

Шайхиев Дмитрий Олегович

магистр, Санкт-Петербургский государственный университет, г. Санкт-Петербург, Россия

Митрофанов Евгений Павлович

кандидат технических наук, доцент кафедры технологии программирования, Санкт-Петербургский государственный университет, г. Санкт-Петербург, Россия

ОЦЕНКА ОБЪЁМА РАСТИТЕЛЬНОЙ МАССЫ ПШЕНИЦЫ ПО ПЛОТНЫМ ОБЛАКАМ ТОЧЕК НАЗЕМНОГО LIDAR

Аннотация. Представлено сравнение трёх методов оценки объёма растительной массы пшеницы (*Triticum aestivum* L.) по плотным облакам точек наземного LiDAR: воксельный метод, сетка высот полога (CHM) и послойная альфа-форма. Эксперименты выполнены на открытом датасете CSIRO 51208, содержащем 306 делянок 26 сортов пшеницы и тритикале на двух фенофазах — вегетативной (Z31) и цветения (Z65). Для каждого метода проведён перебор гиперпараметров с оценкой точности регрессии биомассы на объём по R^2 с бутстрепными доверительными интервалами ($B = 1000$). На стадии Z31 лучший результат показала послойная альфа-форма ($R^2 = 0,774$; CI95 [0,68; 0,84]), однако все объёмные методы статистически эквивалентны. На стадии Z65 точность всех методов снижается (максимальный $R^2 = 0,642$ для воксельного метода) из-за окклюзии верхним ярусом полога. Выявлен эффект смены ранжирования методов в зависимости от фенофазы (stage-dependent ranking). Показана методологическая некорректность объединённой регрессии по разным стадиям вследствие парадокса Симпсона и эффекта перекрытия распределений. Рекомендован воксельный метод как операционный стандарт в силу простоты и статистической эквивалентности более сложным геометрическим подходам.

Ключевые слова: LiDAR, пшеница, биомасса, объём полога, облако точек, регрессия, машинное обучение

Shaykhiev Dmitrii Olegovich

Master's Degree, St. Petersburg State University, St. Petersburg, Russia

Mitrofanov Evgenii Pavlovich

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Programming Technology, St. Petersburg State University, St. Petersburg, Russia

ESTIMATION OF WHEAT CANOPY VOLUME FROM TERRESTRIAL LIDAR POINT CLOUDS

Annotation. Destructive sampling remains the standard method for estimating above-ground biomass in cereal crops, yet it prevents repeated measurements and limits temporal studies. The paper evaluates three computational approaches for non-destructive volume estimation from dense terrestrial LiDAR point clouds: voxel-based volume, canopy height model (CHM), and layered alpha-shape reconstruction. All three methods are compared on the CSIRO 51208 public dataset comprising 26 wheat and triticale cultivars scanned at two growth stages (Z31 stem elongation and Z65 flowering) under two sowing densities. The ranking of methods is shown to depend qualitatively on the phenophase due to occlusion effects: at Z31 (sparse canopy) layered alpha-shape achieves the best test $R^2 = 0,774$ [CI95: 0,68, 0,84] with RMSE = 14,9%, while at Z65 (dense canopy) the voxel method leads with $R^2 = 0,642$ [CI95: 0,45, 0,78] and RMSE = 10,3%. All three volume-based methods outperform univariate baselines (point count, height percentiles) by 0,07–0,46 R^2 . Pooled regression across stages is shown to be methodologically invalid due to Simpson's paradox and overlap effects, producing negative regression coefficients and inflated RMSE (42–53%). Bootstrap confidence intervals reveal statistical equivalence of the three methods within each stage. The voxel method (single hyperparameter, grid size 30 mm for Z31 and 20 mm for Z65) is recommended as the operational standard for its simplicity and robust performance.

Keywords: point clouds, LiDAR, plant volume, biomass, alpha-shape, wheat, precision agriculture, phenotyping

ВВЕДЕНИЕ

Оценка надземной биомассы пшеницы (*Triticum aestivum* L.) является ключевой задачей точного земледелия, необходимой для мониторинга состояния посевов и прогнозирования урожайности. Традиционный деструктивный метод (скашивание, сушка, взвешивание) точен, однако трудоёмок, не допускает повторных измерений на одной делянке и неприменим в оперативном мониторинге.

