

6. Perspektivnaya resursosberegayushchaya tekhnologiya proizvodstva hmelya: metod. Rekomendacii. – Moskva : FGNU «Rosiformagrotekh», 2008. – 52 s.
7. Smirnov, P. A. Rezul'taty issledovaniya uplotneniya dvizhitelyami traktorov mezhduryad'ya hmel'nika / P. A. Smirnov, N. N. Pushkarenko, A. P. Akimov A.P. [i dr.] // Vestnik Kazanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2018. – T. 13, № 2 (49). – S. 131-137.
8. Brant V., Zábanský P., Škeříková M., Pivec J., Kroulík M., Procházka L. (2017): Effect of row width on splash erosion and throughfall in silage maize crops. Soil and Water Research, 12: 39–50.
9. Graf T., Beck M., Mauermeier M., Ismann D., Portner J., Doleschel P., Schmidhalter U. (2014): Humulus lupulus – the hidden half. Brewing Science, 67: 161–166.
10. Hameed I.A., Bochtis D.D., Sørensen C.G., Vougioukas S. (2012): An object-oriented model for simulating agricultural in-field machinery activities. Computers and Electronics in Agriculture, 81: 24–32.
11. Hops a guide for new growers Kevin Dodds / Development Officer – Temperate Fruits NSW Department of Primary industries Kevin Dodds, Development Officer Temperate Fruits // 64 Fitzroy Street TUMUT NSW 2720 Phone 02 6941 1400 <https://docs.yandex.ru/docs/view?tm=1676323200&tld=ru&lang=en&name=hops-guide-for-new-growers>
12. Kučera J., Krofta K. (2009): Mathematical model for prediction of yield and alpha acid contents from meteorological data for Saaz aroma variety. ISHS Acta Horticulturae, 848: 131–140.
13. Lobet and Xavier Draye* Novel scanning procedure enabling the vectorization of entire rhizotron-grown root systems Guillaume / Lobet and Draye Plant Methods 2013, 9:1 Page 0-10 <http://www.plantmethods.com/content/9/1/1>.
14. Neve, R. A. Hops. Heidelberg, Springer Netherlands, 266. ISBN 978-94-011-3106-3.
15. Smirnov, P. A. INFLUENCE OF TYPES OF TRACTOR RUNNING GEARS ON THE VALUE OF HOP GARDEN ROW SPACING COMPACTION / Smirnov P.A., Makushev A.E., Kazakov Y.F., / INMATEH - Agricultural Engineering. 2019. T. 57. № 1. R. 19-28.
16. Sobotik M., Graf T., Himmelbauer M., Bodner G., Bohner A., Loiskandl W. (2018): In-situ root system characterization of hop and maize via soil profile excavation. Die Bodenkultur: Journal of Land Management, Food and Environment, 69: 121–130.
17. Václav Brant. Karel Krofta. Karel Krofta, Petr Zábanský. Pavel Procházka. Jaroslav Pokorný / Distribution of root system of hop plants in hop gardens with regular rows cultivation // Plant, Soil and Environment 66(No. 7), 2020, r. 317-326.
18. Václav Rybáček Hop Production, 16 / Developments in Crop Science (Volume 16), Elsevier Science, Amsterdam, 1991. R. 258. ISSN 0378-519X.

Information about authors

1. **Smirnov Pyotr Alekseevich**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Transport and Technological Machines and Complexes, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia; e-mail: smirnov_p_a@mail.ru, tel. 8-960-310-19-09;
2. **Pushkarenko Nikolay Nikolaevich**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Transport and Technological Machines and Complexes, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia;
3. **Korotkov Anatoly Vasilievich**, Candidate of Agricultural Sciences, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia.

УДК 631.559.2, 004.896, 519.237

К ОПРЕДЕЛЕНИЮ ПЛОЩАДИ ЛИСТОВОЙ ПОВЕРХНОСТИ СВЕКЛЫ: СРАВНЕНИЕ МЕТОДА МАШИННОГО ЗРЕНИЯ И РЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛЮ С ЗАДАНЫМ КОЭФФИЦИЕНТОМ РЕГРЕССИИ

А. В. Степанов, И. П. Елисеев, А. В. Андреев, Н. Н. Белова, О. В. Васильева
Чувашский государственный аграрный университет
 428003, Чебоксары, Российская Федерация

