

УСЛОВИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ РОБОТИЗИРОВАННОГО СБОРА УРОЖАЯ ПЛОДОВЫХ КУЛЬТУР*Кузнецова Анна Анатольевна (AnAKuznetsova@fa.ru)**Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации*

Целью работы является определение наиболее важных показателей эффективности роботов для сбора плодов, на основании которых садоводы могли бы принимать обоснованные решения о целесообразности использования таких роботов. Проводится анализ отличий роботов для сбора плодов от роботов, которые успешно применяются в других отраслях, а также анализ показателей, используемых для оценки эффективности роботов для сбора плодов разработчиками прототипов таких роботов. Выделены показатели качества, наиболее важные для принятия решений о внедрении роботов для сбора плодов. Выявлено, что благодаря развитию применения сверточных нейронных сетей в системах машинного зрения существенно увеличилась скорость обнаружения плодов, что свидетельствует о неизбежности внедрения роботизированной технологии сбора урожая в садоводстве. Однако для этого разработчикам роботов для сбора плодов необходимо оценивать долю необнаруженных плодов, долю объектов, ошибочно принятых за плоды, среднее время обнаружения плода, среднее время снятия плода, долю успешно собранных плодов среди обнаруженных, долю поврежденных плодов, долю потерянных плодов и долю несобранных плодов.

Ключевые слова: точное земледелие, робот для сбора урожая, машинное зрение, метрики качества.

Введение

Садоводство является одной из наименее автоматизированных на сегодняшний день отраслей сельского хозяйства. В частности, сбор урожая большинства плодовых культур производится вручную с привлечением сезонных рабочих, занятых тяжелым физическим трудом. Качество сбора урожая сезонными рабочими невысокое. До 50% фруктов остаются несобранными.

Использование роботов для сбора плодов позволит увеличить и площади садов, и эффективность садоводческих хозяйств за счет повышения производительности труда при сборе урожая и сокращения недобора.

Роботов для сбора фруктов строят с 1970-х гг., при этом производительность роботов за последние тридцать лет не увеличилась. Авторы работы [3] проанализировали 50 прототипов роботов для сбора урожая. Средняя доля обнаруженных фруктов оказалась на уровне 85%, средняя доля собранных фруктов составила 75% от обнаруженных или 63,75% от общего числа фруктов на деревьях. При этом на сбор одного плода роботы тратят в среднем 33 секунды.

По данным отчета компании Alpha Brown [1] 27% из 1300 опрошенных фермеров хотели бы приобрести роботов для сбора урожая. Однако стоимость существующих роботов для сбора урожая плодов на уровне сотен тысяч евро не только не дает таким роботам возможности окупиться в практической работе, но и не позволяет фермерам рассматривать потенциальную покупку этих роботов.

Поэтому, несмотря на большое количество прототипов роботов для сбора урожая и потенциальную готовность фермеров к их

покупке, ни одно садоводческое хозяйство до сих пор их не применяет ввиду слишком высокой стоимости и низкой эффективности.

Одним из факторов, препятствующих внедрению роботизированной технологии сбора плодов, является недостаточное внимание разработчиков прототипов таких роботов к анализу их эффективности.

Целью данной работы является определение наиболее важных показателей эффективности роботов для сбора плодов, на основании которых садоводы могли бы принимать обоснованные решения о целесообразности использования таких роботов.

В работе анализируются отличия роботов для сбора плодов от роботов, которые уже давно успешно применяются в промышленности и других отраслях сельского хозяйства, отличных от садоводства. Затем проводится анализ показателей, используемых для оценки эффективности роботов для сбора плодов разработчиками прототипов таких роботов. Далее на основе этого анализа выделяются показатели качества, наиболее важные для принятия решений о внедрении роботов для сбора плодов.

Принципиальные особенности роботов для сбора плодов

Роботы хорошо внедряются для проведения операций, в которых требуется сокращение рабочей силы или нагрузки, и лучше всего подходят для приложений, требующих повторяемой точности и высокой производительности в однородных условиях [11]. В садоводстве действительно существует потребность в сокращении ручного труда при повторяемой точности операций по сбору

плодов, но при этом однородность условий обеспечить практически невозможно.