Наземное LiDAR-сканирование обеспечивает плотные трёхмерные облака точек полого, по которым возможно неразрушающее восстановление объёма растительной массы. Наибольшее распространение получили три подхода: воксельный метод (3DVI [4]), сетка высот полого (CHM, в зарубежной литературе — LPV [8]) и регрессия на перцентили высот. В многостадийных экспериментах эти методы демонстрируют высокую корреляцию с биомассой (R^2 до 0,81–0,93), однако такие оценки завышены за счёт межстадийного контраста. На том же датасете CSIRO нейросетевой подход [7] с признаками 3DVI и архитектурой BioNet достиг MAE 12–19%, что подтверждает принципиальную информативность LiDAR-облаков для оценки биомассы пшеницы.

Прямое сравнение трёх объёмных методов на едином датасете с разделением по фенофазам и бутстрепной оценкой неопределённости до настоящего времени не проводилось. Кроме того, послойная альфа-форма [2], основанная на 2D-триангуляции Делоне в горизонтальных сечениях облака, для оценки объёма пшеничного посева не применялась.

Цель данной работы — разработать и сравнить три метода оценки объёма растительной массы пшеницы по наземным LiDAR-облакам: воксельный, CHM и послойную альфа-форму. Эксперименты выполнены на открытом датасете CSIRO 51208 [3], содержащем 306 делянок 26 сортов пшеницы и тритикале на двух фенофазах — вегетативной (Z31) и цветения

(Z65). Точность оценивается по коэффициенту детерминации R^2 регрессии биомассы на объём с бутстрепными доверительными интервалами на уровне 95%.

МЕТОДЫ

Предобработка облаков точек

Для каждой делянки исходное облако точек $(x_i, y_i, z_i)_{i=1}^N$ проходит единый конвейер предобработки. Выполняется нормализация высот для устранения вариации рельефа: $\tilde{z}_i = z_i - \min_j z_j$, после чего нижняя граница облака совмещается с нулевым уровнем. Статистические выбросы (паразитные отражения от пыли, насекомых) удаляются алгоритмом SOR (Statistical Outlier Removal) с числом ближайших соседей $k = 20$ и порогом $\lambda = 2.0$: точка p_i исключается, если среднее расстояние до k соседей превышает $\mu_d + \lambda \cdot \sigma_d$. Отделение растительности от почвы выполняется пороговой фильтрацией по высоте: $P_{veg} = (x_i, y_i, z_i) \mid z_i > h_{th}$; значение порога $h_{th} = 0.04$ м выбрано эмпирически как минимальная высота побегов на вегетативной стадии. Результатом предобработки является нормализованное и очищенное облако точек растительности P_{veg} ; его мощность $n_{veg} = |P_{veg}|$ используется как базовая метрика сравнения.

Воксельный метод

Трёхмерное пространство делянки дискретизируется в регулярную сетку кубических ячеек (вокселей) размером s . Для вокселя с индексом (u, v, w) вводится индикатор занятости $I_{uvw} = 1$, если в нём содержится хотя бы одна точка из P_{veg} , и 0 в противном случае. Оценка объёма растительной массы:

$$V_{vox} = s^3 \sum_{u,v,w} I_{uvw}. \quad (1)$$

Метод концептуально родственен трёхмерному воксельному индексу (3DVI) [4], однако в отличие от 3DVI используется абсолютная оценка объёма без нормировки на число столбцов сетки. Гиперпараметр s

перебирается в диапазоне 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45 мм. Воксельный метод требует одного прохода по облаку с хешированием координат, что делает его вычислительно эффективным.

СНМ (Canopy Height Model)

Горизонтальная проекция делянки разбивается на прямоугольные ячейки размером $c \times c$. Для ячейки j характеристическая высота h_j определяется как p -й перцентиль вертикального распределения входящих в неё точек. Оценка объёма:

$$V_{\text{CHM}} = c^2 \sum_{j: C_j \neq \emptyset} h_j, \quad (2)$$

где C_j — множество точек, попавших в j -ю ячейку. Метод концептуально близок к LPV (LiDAR Projected Volume) [8], но, в отличие от прототипа, значение перцентиля p не фиксируется априори, а подбирается по обучающей выборке. Гиперпараметры перебираются в диапазонах: $c \in 10, 15, 20, 25, 30$ мм, $p \in 1, 5, 10, 50, 75, 95, 99\%$.