Аннотация. Исследование, описанное в статье, имеет практическое значение для сельскохозяйственной индустрии, поскольку площадь листовой поверхности является важным показателем для оценки роста и развития растений, а также для определения необходимых объемов удобрений и органических средств защиты растений. Внедрение алгоритмов машинного обучения в агрономию и практику проведения сельскохозяйственных работ позволяет решить нехватку специалистов в отрасли, увеличивает уровень автоматизации объектов сельского хозяйства. Так, в отрасли возможна замена времязатратных

методик ручных измерений. В работе сравниваются методы определения площади листовой поверхности свеклы. Сопоставляется метод на основе регрессионной модели с заданным постоянным коэффициентом регрессии и метод на основе машинного зрения. Метод машинного зрения реализован на языке Python 3 с использованием библиотек OpenCV 4.6 и numpy. В работе сравнивается работа обоих методов на наборе снимков листьев свеклы. Вычисления площади с помощью метода машинного зрения использовали вычислительную систему с CPU IntelCore i7, графический ускоритель не применялся, скорость расчета одного снимка составлял в среднем около 1 с. Для сбора данных использовались цифровые изображения листьев свеклы, полученные с помощью цифровой камеры высокого разрешения. Затем эти изображения были обработаны с использованием методов компьютерного зрения. В результате экспериментов было установлено, что метод машинного зрения обеспечивает более высокую точность определения площади листовой поверхности свеклы, чем регрессионная модель с заданным коэффициентом регрессии. Более того, метод машинного зрения обладает более широким спектром применения, поскольку он может быть использован для определения площади листьев других растений, а также для других задач в области компьютерного зрения. Таким образом, результаты исследования могут быть полезными для разработки новых методов определения площади листовой поверхности в сельскохозяйственной индустрии, а также для более широкого применения методов машинного зрения в других областях.

Ключевые слова: регрессионный анализ, машинное зрение, листовая поверхность, свекла, управления ростом растений, определение потенциального урожая.

Введение. При выращивании свеклы необходимо учитывать и контролировать ряд многих параметров. Например:

1. Влажность почвы: свекла требует умеренно влажной почвы, и ее уровень важно контролировать, чтобы обеспечить оптимальные условия для роста и развития растений.
2. Температура: свекла является холодостойкой культурой, однако оптимальная температура для ее роста и развития составляет от +18 до +25 градусов Цельсия.
3. Питание: свекла нуждается в достаточном количестве питательных веществ, таких как азот, фосфор и калий, а также в микроэлементах, например, железе и меди.
4. Освещение: свет является необходимым условием для фотосинтеза, и свекла требует достаточного количества света для своего роста и развития.
5. pH почвы: оптимальный уровень pH для свеклы составляет от 6,0 до 7,5, и его контроль позволяет поддерживать оптимальные условия для выращивания растений.
6. Защита от вредителей и болезней: свекла может стать жертвой атаки вредителей, таких как жуки и слизни, а также заболеть различными болезнями, поэтому необходимо принимать меры для защиты растений.
7. При производстве свеклы важным параметром является ее площадь листовой поверхности, которая может быть использована для определения потенциального урожая и управления ростом растений.

Определение площади листовой поверхности свеклы является важным параметром при ее производстве и управлении ростом растений. Зная этот параметр, можно определить потенциальный урожай свеклы, а также контролировать и оптимизировать условия ее выращивания. Площадь листовой поверхности также может использоваться для оценки физиологического состояния растений, так как она напрямую связана с фотосинтезом и обменом газов, а также с усвоением питательных веществ. Кроме того, определение площади листовой поверхности может быть полезно в научных исследованиях, связанных с физиологией растений и генетикой.

Существует несколько способов измерения этой площади, включая традиционные методы, такие как использование линейки или планиметра, и более современные методы, такие как машинное зрение и регрессионные модели с заданным коэффициентом регрессии.

Существует несколько способов определения площади листовой поверхности свеклы.

Традиционные методы: одним из традиционных методов является использование линейки и планиметра. При этом измеряются длина и ширина листа, а затем площадь вычисляется с помощью формулы, учитывающей форму листа.

Метод машинного зрения: с помощью фотографии листа свеклы и алгоритмов компьютерного зрения можно определить его площадь. Для этого используются специальные программы и оборудование, которые автоматически вычисляют площадь на основе изображения.

Регрессионная модель с заданным коэффициентом регрессии: этот метод также использует фотографии листьев свеклы, но в отличие от метода машинного зрения, для вычисления площади используется математическая модель, основанная на регрессионном анализе. При этом строится уравнение, связывающее площадь листа с другими параметрами, такими как длина, ширина и масса листа.

