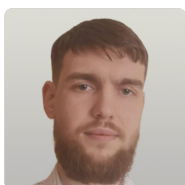


ПРАКТИКА РЕАЛИЗАЦИИ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СЕЛЬСКОМ ХОЗЯЙСТВЕ И АГРОПРОМЫШЛЕННОМ КОМПЛЕКСЕ

© Алферьев Д.А.



Дмитрий Александрович Алферьев

Вологодский научный центр Российской академии наук

Российская Федерация, 160014, г. Вологда, ул. Горького, д. 56а

E-mail: alferev_1991@mail.ru

ORCID: [0000-0003-3511-7228](https://orcid.org/0000-0003-3511-7228); ResearcherID: [I-8333-2016](https://publons.com/urn/urn:li:memberid/I-8333-2016)

Развитие вычислительных мощностей компьютерной техники позволило использовать новые средства для обработки и анализа данных из сферы нейроинтеллекта. Искусственные нейронные сети являются современным инструментом при решении различного рода задач, таких как идентификация, прогнозирование и оптимизация. Хотя это средство и зарекомендовало себя как универсальное средство для решения различного рода проблем, широкого применения в некоторых областях знаний оно еще не получило. Так, к примеру, в настоящий момент могут быть успешно использованы топологии сверточных нейронных сетей в сфере сельского хозяйства и агропромышленного комплекса. В указанном направлении имеется большой объем информации, представленный графическими изображениями – основным источником данных при использовании методов машинного компьютерного зрения. В связи с этим целью статьи является обзор современных достижений компьютерного зрения в сельскохозяйственной отрасли и агропромышленном комплексе, базирующихся на архитектуре сверточных нейронных сетей, что, в свою очередь, позволит специалистам первого уровня сельскохозяйственных направлений, таким как зоотехники, агрономы и технологи, использовать и реализовывать данный инструмент в своих прикладных проектах. Автором разобраны основы теории компьютерного зрения, характеризующие его специфику и особенности; продемонстрирована технология свертки как базообразующая часть сверточных искусственных нейронных сетей; продемонстрированы примеры из практики реализации данного инструмента в сфере сельского хозяйства. В заключение выделены особенности реализованных в настоящий момент сельскохозяйственных проектов машинного компьютерного зрения, его перспективы при дальнейшем развитии в указанной нише и цифровизации человеческой жизнедеятельности.

Компьютерное зрение, машинное обучение, искусственные нейронные сети, свертка, мониторинг.

Технологии Искусственного Интеллекта стали неотъемлемой частью жизни современного общества. Автоматизация различного рода унифицированной, а где-то уже и творческой деятельности стала одним из главных трендов современного мира [1–3]. Использование новоявленного инструмента не обошло стороной и сектор сельского хозяйства и агропромышленный комплекс [4–7]. Посадка и сбор урожая все больше и больше осуществляются за счет сельскохозяйственной роботизированной техники; мониторинг скота и растительных культур базируется на видеонаблюдении, при котором отснятая информация тут же направляется в информационно-аналитические центры, где производятся вычислительные процедуры и на основании полученных данных выдаются прогноз и рекомендации по устранению выявленных потенциальных проблем; оценка земель и ландшафтов производится за счет фотосъемки, при которой полученные изображения обрабатываются современными алгоритмами идентификации и распознавания образов. Даже с помощью этих немногочисленных примеров можно увидеть, что крупная часть современных данных представлена графическими изображениями. Это обуславливает прямое использование инструментов машинного компьютерного зрения.

В связи с этим автор публикации ставит цель провести обзор достижений компьютерного зрения в сельскохозяйственной отрасли и наиболее распространенной в ней в настоящий момент топологии сверточных нейронных сетей. Это позволит специалистам сельскохозяйственного направления первого уровня: агрономам, зоотехникам, технологам – ознакомиться с современными достижениями в области Искусственного Интеллекта, что в свою очередь даст им возможность сформировать направления своих дальнейших пер-

спективных исследований и разработок. В соответствии с этим расскажем о:

- общих особенностях цифрового анализа графических изображений;
- теории сверточных искусственных нейронных сетей (ИНС);
- имеющейся практике реализации сверточных ИНС в сельском хозяйстве.

1. Теория реализации компьютерного зрения

Цифровой анализ изображений широко используется в настоящее время во многих областях человеческой жизнедеятельности. Он сопряжен с созданием робототехники; управлением движущимися аппаратами; мониторингом местности, представленным графическими снимками со спутников; контролем над технологическим процессом на предприятиях промышленности; в медицине; документообороте и др. [8; 9]. Подобный интерес обусловлен серьезным развитием современной электроники и вычислительной техники, которая по некоторым из характеристик стала приближаться к техническим характеристикам человека. Достижения в биомеханике очень близко подошли к тому, чтобы точно имитировать моторную деятельность человеческого мозга.