Послойная альфа-форма

Метод состоит из четырёх последовательных шагов. Шаг 1 — равномерное прореживание облака P_{veg} с помощью воксельного даунсэмпла со стороной вокселя v , что устраняет неравномерность плотности точек по площади делянки и стабилизирует последующую триангуляцию. Шаг 2 — нарезка прореженного облака на горизонтальные слои толщиной dz ; слой L_k содержит точки в диапазоне высот $[k \cdot dz, (k+1) \cdot dz)$. Слои с менее чем тремя точками исключаются, так как три точки — минимальное число, при котором триангуляция Делоне порождает хотя бы один ненулевой треугольник. Шаг 3 — в каждом слое L_k строится двумерная альфа-форма [2]. Точки слоя проецируются на плоскость Q_k , по ним строится триангуляция Делоне $\text{Del}(Q_k)$, и отбираются треугольники, радиус описанной окружности которых не превышает параметр α :

$$\mathcal{A}_\alpha(Q_k) = \bigcup \{T \in \text{Del}(Q_k) \mid r(T) \leq \alpha\}. \quad (3)$$

Площадь S_k вычисляется как сумма площадей треугольников, удовлетворяющих условию (3). Шаг 4 — интегральная оценка объёма по формуле, являющейся дискретным аналогом принципа Кавальери:

$$V_{\text{alpha}} = \sum_k S_k \cdot dz. \quad (4)$$

Метод адаптирует послойный подход [6] к геометрии пшеничного посева и впервые применяется для оценки объёма полога зерновых культур. Гиперпараметры: $v \in 10, 15, \dots, 50$ мм, $\alpha \in 10, 15, \dots, 40$ мм, $dz \in 10, 20, \dots, 70$ мм. Отличие от глобальной трёхмерной альфа-формы состоит в том, что независимые двумерные аппроксимации в каждом слое устраняют проблему незамкнутости поверхности при малых α : если в отдельном слое альфа-форма не является односвязной, это влияет только на оценку площади данного слоя, не нарушая вычисления в остальных.

Регрессионный анализ

Для каждой конфигурации гиперпараметров и каждой метрики x (оценка объёма или одномерная характеристика) строится регрессионная модель $y \sim x$, где y — референсная биомасса. В качестве базовых сравнений используются число точек растительности n_{veg} и перцентили высот p_1, p_{95} . Используются три модели: линейная $\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 \cdot x$, степенная $\hat{y} = a x^b$ (параметры оцениваются методом наименьших квадратов в логарифмическом пространстве) и устойчивая регрессия Хьюбера. Показатель степени b степенной модели несёт самостоятельную интерпретацию: $b > 1$ соответствует суперлинейной, $b < 1$ — сублинейной зависимости биомассы от объёма. Выбор оптимальной конфигурации производится по максимуму R^2 на обучающей выборке, что исключает смещение победителя (winner's curse). Статистическая неопределённость оценивается непараметрическим bootstrap-методом: из тестовой выборки с возвращением формируется $B = 1000$ подвыборок, на каждой модель

переобучается, и 95%-ный доверительный интервал строится как квантили 2.5 и 97.5% полученного эмпирического распределения R^2 . Помимо R^2 , вычисляется нормированная среднеквадратичная ошибка $RMSE\% = 100 \cdot m^{(-1/2)} \|y - \hat{y}\|_2 / \bar{y}$.

ЭКСПЕРИМЕНТЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

Датасет

Эксперименты выполнены на датасете CSIRO 51208 [3]: 306 делянок, 26 сортов пшеницы и тритикале, две фенологические стадии по шкале Задокса [9] — вегетативная Z31 (156 делянок, из них 104 train + 52 test) и цветение Z65 (150 делянок, 100 train + 50 test). Съёмка — наземный LiDAR PhenoMobile-Lite, референс — деструктивная сушка при 80 °C в течение 7 сут. Разбиение train/test фиксированное, авторское [3].

Результаты на стадии Z31

Результаты приведены в табл. 1. Послойная альфа-форма показала $R^2 = 0,774$ [0,68; 0,84] ($RMSE = 14,9\%$) при параметрах $v = 30$ мм, $\alpha = 30$ мм, $dz = 50$ мм. Воксельный метод дал $R^2 = 0,757$ [0,66; 0,83] ($RMSE = 15,4\%$, $s = 30$ мм), CHM — $R^2 = 0,700$ [0,57; 0,79] ($RMSE = 17,1\%$, $c = 20$ мм, $p = 99$). Доверительные интервалы трёх объёмных методов перекрываются, что не позволяет уверенно их ранжировать; все три статистически эквивалентны на уровне 95%.

