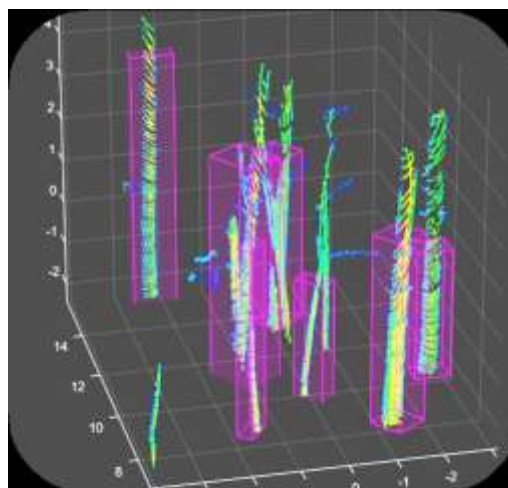


Рис. 11. Упрощенное облако точек

Заключение. Основные выводы и задачи для дальнейшей работы по результатам сегментирования пяти сцен:

- доказана работоспособность нейронной сети, обученной на синтетических данных;
- низкая точность нейронной сети на данный момент обуславливается небольшим объемом обучающей библиотеки;
- также стоит обеспечить возможность определения деревьев с пороками — кривизной и разветвлением;
- необходимо определить критерии для оценки точности нейронной сети при сегментировании облака точек, а именно нужно определить грань, при которой массив точек может считаться деревом (парадокс кучи [24]).

В заключение стоит отметить скорость создания библиотеки обучающих данных. При условии, что алгоритм отработан и создан, формирование библиотеки может занять менее 30 мин. В случае формирования библиотеки вручную, при условии затрачивания 5 сек на выделение одного дерева, общее потраченное время составит: 5 сек · 15 400 шт. = 77 000 сек = 1 283,33 мин = 21,38 час.

конф. (6 дек. 2022 г.). Вологда: Вологодский гос. ун-т, 2022. С. 287-291.

3. Клубничкин В.Е., Клубничкин Е.Е., Рогачев Д.И. Автоматизация технологических процессов лесозаготовительной машины // Науч.-технический вестн. Поволжья. 2021. № 12. С. 114-117.
4. Рогачев Д.И. Цифровой ассистент оператора лесозаготовительной машины // Студенческая науч. весна: тез. докл. Всерос. студенческой конф., посвящ. 175-летию Н.Е. Жуковского (1-30 апр. 2022 г.). М., 2021. С. 518-519.