В данной статье мы сравниваем два подхода метод – машинного зрения и регрессионную модель на примере измерения площади листовой поверхности свеклы и анализируем их относительные преимущества и недостатки.

Для построения регрессионной модели, которая будет использоваться для определения площади листовой поверхности свеклы, необходимо иметь данные о нескольких параметрах, включая:

- Длину листа: это расстояние от кончика листа до его основания.
- Ширину листа: это расстояние между краями листа, которое может быть измерено в разных точках.
- Массу листа: это вес листа, который может быть измерен с помощью весов.
- Площадь листа: эта величина представляет собой целевую переменную, которую необходимо предсказать с помощью регрессионной модели.

В зависимости от конкретной задачи и доступных данных, в регрессионную модель также могут быть включены другие параметры, такие как форма листа, степень его изгиба и т.д. Важно отметить, что для построения качественной регрессионной модели необходимо иметь достаточное количество данных, которые позволят определить связь между параметрами и площадью листовой поверхности свеклы. Многочисленные научные исследования [3] и результаты наблюдений [2] выявили тот факт, что большая облиственность кормовой свеклы обеспечивает продолжительный фотосинтез растений, что к уборке позволит получить большой урожай ботвы и корнеплодов. Данный факт подтверждает корреляционная зависимость площади листовой поверхности кормовой свеклы и урожайности корнеплодов [1], которая за годы исследований составила 0,88, что указывает на высокую степень зависимости.

Для определения площади листовой поверхности свеклы с помощью метода машинного зрения необходимы специальные программы и оборудование.

Программное обеспечение для анализа изображений [8, 10] может быть написано на разных языках программирования, таких как Python, Matlab, C++ и других. В качестве библиотек для обработки изображений могут использоваться OpenCV, TensorFlow, Keras, PyTorch и другие. Эти библиотеки содержат множество функций для обработки изображений, включая сегментацию, классификацию и распознавание объектов.

Для получения изображений листьев свеклы может использоваться цифровая камера или смартфон с камерой. Важно, чтобы изображения были сделаны на фоне однородной поверхности, чтобы было легче выделить объекты интереса.

Для обработки изображений и анализа данных может использоваться вычислительное устройство с достаточной производительностью, а также графическим процессором (GPU) для ускорения работы алгоритмов машинного зрения [5, 7, 9].

В зависимости от конкретной задачи и доступных ресурсов, могут использоваться различные программы и оборудование для метода машинного зрения.

Материалы и методы. Ранее была создана регрессионная модель, описывающая зависимость площади листовой пластины от ее длины и ширины (Елисеев И.П. [4]). Зависимость определяется формулой:

$$S_{reg} = L \cdot D \cdot K,$$

где: D – длина листовой пластины, $Ш$ – ширина листовой пластины, K – коэффициент перевода. Следует обратить внимание, что определение ширины листа ведется на полувысоте. Формула справедлива для определения площади листовой поверхности кормовой свеклы сорта Экендорфская желтая.

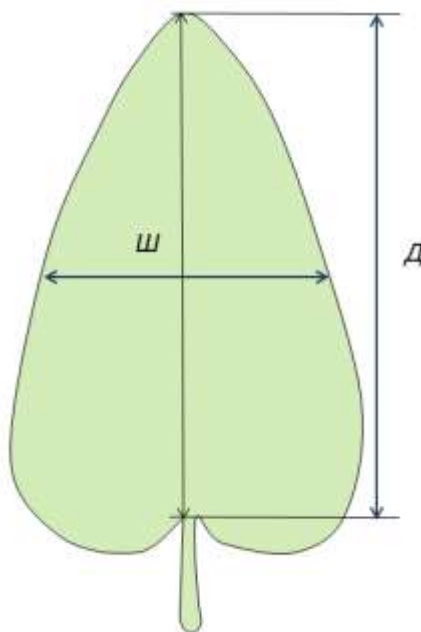


Рис. 1. Иллюстрация к расчету регрессионной модели.

Альтернативным методом определения площади поверхности свеклы является использование алгоритмов машинного зрения.

Для сегментации объектов на изображении могут использоваться различные алгоритмы машинного зрения. Некоторые из наиболее популярных алгоритмов сегментации объектов включают в себя:

Алгоритм пороговой сегментации: этот алгоритм заключается в установлении порогового значения, превышение которого на изображении означает наличие объекта. Порог может быть задан вручную или автоматически определен с помощью алгоритмов обработки изображений.