Тем не менее в «понимании изображений» присутствует некая естественная сложность, отличающая данную проблему от каких-либо других. У графического объекта зачастую отсутствует какая-либо причинная или динамическая описывающая его модель, т. е. семантическое содержание подобного объекта не описывается какими-либо физическими законами или математическими уравнениями. Наполнение изображения в информационном плане находит свое отражение в разнообразии яркостно-геометрических фигур.

Идентификация на графическом поле конкретного типа объектов – крупная

тема различного рода научно-исследовательских проектов, где ставятся конкретные проблемы по рассматриваемой тематике [9]. Следовательно, если необходимо решить какую-либо задачу в какой-либо конкретной области знаний, например в сельском хозяйстве или агропромышленном комплексе, то она будет иметь свои уникальные черты и ее решение, скорее всего, будет в чем-то неповторимым и особенным.

Компьютерное зрение является одним из основных направлений современного машинного обучения. В его задачи входит прикладное использование фото и видеозаписей для анализа и понимания сути происходящих на исследуемых объектах процессов и явлений [10, с. 11].

Я.Э. Солем дает определение компьютерному зрению [11, с. 14], подразумевая под ним автоматическое извлечение информации из графических объектов, т. е. необходимые задачи по отношению к рисунку или видео должны выполняться без прямого вмешательства человека.

Более детально решаются следующие задачи:

- определение расстояния от инструмента наблюдения до интересующего нас объекта;
- определение траектории движения и предсказание перемещения;
- определение точного значения какой-либо количественной метрики: реального размера объекта; количества наблюдаемых единиц и другие возможные числовые характеристики;
- идентификация или поиск конкретно заданного объекта;
- самоориентация и самопозиционирование (особенно актуально при разработке и создании робототехники);
- реконструкция или восстановление полной графической картины по имеющейся в распоряжении какой-либо ее части.

В последние годы основная концепция обработки и анализа изображений опирается на труды Д. Марра [12]. В соответствии с разработанной им парадигмой (ее основы опираются на знания о механизмах зрительного восприятия человека) обработка изображения может быть разложена на несколько последовательных уровней (*рис. 1*).

Обработка нижнего уровня довольно успешно освоена и эффективно реализуется уже в настоящее время; алгоритмы среднего уровня являлись основной деятельностью ученых и исследователей в сфере компьютерного зрения на начало 2004 года, алгоритмы высокого уровня – проблема специалистов современности. Основные задачи, которые они пытаются решить в настоящий момент, связаны с определением изменчивости у наблюдаемых объектов.

В заключение данного пункта можно подвести следующий итог: компьютерное зрение является одним из основополагающих направлений ИИ в настоящий момент, что обусловлено большим объемом данных, представленных графическими изображениями, и довольно сложной задачей, которая сопряжена с отсутствием явных математических моделей сущности исследуемого рисунка, что в свою очередь указывает на необходимость проработки конкретных проблем по отдельно взятым направлениям, например в сельскохозяйственной отрасли или агропромышленном комплексе.

2. Теория реализации сверточных нейронных сетей

Наиболее распространенной задачей при работе с графикой является распознавание на изображениях каких-либо объектов. Оно может осуществляться в развлекательных целях или иметь прикладную направленность: в робототехнике – распознавание объектов, с которыми машина



Рис. 1. Обработка изображений при использовании инструментов компьютерного зрения

Составлено по: Желтов С.Ю., Визильтер Ю.В. Машинное зрение как прикладная техническая дисциплина // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2004. № 3 (3).

запрограммирована взаимодействовать; в автопилотах – для распознавания пешеходов, дорожных знаков и разметки; в системах безопасности – на пунктах осмотра с целью обнаружения спрятанного оружия.

Серьезный прогресс в этом направлении обозначен развитием искусственных нейронных сетей, а именно работами ЛеКуна Я. [13; 14]. Он стал применять сверточные нейронные сети, впоследствии успешно зарекомендовавшие себя при обработке изображений.

До него в области нейроинтеллекта использовалась другая архитектура искусственных нейронных сетей, названная полносвязной многослойной нейронной сетью. Но при распознавании графических объектов в ней обозначились некоторые недостатки [15]:

- большое количество обучаемых весов, причем даже при обработке изображений маленького размера;
- изображения, подающиеся в алгоритм обучения, представлены одномерным вектором, из-за чего теряется топо-

логия, являющаяся важным моментом при анализе графики, т. е. мы должны понимать позицию исследуемых объектов по отношению друг к другу как в горизонтальной, так и в вертикальной плоскости.