5. Mehendale N., Neoge S. Review on lidar technology // Available at SSRN Electronic Journal. 2020. May 18.
6. Войтов Д.Ю., Васильев С.Б., Кормилицын Д.В. Разработка технологии определения породы деревьев с применением компьютерного зрения // Лесной вестн. 2023. Т. 27. № 1. С. 60-66.
7. Jutila J., Kannas K., Visala A. Tree measurement in forest by 2D laser scanning // 2007 International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. IEEE. 2007. P. 491-496.
8. Hellström T., Hohnloser P., Ringdahl O. Tree diameter estimation using laser scanner // Umeå universitet, 2012.
9. Рогачев Д.И. Анализ поверхности движения лесных машин на основе данных lidar // Студенческая науч. весна: сб. тез. докл. Всерос. студенческой конф. (1-30 апр. 2021 г.). М.: Изд. дом «Науч. библиотека», 2021. С. 518-519.
10. P1 Lis, Konrad & Kryjak, Tomasz. (2022). Point Pillars Backbone Type Selection For Fast and Accurate LiDAR Object Detection. 10.36227/techrxiv.21251379.v1.
11. P2 Lang, Alex H., Sourabh Vora, Holger Caesar, Lubing Zhou, Jiong Yang, Oscar Beijbom. PointPillars: Fast Encoders for Object Detection From Point Clouds. In 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). P. 12689-12697. Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019.
12. Исаев С.П. Бионический подход в построении математической модели образующей ствола дерева // Изв. С.-Петерб. лесотехн. акад. 2009. № 188. С. 128-137.
13. Захаров В.К. Форма древесных стволов и методы ее исследования: сб. науч. тр. Минск: Гос. изд-во БССР, 1957. Вып. X. С. 77-91.
14. Каплина Н.Ф., Лебков В.Ф. Уравнение образующей ствола дерева с двумя параметрами формы: структура, модификации и компьютерная программа // Актуальные проблемы лесного комплекса. 2006. № 13. С. 54-57.
15. Лебков В.Ф., Каплина Н.Ф. Возрастная динамика формы ствола деревьев сосны обыкновенной и кедра сибирского // Лесной вестн. 2003. № 1 (26). С. 18-24.
16. Лебков В.Ф., Каплина Н.Ф. Строение древостоев сосны и ели в чистых и смешанных насаждениях по форме ствола и его возрастная динамика // Лесная таксация и лесоустройство. 2003. № 1 (32). С. 37-41.
17. Лебков В.Ф., Каплина Н.Ф. Сбег древесных стволов различной формы по относительным высотам // Лесная таксация и лесоустройство. 2003. № 1 (32). С. 55-59.
18. Швиденко А.З., Щепашенко Д.Г., Нильсон С., Булуй Ю.И. Таблицы и модели хода роста и продуктивности насаждений основных лесообразующих пород Северной Евразии: нормативно-справ. материалы. 2-е изд., доп. М.: Федер. агентство лесного хозяйства М-ва сельского хозяйства РФ, 2008. 886 с.
19. Севко О.А. Ландшафтная таксация с основами парколесоустройства. Минск: БГТУ, 2012. 107 с.
20. Ridvan Cantas M., Guvenc L. Customized Co-Simulation Environment for Autonomous Driving Algorithm Development and Evaluation. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.00223> (дата обращения: 30.10.2023).
21. Njoku J.N. Metaverse and Digital Twin for BMS using MATLAB and Unreal Engine // 한국통신학회 학술대회논문집. 2023. P. 1824-1825.
22. Chang Y., Hu J., Xu S. OTE-SLAM: An Object Tracking Enhanced Visual SLAM System for Dynamic Environments // Sensors. 2023. V. 23. № 18. P. 7921.
23. Zhou B. ASL-SLAM: A LiDAR SLAM with Activity Semantics-Based Loop Closure // IEEE Sensors Journal. 2023.
24. Галимуллин Р.Ф. Проблема недетерминизма и нечеткая логика // Вестн. Томского гос. ун-та. Философия. Социология. Политология. 2014. № 2 (26). С. 5-18.
25. pleksa: materialy XX Mezhdunar. nauch.-tekhnicheskoy konf. (6 dek. 2022 g.). Vologda: Vologodskij gos. un-t, 2022. P. 287-291.
3. Klubnichkin V.E., Klubnichkin E.E., Rogachev D.I. Automation of technological processes of a logging machine // Scientific and Technical Volga region Bulletin. 2021. № 12. P. 114-117.
4. Rogachev D.I. Digital assistant operator of a logging machine // Studencheskaya nauch. vesna: tez. dokl. Vseros. studencheskoj konf., posvyashch. 175-letiyu N.E. ZHukovskogo (1-30 apr. 2022 g.). M., 2021. P. 518-519.