Базовые метрики уступают объёмным: n_{veg} ($R^2 = 0,671$ [0,55; 0,76]), p_1 (0,457 [0,24; 0,62]), p_{95} (0,315 [0,08; 0,47]). Степенная регрессия для всех объёмных методов даёт $b > 1$ (суперлинейная зависимость): $b = 1,29$ (альфа-форма), 1,51 (воксель), 1,25 (CHM). Оптимальная область альфа-формы образует широкое плато: $v = 18–48$ мм, $\alpha = 22–30$ мм, $dz = 18–60$ мм, $R^2 \approx 0,77$, что свидетельствует об устойчивости метода к выбору гиперпараметров.

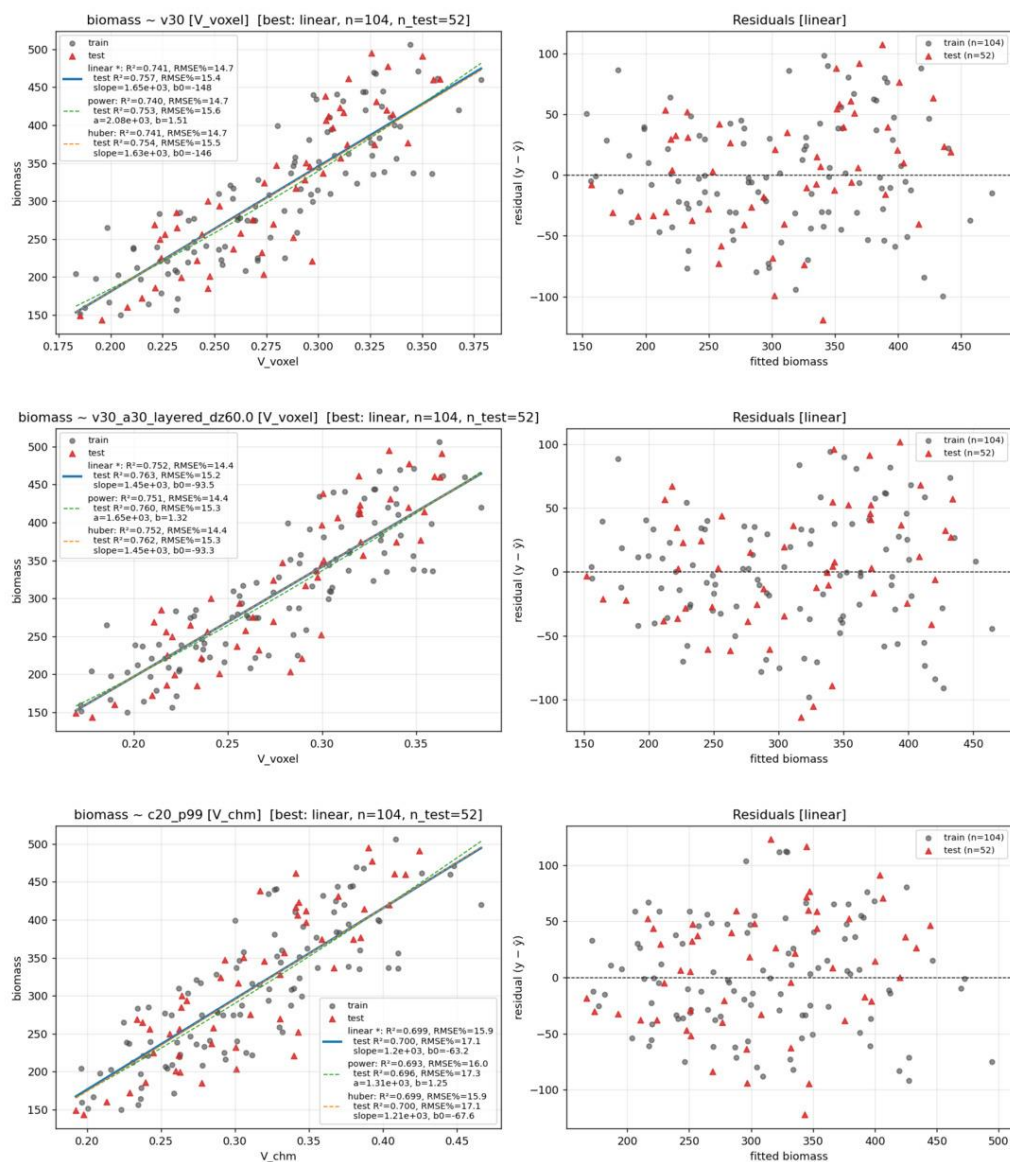


Рис. 1. Регрессия биомассы — объём на стадии Z31: воксельный метод (вверху), послойная альфа-форма (середина), СНМ (внизу)