Алгоритмы, основанные на кластеризации: эти алгоритмы используются для группировки пикселей на изображении в кластеры, которые затем могут быть интерпретированы как объекты. Примерами таких алгоритмов являются алгоритмы K-средних и DBSCAN.

Алгоритмы, основанные на графах: эти алгоритмы используются для создания графа из пикселей на изображении, где вершины графа представляют пиксели, а ребра графа соединяют соседние пиксели. Затем используются алгоритмы обхода графа, чтобы выделить объекты на изображении.

Алгоритмы, основанные на суперпикселях: это методы, которые группируют пиксели на изображении в суперпиксели, то есть кластеры пикселей, которые имеют одинаковые характеристики. Затем суперпиксели могут быть интерпретированы как объекты на изображении.

Алгоритмы, основанные на нейронных сетях: это методы, которые используют нейронные сети для сегментации объектов на изображении. Эти алгоритмы используются для обучения нейронных сетей на большом количестве изображений с размеченными объектами.

Выбор конкретного алгоритма сегментации объектов зависит от конкретной задачи и доступных ресурсов, таких как время и вычислительные мощности.

Входными данными для алгоритмов машинного зрения служат цифровые фотографии листовой поверхности свеклы. Для получения качественных изображений листьев свеклы с помощью камеры важно учитывать несколько параметров:

Разрешение камеры: чем выше разрешение камеры, тем больше деталей будет зафиксировано на изображении. Рекомендуется использовать камеры с разрешением от 8 Мп и выше.

Фокусное расстояние: фокусное расстояние определяет, насколько далеко от камеры должен находиться объект, чтобы он был в фокусе. Для получения качественных изображений листьев свеклы рекомендуется использовать камеры с фокусным расстоянием от 50 мм и выше.

Диафрагма: диафрагма определяет количество света, проходящего через объектив камеры. Чем меньше диафрагма, тем больше глубина резкости на изображении. Рекомендуется использовать камеры с диафрагмой от $f/2.8$ до $f/5.6$.

Чувствительность матрицы: это параметр, который определяет, насколько чувствительна матрица к свету. Чем выше чувствительность матрицы, тем меньше шума на изображении при низком уровне освещения. Рекомендуется использовать камеры с чувствительностью матрицы от ISO 100 до ISO 800.

Соотношение сигнал/шум (SNR): это параметр, который определяет, насколько сильно сигнал преобладает над шумом на изображении. Чем выше SNR, тем качественнее будет изображение. Рекомендуется использовать камеры с высоким соотношением сигнал/шум.

Стабилизация изображения: стабилизация изображения позволяет избежать размытия изображения при небольших колебаниях камеры во время съемки. Рекомендуется использовать камеры с оптической стабилизацией изображения.

Важно отметить, что подбор параметров камеры для получения качественных изображений листьев свеклы зависит от конкретной задачи и условий съемки, таких как освещенность, расстояние до объекта и т.д.

Нами была создана программа на языке Python [6]. Программа предназначена для расчета площади поверхности листа растений кормовой свеклы по его фотографии. На основе методов машинного зрения с использованием библиотеки OpenCV (4.6) выделяются контуры листа, а затем вычисляется площадь. Программа может использоваться для проведения научных исследований по изучению площади ассимиляционной поверхности растений кормовой свеклы, в том числе и широко распространенного сорта Экендорфская желтая. Метод позволяет проводить наблюдения за динамикой изменения площади листьев за вегетационный период без отчуждения урожая. Кроме того, существенно сокращает временные затраты на исследование в отличие от других известных методов с использованием высечек, палеток, курвиметра и других специальных приборов и измерительных устройств. В результате работы программы выводится площадь листа, показывается контуры изображений листа, выводится маска, по которой произведен подсчет площади листовой пластины. Блок-схема работы программы приводится на Рис. 2.