Уже достаточно давно роботы применяются в промышленности и некоторых отраслях сельского хозяйства, например, в животноводстве, потому что в этих областях очень многое можно стандартизировать: обеспечить чистоту в помещении и другие условия, близкие к идеальным.

Например, процесс сбора урожая зерновых можно стандартизировать, именно стандартизация позволила перейти от сбора пшеницы с помощью серпа к использованию пилотируемых, а теперь уже и беспилотных, комбайнов.

В садоводстве такие идеальные стандартные условия создать невозможно в связи с очень большим разнообразием условий внешней среды: изменяется освещение, дует ветер, дождь оставляет на плодах и листьях капли, ветви и листья закрывают собой плоды и т.д. При этом робот, для работы которого сначала необходимо пройти по саду и оборвать все листья, перекрывающие яблоки, востребован не будет.

Кроме того, например, все яблоки (в гораздо большей степени, чем томаты, лимоны, киви и другие фрукты) различаются и по форме, и по цвету.

Фрукты очень чувствительны к экологическим и физическим условиям, таким как температура, влажность, содержание

углекислого газа, кислотность, давление, трение, удар. Для производства фруктов требуются аккуратные, точные и зачастую сложные операции по сбору, чтобы обеспечить достаточное качество. Именно поэтому яблоки не собирают комбайнами, как пшеницу: роботы для сбора плодов существенно сложнее, чем комбайны для сбора зерновых.

В отличие от промышленных роботов, которые имеют дело с относительно простыми четко определенными повторяющимися задачами в стабильных воспроизводимых (не меняющихся изо дня в день) условиях, в садоводстве требуются технологии для работы с неструктурированными объектами (плодами) в сложной сильно изменчивой окружающей среде (садах).

С точки зрения коммерциализации это – важная проблема. Робот должен уметь двигаться в изменчивой среде, и существует множество ситуаций, в которых робот может выйти из строя из-за неожиданных событий. Поэтому все существующие прототипы роботов для сбора плодов конструктивно сложны и очень дороги.

Подходы к оценке эффективности роботов для сбора плодов

Для оценки эффективности роботов для сбора плодов долгое время использовалась матрица ошибок классификации пикселей на относящиеся к плоду и к фону (рис. 1).

		Реальность	
		Пиксель принадлежит плоду	Пиксель принадлежит фону
Результат работы системы машинного зрения	Пиксель отнесен к плоду	TP_p	FP_p
	Пиксель отнесен к фону	FN_p	TN_p

Рисунок 1. Матрица ошибок классификации пикселей роботами для сбора урожая (адаптировано автором на основе [7])

Используются следующие обозначения:

- TP_p (True Positive) – количество пикселей на изображении, правильно распознанных как относящиеся к плоду;
- TN_p (True Negative) – количество пикселей на изображении, правильно распознанных как относящиеся к фону;
- FP_p (False Positive) – количество ошибок первого рода, т.е. фоновых пикселей, ошибочно отнесенных системой машинного зрения к плоду;
- FN_p (False Negative) – количество ошибок второго рода, т.е. пикселей, на самом деле относящихся к плоду, но системой

машинного зрения ошибочно классифицированных как фоновые.

На основании матрицы ошибок классификации пикселей многими авторами рассчитывались следующие характеристики качества систем машинного зрения:

- $Accuracy_p = \frac{TP_p + TN_p}{TP_p + FP_p + TN_p + FN_p}$ – доля пикселей на изображении, правильно распознанных системой машинного зрения (т.е. верно отнесенных к плоду или к фону);
- $Precision_p = \frac{TP_p}{TP_p + FP_p}$ – доля пикселей, действительно относящихся к плоду, среди

всех пикселей, отнесенных системой машинного зрения к плоду;

$$Recall_p = \frac{TP_p}{TP_p + FN_p}$$

- $Recall_p$ – доля пикселей, верно отнесенных системой машинного зрения к плоду, среди всех пикселей, действительно относящихся к плоду;

$$F1_p = \frac{2 \cdot Precision_p \cdot Recall_p}{Precision_p + Recall_p}$$

- $F1_p$ – среднее гармоническое точности и полноты.