Таблица 1. Результаты сравнения методов на стадии Z31

Метод	Параметры	R^2 [CI95]	RMSE%	b
Послойная альфа-форма	v30, α 30, dz50	0,774 [0,68; 0,84]	14,9	1,29
Воксельный	s = 30 мм	0,757 [0,66; 0,83]	15,4	1,51
СНМ	c20, p99	0,700 [0,57; 0,79]	17,1	1,25
pveg (базовый)	—	0,671 [0,55; 0,76]	18,0	—
p1 (базовый)	—	0,457 [0,24; 0,62]	23,1	—
p95 (базовый)	—	0,315 [0,08; 0,47]	25,9	—

Результаты на стадии Z65

Результаты для стадии Z65 представлены в табл. 2. Лидер — воксельный метод: $R^2 = 0,642$ [0,45; 0,78] (RMSE = 10,3%, $s = 20$ мм). Альфа-форма: $R^2 = 0,617$ [0,42; 0,74] (RMSE = 10,7%, $v = 10$ мм, $\alpha = 40$ мм, $dz = 60$ мм). CHM: $R^2 = 0,498$ [0,23; 0,66] (RMSE = 12,2%, $c = 10$ мм, $p = 99$). n_{veg} : $R^2 = 0,575$ [0,34; 0,72]; p_1 : 0,352 [0,12; 0,49]; p_{95} : 0,317 [0,05; 0,48].

Ключевые отличия от Z31: (1) показатель степени $b < 1$ для всех объёмных методов (сублинейная зависимость: $b = 0,89, 0,77, 0,57$); (2) ширина доверительных интервалов $\sim 0,33$ против $\sim 0,16$ на Z31, что указывает на повышенную стохастичность связи биомассы с объёмом на стадии цветения; (3) ранжирование методов качественно меняется — воксель опережает альфа-форму, CHM статистически эквивалентен n_{veg} .