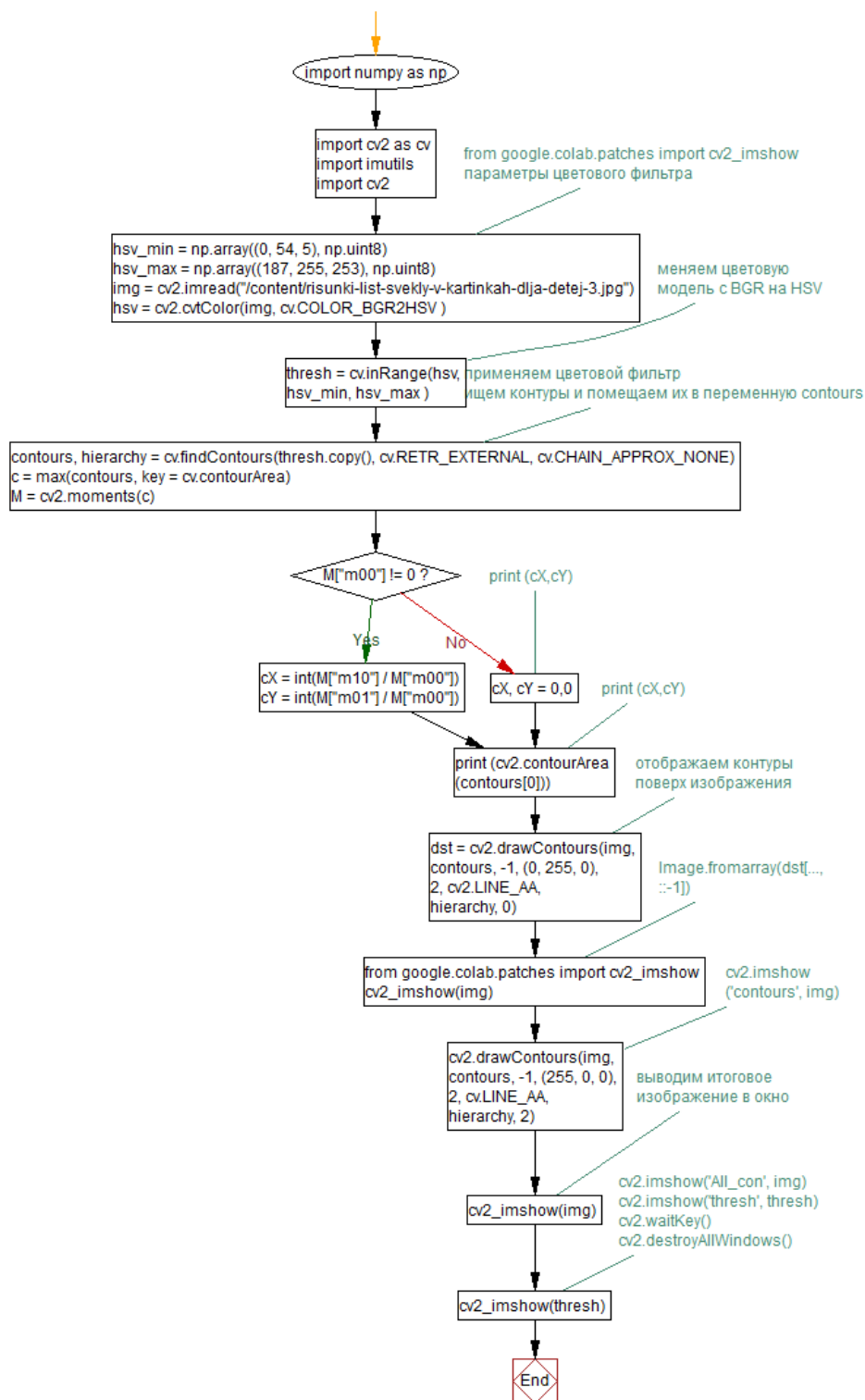


Рис. 2. Блок-схема алгоритма машинного зрения по расчету площади листовой поверхности свеклы по ее фотографии

Результаты исследований и их обсуждение. Метод, использующий алгоритмы машинного зрения, использовал для вычислений процессор Intel Core i7, а для работы скрипта потребовалось не более 1 ГБ оперативной памяти. В результате работы алгоритма создавался контур листа свеклы, который затем совмещался с исходным снимком (Рис. 3), затем внутри найденного контура вычислялась площадь, время работы скрипта в среднем составляло 1 с, графический ускоритель не использовался.



Рис. 3. Снимок листа свеклы сорта «Эккендорфская желтая» обведенный по контуру (результат работы алгоритма)

Аналогичным способом производились вычисления для выборки из 20 листьев, на рисунке 4 приведены 7 характерных примеров листьев свеклы различных сортов. Значения площади каждого листа, вычисленные двумя методами, соответствующие рисунку 4, сведены в таблицу.