В таблицах 1 и 2 представлена сводка по показателям качества, вычисляемых разработчиками известных роботов для сбора плодов (N – число изображений в тестовом наборе данных, t – среднее время обнаружения плода в сек.).

Таблица 1

Метрики качества обнаружения фруктов прототипами роботов для сбора урожая, до сверточных нейронных сетей (составлено автором)

Источник	Фрукт	N	$Accuracy_p$	$Recall_p$	$Precision_F$	$Recall_F$	t
Sites, Delwiche, 1988 [26]	Яблоко, персик		0,90				
Plebe, Grasso, 2001 [23]	Апельсин	673			0,15	0,87	7,1
Zhao, Tow, Katupitiya, 2005 [35]	Яблоко	20				0,90	
Mao, Ji, Zhan, Zhang, Hu, 2009 [19]	Яблоко		0,90				
Hannan, Burks, Bulanon, 2009 [10]	Апельсин	82				0,90	
Bulanon, Burks, Alchanatis, 2009 [5]	Цитрусовые			0,74			
Seng, Mirisae, 2009 [25]	Различные фрукты	14	0,90				
Bulanon, Kataoka, 2010 [6]	Цитрусовые	22				0,89	7,1
Wachs, Stern, Burks, Alchanatis, 2010 [29]	Яблоко	180		0,74			
Kurtulmus, Lee, Vardar, 2011 [15]	Цитрусовые	64				0,75	
Arefi, Motlagh, Mollazade, Teimourlou, 2011 [2]	Помидор	110	0,96				
Patel, Jain, Joshi, 2011 [21]	Яблоко			0,90			
Linker, Cohen, Naor, 2012 [16]	Яблоко	9	0,85				
Ji, Zhao, Cheng, Xu, Zhang, Wang, 2012 [12]	Яблоко	22				0,89	
Zhan, He, Shi, 2013 [34]	Киви	215			0,93	0,97	
Wei, Jia, Lan, Li, Zeng, Wang, 2014 [31]	Яблоко	80				0,95	
Lu, Sang, Hu, 2014 [18]	Цитрусовые	20	0,87				
Zhao, Gong, Huang, Liu, 2016 [36]	Помидор	171			0,84	0,97	
Tao, Zhou, 2017 [27]	Яблоко	59			0,95	0,90	

С практической точки зрения такие показатели лишь косвенно определяют качество роботизированной системы сбора урожая, поскольку робот собирает не пиксели, а плоды.

С развитием применения сверточных нейронных сетей для определения качества систем обнаружения плодов стал популярным показатель IoU (Intersection over Union).

На рисунке 2 синяя прямоугольная рамка описана вокруг истинного плода, а красная рамка получена в результате применения алгоритма обнаружения плода системой машинного зрения.

Считается, что система обнаружения плодов работает удовлетворительно, если

$$Intersection\ over\ Union = \frac{\sum_{all\ objects} Area\ of\ Intersection}{\sum_{all\ objects} Area\ of\ Union} > 0,5.$$

Однако на практике данный показатель, так же как и показатели качества, рассчитанные на основе анализа матрицы ошибок классификации пикселей, является лишь косвенным индикатором качества системы сбора плодов.

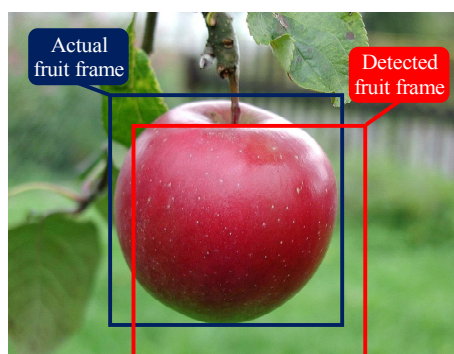
Поэтому в современных работах постепенно начинают использоваться метрики

качества, основанные на анализе матрицы ошибок обнаружения фруктов (рис. 3).