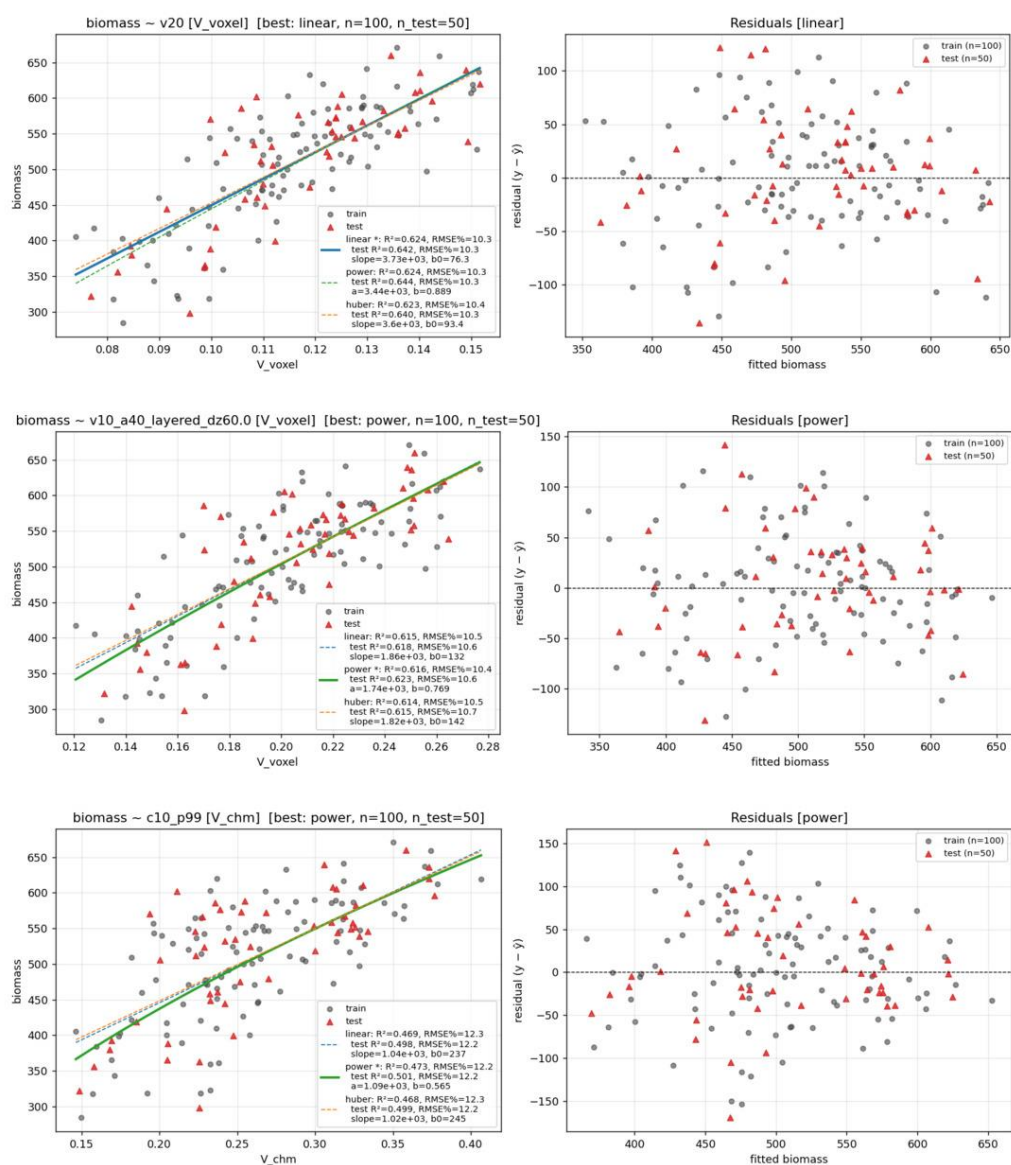


Рис. 2. Регрессия биомассы — объём на стадии Z65: воксельный метод (вверху), послойная альфа-форма (середина), СНМ (внизу)

Таблица 2. Результаты сравнения методов на стадии Z65

Метод	Параметры	R^2 [CI95]	RMSE%	b
Воксельный	s20, dz20	0,642 [0,45; 0,78]	10,3	0,89
Послойная альфа-форма	v10, α 40, dz60	0,617 [0,42; 0,74]	10,7	0,77
СНМ	c10, p99	0,498 [0,23; 0,66]	12,2	0,57
nveg (базовый)	—	0,575 [0,34; 0,72]	11,2	—
p1 (базовый)	—	0,352 [0,12; 0,49]	13,8	—
p95 (базовый)	—	0,317 [0,05; 0,48]	14,2	—

Смена ранжирования и непригодность объединённой регрессии

Объединение стадий в единую регрессию приводит к $R^2 \leq 0,48$ при $RMSE = 42\text{--}53\%$, что существенно хуже внутретадийных моделей. Для подсчётных методов (n_{veg} , воксель, альфа-форма) наблюдается парадокс Симпсона: внутри каждой стадии связь биомассы с объёмом положительна, а в объединённой выборке коэффициент регрессии становится отрицательным ($b \approx -0,97 \dots -1,58$). Для СНМ характерен эффект перекрытия распределений: делянки разных стадий дают близкие значения $V_{СНМ}$ при трёхкратном различии биомассы. Обратная иерархия методов в объединённой модели (СНМ — номинально лучший) подтверждает, что такая модель измеряет способность различать стадии, а не качество предсказания биомассы. Полученные результаты свидетельствуют о том, что совместная обработка разных фаз в единой регрессионной модели требует осторожности: межстадийный контраст может маскировать внутретадийную связь биомассы с объёмом.

ОБСУЖДЕНИЕ

Зависимость иерархии методов от фенологической стадии

Главный результат анализа — качественное изменение ранжирования методов между стадиями Z31 и Z65 при сохранении статистической эквивалентности объёмных подходов внутри каждой стадии. Физический механизм этого изменения — окклюзия: на Z31 редкий полог обеспечивает равномерное распределение точек по вертикали, трёхмерная геометрия информативна, и послойная альфа-форма достигает максимального R^2 ; на Z65 плотный полог экранирует нижний ярус при съёмке сверху-вниз, точки концентрируются в верхней части облака, биомасса сосредоточена в компактных колосьях, и геометрический объём растёт медленнее биомассы.

Смена показателя степени b степенной регрессии — с суперлинейного ($b > 1$) на Z31 на сублинейный ($b < 1$) на Z65 — наблюдается для всех объёмных

методов и является, по-видимому, универсальным свойством LiDAR-оценки биомассы пшеницы при сверху-вниз сканировании. Уширение доверительных интервалов с $\sim 0,16$ на Z31 до $\sim 0,33$ на Z65 количественно характеризует рост неопределённости, вносимой окклюзией.