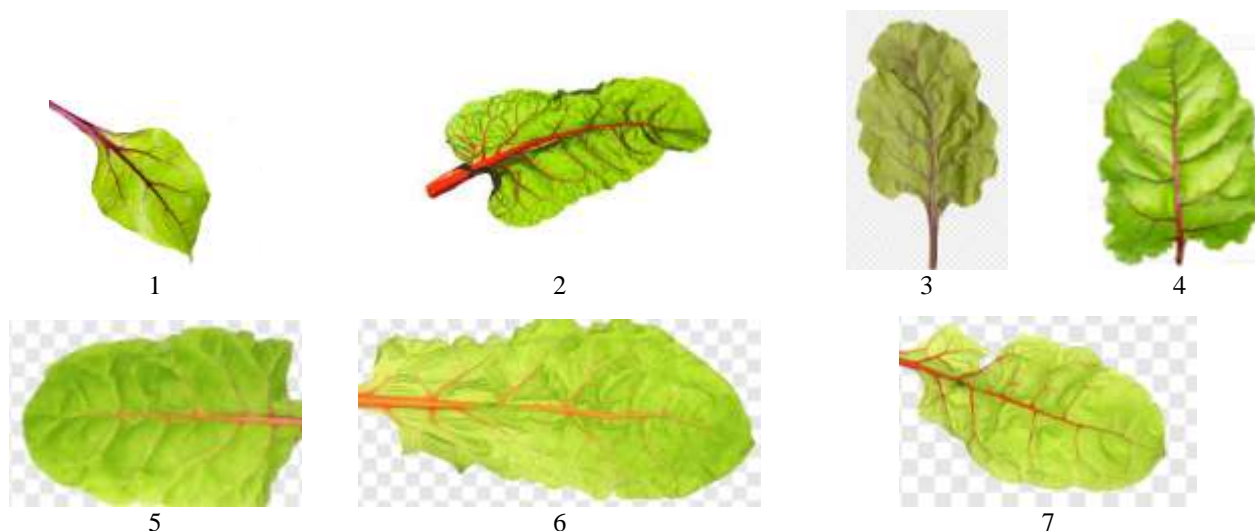


Рис. 4. Измеренные снимки листьев свеклы

Таблица – Сравнение методов регрессии [5] с постоянным коэффициентом и методом машинного зрения [6]

№ снимка	L, см	D, см	Sreg, см ²	Scv, см ²	ΔS, см ²	ε , %
1	10,20644	7,263731	62,27492	12,24451	50,03041	408,5945
2	38,9242	21,801	712,8126	658,52	54,29265	8,244647
3	9,146375	6,625	50,89958	53,10352	-2,20394	4,15027
4	19,93231	15,03469	251,7279	247,8495	3,878438	1,564836
5	20,79014	12,45686	217,5431	223,2959	-5,75285	2,57634
6	9,297	7,5	58,5711	119,7004	-61,1293	51,0686
7	17,85714	9,428571	141,4286	119,3724	22,05612	18,47673

В таблице 1 приведены значения длины L, ширины, площади Sreg, измеренные по методу [4], площади Scv, вычисленные при помощи алгоритма [6], а так же разница между значениями площадей, полученные этими двумя методами, и относительная ошибка измерения площади по методу [4]. Как видно, хорошее согласие между методами наблюдается лишь при условии, что форма измеряемых листьев на снимках близка к листьям свеклы сорта «Эккендорфская желтая». Среднее расхождение значений площади листа свеклы сорта «Эккендорфская желтая» для двух методов составила не более 4 %.

Таким образом, 1 метод [4] ограниченно применим только к определенным сортам, для которых известны коэффициенты K , но при этом требует минимального набора инструментов, полностью энергонезависим, тогда как 2 метод [6] более универсален и применим к любому сорту свеклы и в целом любому растению, но для него необходимо вычислительное устройство (смартфон, планшет, персональный компьютер) с камерой и установка программного приложения.

Выводы. В результате исследования выявили границы применимости методов регрессии с постоянными коэффициентами, вычисленными для определенных сортов свеклы; сравнили ошибку при измерении методом регрессии с методом машинного зрения; наилучшее согласие с отклонением не более 4 % показало измерение листьев по форме, близких к сорту «Эккендорфская желтая». Таким образом, показали, что метод, основанный на алгоритмах машинного зрения, более универсален и подходит для экспресс-измерения площади листа любого сорта свеклы.