Таблица 2

Метрики качества обнаружения фруктов прототипами роботов для сбора урожая, сверточные нейронные сети (составлено автором)

Источник	Фрукт	N	$Accuracy_P$	IoU	$Precision_F$	$Recall_F$	$F1$	t
Sa, Ge, Dayoub, Urcroft, Perez, McCool, 2016 [24]	Различные фрукты	118			0,81	0,84	0,90	0,40
Liu, Wu, Fu, Majeed, Feng, Li, Cui, 2016 [17]	Киви	2518			0,90	0,91		0,13
Bargoti, Underwood, 2017 [4]	Яблоко, манго, миндаль	488			0,96	0,86	0,90	
Mureşan, Oltean, 2018 [20]	Различные фрукты	15,563	0,96					
Gan, Lee, Alchanatis, Ehsani, Schueller, 2018 [8]	Цитрусовые	50				0,96	0,90	
Williams, Jones, Nejati, Seabright, MacDonald, 2018 [32]	Киви	1456				0,76		
Peebles, Lim, Duke, McGuinness, 2019 [22]	Спаржа	74					0,73	
Yu, Zhang, Yang, Zhang, 2019 [33]	Клубника	100		0,90		0,96	0,95	
Jia, Tian, Luo, Zhang, Zheng, 2020 [13]	Яблоко	120				0,97	0,96	
Gené-Mola, Gregorio, Cheein, Guevara, Llorens, Sanz-Cortiella, Escolà, Rosell-Polo, 2020 [9]	Яблоко	1021					0,87	
Tian, Yang, Wang, Wang, Li, Liang, 2019 [28]	Яблоко	480		0,90			0,81	0,30
Kang, Chen, 2020 [14]	Яблоко	560		0,87	0,87	0,88	0,87	0,70
Wan, Goudos, 2020 [30]	Яблоко, апельсин, манго	490				0,90		0,58



(а) Истинная и предсказанная ограничивающие рамки для плода

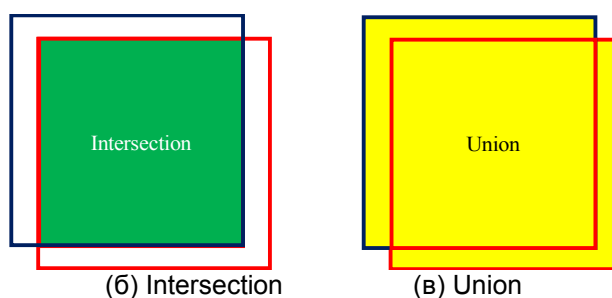


Рисунок 2. Показатель Intersection over Union в задаче обнаружения фруктов (подготовлено автором)

	Реальность	
	Плоды	Фон
Обнаруженные плоды	TP_P	FP_P
Необнаруженные плоды	FN_P	TN_P

Рисунок 3. Матрица ошибок обнаружения плодов роботами для сбора урожая (адаптировано автором на основе [7])

Обозначения в матрице ошибок обнаружения фруктов имеют следующий смысл:

- TP_F (True Positive) – количество плодов на изображении, правильно обнаруженных системой машинного зрения;
- FP_F (False Positive) – количество ошибок первого рода, т. е. фоновых объектов на изображении, ошибочно принятых системой машинного зрения за плоды;
- FN_F (False Negative) – количество ошибок второго рода, т. е. плодов, не обнаруженных системой машинного зрения.

Зная TP_F, FP_F, FN_F , можно рассчитать следующие метрики качества системы обнаружения фруктов:

- точность $Precision_F = \frac{TP_F}{TP_F + FP_F}$ – доля настоящих плодов среди всех объектов, которые система машинного зрения назвала плодами;
- полнота $Recall_F = \frac{TP_F}{TP_F + FN_F}$ – доля плодов, обнаруженных системой машинного зрения;
- показатель $F1_F = \frac{2 \cdot Precision_F \cdot Recall_F}{Precision_F + Recall_F}$ – среднее гармоническое точности и полноты.