Окклюзия объясняет и переключение лучшего одномерного предиктора: если на Z31 перцентиль p_1 ($R^2 = 0,457$) несёт информацию о плотности полога, то на Z65 он уступает числу точек растительности n_{veg} ($R^2 = 0,575$), поскольку нижние перцентили теряют связь с биомассой при экранировании нижнего яруса.

Парадокс Симпсона и overlap-эффект

Объединение стадий в единую регрессионную модель приводит к двум различным типам сбоя. Для методов, основанных на плотности точек (n_{veg} , воксель, альфа-форма), возникает парадокс Симпсона: положительная внутростадийная связь биомассы с объёмом становится отрицательной в объединённой выборке ($b \approx -0,97 \dots -1,58$). Причина — делянки Z65 имеют большую биомассу в 3–4 раза, но меньшее число видимых точек из-за окклюзии. Для СНМ характерен эффект перекрытия (overlap): внутростадийные распределения объёма перекрываются при кратном различии биомассы, и R^2 объединённой модели (0,48) отражает различие стадий по высоте полога, а не качество предсказания биомассы.

Высокие R^2 , сообщаемые в работах с многостадийными данными [4], объясняются именно межстадийным контрастом, а не точностью внутростадийного предсказания. Это принципиальное ограничение методологии, которое необходимо учитывать при интерпретации литературы.

Сравнение с известными результатами

Jimenez-Berni et al. [4] получили $r^2 = 0,92 - 0,93$ для 3DVI по восьми стадиям на том же оборудовании; эти значения закономерно выше внутростадийных ($R^2 = 0,64 - 0,77$), поскольку объединённая регрессия

использует межстадийную вариацию, не доступную при раздельном анализе. Пересчёт нашего датасета в объединённом режиме даёт $R^2 \leq 0,48$, что ожидаемо при наличии лишь двух фенофаз — диапазон биомассы существенно уже, чем в [4].

Pan et al. [7] на том же датасете CSIRO 51208 показали MAE $\sim 19\%$ для 3DVI и 12% для нейросети BioNet; качественное согласие состоит в том, что стадия цветения труднее для LiDAR-оценки в обеих работах. Walter et al. [8] (LPV, $r = 0,86$) и Li et al. [6] (послойная альфа-форма для кроны цитрусовых) работали с многостадийными либо древовидными объектами, где геометрия кроны доминирует — прямое сравнение с травянистым пологом ограничено.

Ограничения

Исследование выполнено на одном датасете (Yanco, 2019), одна географическая точка, один сезон. Сорт и плотность посева не включены в регрессионную модель в качестве ковариат, хотя их влияние на связь «биомасса — объём» может быть существенным. Пороговый фильтр почвы ($z > 4$ см) является упрощением: более точная сегментация (например, CSF) способна улучшить предобработку, особенно на стадии Z31, где нижние листья могут ошибочно исключаться.

Несмотря на ограничения, работа впервые демонстрирует: (1) стадия-специфичное ранжирование трёх объёмных методов на едином датасете с bootstrap CI95; (2) ограничения объединённой регрессии по фенофазам, связанные с парадоксом Симпсона и перекрытием распределений; (3) первую адаптацию послойной альфа-формы для пшеничного посева. Воксельный метод рекомендуется как операционный стандарт в силу статистической эквивалентности альфа-форме при меньшем числе гиперпараметров.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе выполнено прямое сравнение трёх методов оценки объёма растительной массы пшеницы по данным наземного LiDAR: воксельного,

СНМ и послойной альфа-формы. Исследование проведено на общедоступном датасете CSIRO 51208 (156 делянок на стадиях Z31 и 150 — на Z65) с оценкой точности через bootstrap-доверительные интервалы ($B = 1000$).

Послойная альфа-форма впервые применена для оценки объёма полога пшеницы и показала наилучший результат на стадии Z31: $R^2 = 0,774$ [0,68; 0,84], $RMSE = 14,9\%$, степенной показатель $b = 1,29$. Установлено, что иерархия методов качественно меняется между фенофазами вследствие окклюзии: на вегетативной стадии (Z31) геометрия полога информативна, на фазе цветения (Z65) верхний ярус экранирует нижний, что ведёт к сублинейности регрессии и расширению доверительных интервалов. Обнаружено, что при объединении стадий в единую регрессию коэффициент детерминации резко падает ($R^2 \leq 0,48$) и наблюдается смена знака регрессионной зависимости для подсчётных методов, что согласуется с эффектом окклюзии: межстадийные различия вносят доминирующий вклад в дисперсию.