5. Mehendale N., Neoge S. Review on lidar technology // Available at SSRN Electronic Journal. 2020. May 18.
6. Vojtov D.YU., Vasil'ev S.B., Kormilicyn D.V. Development of technology for determining tree species using computer vision // Forestry Bulletin. 2023. P. 27. № 1. P. 60-66.
7. Jutila J., Kannas K., Visala A. Tree measurement in forest by 2D laser scanning // 2007 International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. IEEE. 2007. P. 491-496.
8. Hellström T., Hohnloser P., Ringdahl O. Tree diameter estimation using laser scanner // Umeå universitet, 2012.
9. Rogachev D.I. Analysis of the movement surface of forest machines based on lidar data // Studencheskaya nauch. vesna: sb. tez. dokl. Vseros. studencheskoj konf. (1-30 apr. 2021 g.). M.: Izd. dom «Nauch. biblioteka», 2021. P. 518-519.
10. P1 Lis, Konrad & Kryjak, Tomasz. (2022). Point Pillars Backbone Type Selection For Fast and Accurate LiDAR Object Detection. 10.36227/techrxiv.21251379.v1.
11. P2 Lang, Alex H., Sourabh Vora, Holger Caesar, Lubing Zhou, Jiong Yang, Oscar Beijbom. PointPillars: Fast Encoders for Object Detection From Point Clouds. In 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). P. 12689-12697. Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019.
12. Isaev S.P. Bionic approach in the construction of a mathematical model forming a tree trunk // Izvestia SPbLTA. 2009. № 188. P. 128-137.
13. Zaharov V.K. The shape of tree trunks and methods of its research: sb. nauch. tr. Minsk: Gos. izd-vo BSSR, 1957. Vyp. X. P. 77-91.
14. Kaplina N.F., Lebkov V.F. The equation of a tree trunk generator with two shape parameters: structure, modifications and a computer program // Aktual'nye problemy lesnogo kompleksa. 2006. № 13. P. 54-57.
15. Lebkov V.F., Kaplina N.F. Age dynamics of the trunk shape of the trees of scots pine and Siberian cedar // Forestry Bulletin. 2003. № 1 (26). P. 18-24.
16. Lebkov V.F., Kaplina N.F. The structure of stands of pine and spruce in pure and mixed plantings in the shape of the trunk and its age dynamics // Forest inventory and forest planning. 2003. № 1 (32). P. 37-41.
17. Lebkov V.F., Kaplina N.F. The escape of tree trunks of various shapes by relative heights // Forest inventory and forest planning. 2003. № 1 (32). P. 55-59.
18. SHvidenko A.Z., SHCHepashchenko D.G., Nil'son S., Buluj YU.I. Tables and models of the course of growth and productivity of plantings of the main forest-forming species of Northern Eurasia: normativno-sprav. materialy. 2-e izd., dop. M.: Feder. agentstvo lesnogo hozyajstva M-va sel'skogo hozyajstva RF, 2008. 886 p.
19. Sevko O.A. Landscape taxation with the basics of parkland management. Minsk: BGTU, 2012. 107 p.
20. Ridvan Cantas M., Guvenc L. Customized Co-Simulation Environment for Autonomous Driving Algorithm Development and Evaluation. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.00223> (data obrashcheniya: 30.10.2023).
21. Njoku J.N. Metaverse and Digital Twin for BMS using MATLAB and Unreal Engine // 한국통신학회 학술대회논문집. 2023. P. 1824-1825.
22. Chang Y., Hu J., Xu S. OTE-SLAM: An Object Tracking Enhanced Visual SLAM System for Dynamic Environments // Sensors. 2023. V. 23. № 18. P. 7921.
23. Zhou B. ASL-SLAM: A LiDAR SLAM with Activity Semantics-Based Loop Closure // IEEE Sensors Journal. 2023.
24. Galimullin R.F. The problem of non-determinism and fuzzy logic // Tomsk State University Journal of Philosophy, Sociology and Political Science. 2014. № 2 (26). P. 5-18.

References

1. Klubnichkin V.E. Collaborative technology of wood skidding // Sovremennyy lesnoj kompleks strany: problemy i trendy razvitiya: materialy Vseros. nauch.-prakticheskoy konf. (7 okt. 2022 g.). Voronezh: Voronezhskij gos. lesotekhn. un-t im. G.F. Morozova, 2022. P. 26-31.
2. Klubnichkin V.E. Formation of the appearance of tracked unmanned skidding machines // Aktual'nye problemy razvitiya lesnogo kom-