Результаты и обсуждение

С практической точки зрения для оценки качества роботов для сборки плодов наиболее важными характеристиками качества систем машинного зрения представляются следующие показатели:

- доля плодов, не обнаруженных роботом, определяющая недобор урожая

$$False\ Negative\ Rate_F = FNR_F = 1 - Recall_F = \frac{FN_F}{TP_F + FN_F}$$

- доля объектов, ошибочно принятых за плоды, которая влияет на среднюю скорость сбора урожая

$$False\ Positive\ Rate_F = FPR_F = 1 - Precision_F = \frac{FP_F}{TP_F + FP_F}$$

Для принятия решений о внедрении роботов для сбора плодов необходимо понимать также, какую часть из обнаруженных плодов робот способен снять. Для этого при разработке роботов необходимо оценивать долю успешно собранных плодов среди обнаруженных.

Кроме того, важными характеристиками робота является среднее время, затрачиваемое на обнаружение плода, среднее время сбора одного плода, доля поврежденных плодов, доля потерянных плодов, а также доля несобранных плодов.

Как видно из таблиц 1 и 2 доля плодов, не обнаруженных роботом, и доля объектов, ошибочно принятых за плоды, оцениваются менее чем половиной из разработчиков роботов. Абсолютное меньшинство разработчиков приводят данные о среднем времени обнаружения плода и почти никто не приводит информацию о среднем времени снятия плода и доле успешно собранных плодов среди обнаруженных, доле поврежденных плодов, доле потерянных плодов, доле несобранных плодов.

Среди всех рассмотренных статей только в работе [32] отмечается, что робот способен обнаруживать 76% плодов киви, при этом манипулятор способен дотянуться до 55% плодов. В полевых испытаниях робот собирал урожай в саду, в котором было 1456 плодов киви. В результате было собрано 50,9% плодов, 24,6% были потеряны в процессе сбора, а 24,5% остались на деревьях. Сбор одного фрукта занимал в среднем около 5 секунд, основное время при этом занимала работа нейронной сети. Тем не менее, по-видимому, на сегодняшний день это один из самых быстрых роботов для сбора урожая.

Кроме того, следует отметить, что абсолютное большинство авторов измеряет эффективность разрабатываемых роботов на абсолютно нерепрезентативных тестовых наборах данных, состоящих подчас всего из пары десятков плодов.

Заключение

Развитие роботов для сбора плодов позволит заменить тяжелый ручной труд в

садоводстве, увеличить площади садов, снизить издержки, сократить недобор урожая.

Проведенный анализ показал, что с развитием применения сверточных нейронных сетей в системах машинного зрения роботов для сбора плодов существенно увеличилась скорость обнаружения плодов, что свидетельствует о том, что роботизированная технология сбора урожая уже в самое ближайшее время начнет внедряться в садоводстве.

Но чтобы садоводы начали задумываться о переходе на роботизированную технологию, во-первых, роботы должны стать значительно дешевле, а во-вторых, садоводы должны получить четкое обоснование эффективности роботов.

Если первая проблема решится сама собой в результате развития технологий, то для решения второй проблемы разработчики должны больше внимания уделять оценке эффективности роботов, анализируя отмеченные в данной статье показатели качества.