Литература

1. Белов, Е. Л. Исследование влияния монохромного освещения на рост и развитие редиса / Е. Л. Белов, В. В. Белов, С. В. Ларкин // Вестник Чувашского государственного аграрного университета. – 2023. – № 1(24). – С. 95-101.
2. Близнов, В. А. Регулирование продуктивности у сахарной свеклы агрохимическими методами / В. А. Близнов, С. М. Надежкин // Вести Российской академии сельскохозяйственных наук. – 2008. – № 6. – С. 30-31.
3. Даскин, В. Ю. Эффективность листовых подкормок сахарной свеклы интермагами на разных фонах удобренности и применения гербицидов: диссертация кандидата сельскохозяйственных наук: 06.01.04: защищена / Даскин Василий Юрьевич. – Барнаул, 2014. – 145 с.
4. Елисеев, И. П. Применение рога-копытной крошки и цеолитсодержащего трепела в пропашном звене полевого севооборота в условиях Чувашской Республики : диссертация кандидата сельскохозяйственных наук: 06.01.01: защищена 26.10.2018 : утв.26.03.2019 / Елисеев Иван Петрович. – Чебоксары, 2018. – 208 с.
5. К выбору модели машинного обучения для детектирования форменных элементов крови сельскохозяйственных животных / А. И. Димитриева, А. П. Попов, А. В. Коваленко [и др.] // Вестник Чувашского государственного аграрного университета. – 2023. – № 1(24). – С. 55-62.
6. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ 2022684021, 09.12.2022. Программа для определения площади листовой поверхности кормовой свеклы : заявка № 2022683072 от 21.11.2022 / И. П. Елисеев, Л. В. Елисеева, А. В. Степанов.
7. Gao Y. et al. Comparative Analysis of Modeling Algorithms for Forest Aboveground Biomass Estimation in a Subtropical Region // Remote Sensing. MDPI AG, 2018. Vol. 10, № 4. P. 627.
8. Deep learning. / Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.: MIT Press, 2016. - 800 p.
9. Liu, J., Wang, X. Plant diseases and pests detection based on deep learning: a review. Plant Methods 17, 22 (2021).
10. Paszke A., Gross S., Massa F., Lerer A., Bradbury J., Chantala S. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library // Advances in Neural Information Processing Systems. - 2019. - Vol. 32. – P. 8024–8035.

Сведения об авторах

1. **Степанов Антон Викторович**, кандидат физико-математических наук, доцент, доцент кафедры математики, физики и информационных технологий, Чувашский государственный аграрный университет; 428003, г. Чебоксары, ул. К. Маркса, 29, Чувашская Республика, Россия; e-mail: fog.anton_step@mail.ru;
2. **Елисеев Иван Петрович**, кандидат сельскохозяйственных наук, доцент кафедры земледелия, растениеводства, селекции и семеноводства, Чувашский государственный аграрный университет; 428003, г. Чебоксары, ул. К. Маркса, 29, Чувашская Республика, Россия; e-mail: ipelis@rambler.ru;
3. **Белова Надежда Николаевна**, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры математики, физики и информационных технологий, Чувашский государственный аграрный университет; 428003, г. Чебоксары, ул. К. Маркса, 29, Чувашская Республика, Россия; e-mail: bnn.belova@yandex.ru;
4. **Андреев Владимир Александрович**, старший преподаватель кафедры математики, физики и информационных технологий Чувашский государственный аграрный университет; 428003, г. Чебоксары, ул. К. Маркса, 29, Чувашская Республика, Россия; e-mail: aiwoland7@rambler.ru;
5. **Васильева Ольга Геннадьевна**, кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры математики, физики и информационных технологий, Чувашский государственный аграрный университет; 428003, г. Чебоксары, ул. К. Маркса, 29, Чувашская Республика, Россия; e-mail: olech.vasiljeva@yandex.ru.

TO DETERMINATION OF THE LEAF SURFACE AREA OF BEET: COMPARISON OF THE METHOD OF A MACHINE VISION AND A REGRESSION MODEL WITH A GIVEN REGRESSION COEFFICIENT

A. V. Stepanov, I. P. Eliseev, A. V. Andreev, N. N. Belova, O. V. Vasilieva,
Chuvash State Agrarian University
428003, Cheboksary, Russian Federation

Abstract. The study described in the article is of practical importance for the agricultural industry, since the leaf area is an important indicator for assessing the growth and development of plants, as well as for determining the required volumes of fertilizers and organic plant protection products. The introduction of machine learning algorithms in agronomy and the practice of agricultural work allows to solve the shortage of specialists in the industry, increases the level of automation of agricultural facilities. So, in the industry, it is possible to replace time-consuming methods of manual measurements. The paper compares methods for determining the leaf surface area of beets. A method based on a regression model with a given constant regression coefficient and a method based on machine vision are compared. The machine vision method is implemented in Python 3 using the OpenCV 4.6 and numpy libraries. The paper compares the performance of both methods on a set of images of beet leaves. Area calculations using the machine vision method used a computer system with an Intel Core i7 CPU, no graphics accelerator was used, the calculation speed for one image was on average about 1 s. For data collection, digital images of beet leaves obtained with a high-resolution digital camera were used. These images were then processed using computer vision techniques. As a result of the experiments, it was found that the machine vision method provides a higher accuracy in determining the area of the beet leaf surface than the regression model with a given regression coefficient. Moreover, the machine vision method has a wider range of applications, since it can be used to determine the leaf area of other plants, as well as for other tasks in the field of computer vision. Thus, the results of the study can be useful for the development of new methods for determining the leaf area in the agricultural industry, as well as for the wider application of machine vision methods in other areas.