Трёхмерные методы (воксельный, послойная альфа-форма) превосходят одномерные метрики (число точек, перцентили высот) по R^2 на 0,07–0,46 в зависимости от стадии, что подтверждает значимость учёта пространственной структуры полога.

В качестве практической рекомендации предлагается воксельный метод как операционный стандарт: при размере вокселя $s = 30$ мм для Z31 и $s = 20$ мм для Z65 он статистически эквивалентен послойной альфа-форме, но требует один гиперпараметр вместо трёх, что существенно упрощает калибровку в полевых условиях. Программная реализация всех методов опубликована в открытом репозитории [5].

Направления дальнейших исследований включают: валидацию предложенных методов на других датасетах и культурах; учёт сортовых различий и плотности посева как ковариат регрессионной модели; разработку гибридных подходов с автоматическим выбором метода и гиперпараметров в зависимости от фенофазы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Deery D.M. et al. Ground-based LiDAR improves phenotypic repeatability of above-ground biomass and crop growth rate in wheat // Plant Phenomics. 2020.
2. Edelsbrunner H., Mücke E.P. Three-dimensional alpha shapes // ACM Transactions On Graphics (TOG). 1994. T. 13. № 1. C. 43–72.
3. Estavillo G., Condon A., Pan L., Bull G., Coe R. Biomass and LiDAR data from wheat and triticale plots grown at Yanco (NSW) in 2019 to improve prediction of digital biomass. Version 2. CSIRO, 2021. DOI: 10.25919/xv6v-6h56.
4. Jimenez-Berni J.A. et al. High throughput determination of plant height, ground cover, and above-ground biomass in wheat with LiDAR // Frontiers in plant science. 2018. T. 9. C. 237.
5. Konabur. up-pt-2 [Electronic resource]. — URL: <https://github.com/konabur/up-pt-2> (accessed: 13.05.2026).
6. Li W. et al. Dynamic slicing and reconstruction algorithm for precise canopy volume estimation in 3D citrus tree point clouds // Remote Sensing. 2024. T. 16. № 12. C. 2142.
7. Pan L. et al. Biomass prediction with 3d point clouds from lidar // Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2022. C. 1330–1340.
8. Walter J.D.C. et al. Estimating biomass and canopy height with LiDAR for field crop breeding // Frontiers in plant science. 2019. T. 10. C. 1145.
9. Zadoks J.C., Chang T.T., Konzak C.F. A decimal code for the growth stages of cereals // Weed research. 1974. T. 14. № 6. C. 415–421.

REFERENCES

1. Deery D.M. et al. Ground-based LiDAR improves phenotypic repeatability of above-ground biomass and crop growth rate in wheat // Plant Phenomics. 2020.

2. Edelsbrunner H., Mücke E.P. Three-dimensional alpha shapes // ACM Transactions On Graphics (TOG). 1994. Vol. 13. No. 1. P. 43–72.
3. Estavillo G., Condon A., Pan L., Bull G., Coe R. Biomass and LiDAR data from wheat and triticale plots grown at Yanco (NSW) in 2019 to improve prediction of digital biomass. Version 2. CSIRO, 2021. DOI: 10.25919/xv6v-6h56.
4. Jimenez-Berni J.A. et al. High throughput determination of plant height, ground cover, and above-ground biomass in wheat with LiDAR // Frontiers in plant science. 2018. Vol. 9. P. 237.
5. Konabur. up-pt-2 [Electronic resource]. URL: <https://github.com/konabur/up-pt-2> (accessed: 13.05.2026).
6. Li W. et al. Dynamic slicing and reconstruction algorithm for precise canopy volume estimation in 3D citrus tree point clouds // Remote Sensing. 2024. Vol. 16. No. 12. P. 2142.
7. Pan L. et al. Biomass prediction with 3d point clouds from lidar // Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. 2022. P. 1330–1340.
8. Walter J.D.C. et al. Estimating biomass and canopy height with LiDAR for field crop breeding // Frontiers in plant science. 2019. Vol. 10. P. 1145.
9. Zadoks J.C., Chang T.T., Konzak C.F. A decimal code for the growth stages of cereals // Weed research. 1974. Vol. 14. No. 6. P. 415–421.