Литература

1. Agricultural Robotic Harvesting Solutions / Alpha Brown, 2017. URL: <https://alphabrown.com/product-page/robotic-harvesting-u-s-market-study>
2. Arefi A., Motlagh A.M., Mollazade K., Teimourlou R.F. Recognition and localization of ripen tomato based on machine vision // Australian Journal of Crop Science. 2011. V. 5. № 10. P. 1144–1149.
3. Bac C.W., van Henten E.J., Hemming J., Edan Y. Harvesting robots for high-value crops: State-of-the-art review and challenges ahead // Journal of Field Robotics. 2014. V. 31. P. 888–911. DOI: 10.1002/rob.21525
4. Bargoti S., Underwood J. Deep fruit detection in orchards // Proceedings from ICRA 2017: The 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Singapore, 29 May – 3 June, 2017. P. 1–8. URL: <https://arxiv.org/abs/1610.03677>
5. Bulanon D.M., Burks T.F., Alchanatis V. Image fusion of visible and thermal images for fruit detection // Biosystems Engineering. 2009. V. 103. № 1. P. 12–22.
6. Bulanon D.M., Kataoka T. A fruit detection system and an end effector for robotic harvesting of Fuji apples // Agricultural Engineering International: CIGR Journal. 2010. V. 12. № 1. P. 203–210. URL: <https://cigrjournal.org/index.php/Ejournal/article/view/1285/1319>
7. Fawcett T. An introduction to ROC analysis // Pattern Recognition Letters. V. 27. № 8. P. 861–874. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010
8. Gan H., Lee W.S., Alchanatis V., Ehsani R., Schueller J.K. Immature green citrus fruit detection using color and thermal images // Computers and Electronics in Agriculture. 2018. V. 152. P. 117–125. DOI: 10.1016/j.compag.2018.07.011
9. Gené-Mola J., Gregorio E., Cheein F.A., Guevara J., Llorens J., Sanz-Cortiella R., Escolà A., Rosell-Polo J.R. Fruit detection, yield prediction and canopy geometric characterization using LiDAR with forced air flow // Computers and Electronics in Agriculture. 2020. V. 168. P. 105–121. DOI: 10.1016/j.compag.2019.105121
10. Hannan M.W., Burks T.F., Bulanon D.M. A machine vision algorithm combining adaptive segmentation and shape analysis for orange fruit detection. Agricultural Engineering International: CIGR Journal. 2009. V. 11. № 12. P. 1–17.
11. Holland S.W., Nof S.Y. Emerging trends and industry needs // Handbook of Industrial Robotics. New York: Wiley, 2007, P. 31–40.
12. Ji W., Zhao D., Cheng F.Y., Xu B., Zhang Y., Wang J. Automatic recognition vision system guided for apple harvesting robot // Computers and Electrical Engineering. 2012. V. 38. № 5. P. 1186–1195. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2011.11.005
13. Jia W., Tian Y., Luo R., Zhang Zh., Zheng Y. Detection and segmentation of overlapped fruits based on optimized mask R-CNN application in apple harvesting robot // Computers and Electronics in Agriculture. 2020. V. 172. Article 105380. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105380
14. Kang H., Chen C. Fruit detection, segmentation and 3D visualization of environments in apple orchards // Computers and Electronics in Agriculture. 2020. V. 171. Article 105302. DOI: 10.1016/j.compag.2020.105302
15. Kurtulmus F., Lee W.S., Vardar A. Green citrus detection using 'eigenfruit', color and circular Gabor texture features under natural outdoor conditions // Computers and Electronics in Agriculture. 2011. V. 78. № 2. P. 140–149.
16. Linker R., Cohen O., Naor A. Determination of the number of green apples in RGB images recorded in orchards // Computers and Electronics in Agriculture. 2012. V. 81. № 1. P. 45–57. DOI: 10.1016/j.compag.2011.11.007
17. Liu Z., Wu J., Fu L., Majeed Y., Feng Y., Li R., Cui Y. Improved kiwifruit detection using pre-trained VGG16 with RGB and NIR information fusion // IEEE Access. 2020. V. 8. P. 2327–2336. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2962513
18. Lu J., Sang N., Hu Y. Detecting citrus fruits with highlight on tree based on fusion of multi-map // Optik. 2014. V. 125. № 8. P. 1903–1907.
19. Mao W.H., Ji B.P., Zhan J.C., Zhang X.C., Hu X.A. Apple location method for the apple harvesting robot // Proceedings from CIPE