Key words: regression analysis, machine vision, leaf surface, beetroot, plant growth control, determination of potential yield.

References

1. Belov, E. L. Issledovanie vliyaniya monokhromnogo osveshheniya na rost i razvitie redisa / E. L. Belov, V. V. Belov, S. V. Larkin // Vestnik Chuvashskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2023. – # 1(24). – S. 95-101.
2. Bliznov, V. A. Regulirovanie produktivnosti u sakharnoj svekly` agrokhimicheskimi metodami / V. A. Bliznov, S. M. Nadezhkin // Vesti Rossijskoj akademii sel`skokhozyajstvenny`kh nauk. – 2008. – # 6. – S. 30-31.
3. Daskin, V. Yu. E`ffektivnost` listovy`kh podkormok sakharnoj svekly` intermagami na razny`kh fonakh udobrennosti i primeneniya gerbicidov: dissertacziya kandidata sel`skokhozyajstvenny`kh nauk: 06.01.04: zashhishhena / Daskin Vasilij Yur`evich. – Barnaul, 2014. – 145 s.
4. Eliseev, I. P. Primenenie rogo-kopy`tnoj kroszki i czeolitsoderzhashhego trepela v propashnom zvene polevogo sevooborota v usloviyakh Chuvashskoj Respubliki : dissertacziya kandidata sel`skokhozyajstvenny`kh nauk: 06.01.01: zashhishhena 26.10.2018 : utv.26.03.2019 / Eliseev Ivan Petrovich. – Cheboksary`, 2018. – 208 s.
5. K vy`boru modeli mashinnogo obucheniya dlya detektirovaniya formenny`kh e`lementov krovi sel`skokhozyajstvenny`kh zhivotny`kh / A. I. Dimitrieva, A. P. Popov, A. V. Kovalenko [i dr.] // Vestnik Chuvashskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2023. – # 1(24). – S. 55-62.
6. Svidetel`stvo o registraczii programmy` dlya E`VM 2022684021, 09.12.2022. Programma dlya opredeleniya ploshhadi listovoj poverkhnosti kormovoj svekly` : zayavka # 2022683072 ot 21.11.2022 / I. P. Eliseev, L. V. Eliseeva, A. V. Stepanov.
7. Gao Y. et al. Comparative Analysis of Modeling Algorithms for Forest Aboveground Biomass Estimation in a Subtropical Region // Remote Sensing. MDPI AG, 2018. Vol. 10, # 4. P. 627.
8. Deep learning. / Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.: MIT Press, 2016. - 800 p.
9. Liu, J., Wang, X. Plant diseases and pests detection based on deep learning: a review. Plant Methods 17, 22 (2021).
10. Paszke A., Gross S., Massa F., Lerer A., Bradbury J., Chanan G., Chintala S. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library // Advances in Neural Information Processing Systems. - 2019. - Vol. 32. - P. 8024–8035.

Information about authors

1. **Stepanov Anton Viktorovich**, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Mathematics, Physics and Information Technologies, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia; e-mail: for.anton_step@mail.ru;

2. **Eliseev Ivan Petrovich**, Candidate of Agricultural Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Agriculture, Crop Production, Breeding and Seed Production, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia; e-mail: ipelis@rambler.ru;

3. **Andreev Vladimir Alexandrovich**, Senior Lecturer of the Department of Mathematics, Physics and Information Technology, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia; e-mail: aiwoland7@rambler.ru;

4. **Belova Nadezhda Nikolaevna**, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Mathematics, Physics and Information Technology, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia; e-mail: bnn.belova@yandex.ru;

5. **Vasilyeva Olga Gennadievna**, Candidate of Economical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Mathematics, Physics and Information Technology, Chuvash State Agrarian University, 428003, Cheboksary, st. K. Marx, 29, Chuvash Republic, Russia; e-mail: olech.vasiljeva@yandex.ru.