- 2009: The 2nd International Congress on Image and Signal Processing. Tianjin, China, 7–19 October, 2009. P. 17–19. DOI: 10.1109/CISP.2009.5305224
20. Mureşan H., Oltean M. Fruit recognition from images using deep learning // *Acta Universitatis Sapientiae. Informatica*. 2018. V. 10. № 1. P. 26–42. DOI: 10.2478/ausi-2018-0002
21. Patel H.N., Jain R.K., Joshi M.V. Fruit detection using improved multiple features based algorithm // *International Journal of Computer Applications*. 2011. V. 13. № 2. P. 1–5.
22. Peebles M., Lim S.H., Duke M., McGuinness B. Investigation of optimal network architecture for asparagus spear detection in robotic harvesting // *IFAC PapersOnLine*. 2019. V. 52. № 30. P. 283–287. DOI: 10.1016/j.ifacol.2019.12.535
23. Plebe A., Grasso G. Localization of spherical fruits for robotic harvesting // *Machine Vision and Applications*. 2001. V. 13. № 2. P. 70–79. DOI: 10.1007/PL00013271
24. Sa I., Ge Z., Dayoub F., Upcroft B., Perez T., McCool C. DeepFruits: A fruit detection system using deep neural networks // *Sensors*. 2016. V. 16. № 8. P. 1222–1244. DOI: 10.3390/s16081222
25. Seng W.C., Mirisae S.H. A new method for fruits recognition system // *Proceedings from ICEEI 2009: The 2009 International Conference on Electrical Engineering and Informatics*. Selangor, Malaysia, 5–7 August, 2009. V. 1. P. 130–134. DOI: 10.1109/ICEEI.2009.5254804
26. Sites P.W., Delwiche M.J. Computer vision to locate fruit on a tree // *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*. 1988. V. 31. № 1. P. 257–263.
27. Tao Y., Zhou J. Automatic apple recognition based on the fusion of color and 3D feature for robotic fruit picking // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2017. V. 142. № A. P. 388–396. DOI: 10.1016/j.compag.2017.09.019
28. Tian Y., Yang G., Wang Zh., Li E., Liang Z. Detection of apple lesions in orchards based on deep learning methods of CycleGAN and YOLO-V3-Dense // *Journal of Sensors, Special Issue, Sensors in Precision Agriculture for the Monitoring of Plant Development and Improvement of Food Production*. 2019. V. 2019. P. 1–14. DOI: 10.1155/2019/7630926
29. Wachs J.P., Stern H.I., Burks T., Alchanatis V. Low and high-level visual feature-based apple detection from multi-modal images // *Precision Agriculture*. 2010. V. 11. P. 717–735. DOI: 10.1007/s11119-010-9198-x
30. Wan Sh., Goudos S. Faster R-CNN for multi-class fruit detection using a robotic vision system // *Computer Networks*. 2020. V. 168. Article 107036. DOI: 10.1016/j.comnet.2019.107036
31. Wei X., Jia K., Lan J., Li Y., Zeng Y., Wang C. Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot // *Optik*. 2014. V. 125. № 12. P. 5684–5689. DOI: 10.1016/j.ijleo.2014.07.001
32. Williams H.A.M., Jones M.H., Nejati M., Seabright M.J., MacDonald B.A. Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms // *Biosystems Engineering*. 2019. V. 181. P. 140–156. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2019.03.007
33. Yu Y., Zhang K., Yang L., Zhang D. Fruit detection for strawberry harvesting robot in non-structural environment based on Mask-RCNN // *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019. V. 163. Article 104846. DOI: 10.1016/j.compag.2019.06.001
34. Zhan W.T., He D.J., Shi S.L. Recognition of kiwifruit in field based on Adaboost algorithm // *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*. 2013. V. 29. № 23. P. 140–146.
35. Zhao J., Tow J., Katupitiya J. On-tree fruit recognition using texture properties and color data // *Proceedings from ICIRS 2005: IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Edmonton, Canada, 2–6 August, 2005. P. 263–268. DOI: <https://doi.org/10.1109/IROS.2005.1545592>
36. Zhao Y.S., Gong L., Huang Y.X., Liu C.L. Detecting tomatoes in greenhouse scenes by combining AdaBoost classifier and colour analysis // *Biosystems Engineering*. 2016. V. 148. № 8. P. 127–137. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2016.05.001