Эти проблемы успешно решила сверточная нейронная сеть (convolutional neural networks). Основная операция, которая выполняется в этом типе искусственных нейронных сетей, называется сверткой. В формализованном виде ее представление может быть выражено взаимодействием двух числовых последовательностей [16, с. 31]: $x(n); h(n)$ (1).

$$y(n) = x(n) \circledast h(n), \quad (1)$$

- где:
- \circledast – процедура свертки;
 - $y(n)$ – выход системы в виде числового значения;
 - $h(n)$ – функция преобразования полученного импульса (сигнала);
 - $x(n)$ – значение импульса (сигнала) на входе.

По сути область изображения, представленная матрицей значений (x – «Входные сигналы»), характеризующих интенсивность пикселей, приводится к одному числу ($y(n)$ – «Сверточный слой»). Это осуществляется посредством так называемого «ядра свертки» (h) (рис. 2).

Рассмотренная выше технология стала активно появляться в проектах сельскохозяйственного и агропромышленного сектора. Повсеместное использование сверточных искусственных нейронных сетей позволяет решать ряд прикладных практических проблем, которые до этого решались ручными методами и оттого были малоэффективными и затратными. В настоящий момент из практики реализации можно выделить проекты, связанные с точным земледелием; мониторинг посевных площадей и других природных ландшафтов; диагностику заболеваний как у растений, так и животных; контроль ведения различного рода деятельности людей.

3. Практическое применение сверточных нейронных сетей в сельском хозяйстве

Из возможных к реализации проектов стоит отметить ИНС, разрабатываемую коллективом ученых из Института проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН [17]. По задумке авторов она должна диагностировать здоровье растений по

фотографии. Данный проект поддержал Россельхозбанк, включив его в собственную «цифровую экосистему». Согласно интервью Е. Батуровой (директор Центра развития финансовых технологий Россельхозбанка), первоначально проект был направлен на диагностику заболеваний у яблонь, но впоследствии в случае успеха может быть легко отмасштабирован на другие виды деревьев и растений. И здесь с ней следует согласиться. Для выявления новой патологии у исследуемого объекта или определения заболеваний у других видов растений необходимо по аналогичному алгоритму прогнать новый набор размеченных данных.

Еще одним вариантом реализации системы компьютерного зрения является информационная система iFarm [18], созданная Норвежской компанией German Group, занимающейся проектами аквакультуры. Разработка сканирует особь лосося и позволяет легко идентифицировать ее среди другой рыбы в косяке, а также отслеживает состояние здоровья и своевременно выявляет больных особей, для того чтобы изолировать их от остальных и предотвратить распространение инфекции. У данной технологии есть и более конкретное применение, направленное на решение глобальной проблемы – эпидемии морских вшей. Согласно данным информационно-аналитического агентства TADVISER,

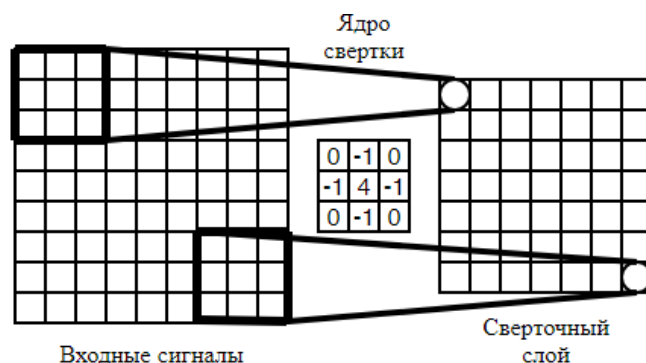


Рис. 2. Вариант локального восприятия процедуры свертки

Составлено по: Сазыкин А. Сверточные нейронные сети // Глубокие нейронные сети на Python. 2016.
 URL: <https://www.youtube.com/watch?v=52U4BG0ENiM&list=PLtPJ9IKvJ4oi5ATzKmmmp6FznCHmnhVoey&index=2&t=0s>

ущерб рыбоводческой отрасли от нее составляет порядка 1 млрд долл. ежегодно (расчеты датированы 2018 годом). В соответствии с оценкой, проведенной самой iFarm, изобретение позволит сократить смертность рыбы на 50–75%.

Производство продуктов питания требует от человека выполнения жестких санитарных норм. За выполнением правил можно наблюдать при помощи технологий компьютерного зрения, есть успешные примеры использования подобного на практике. Так, на производстве пищевых продуктов группой компаний «Дамате» используются камеры видеонаблюдения [19], информация с которых подается в информационно-аналитический центр, где в свою очередь осуществляются регулирование пропускного режима в производственных цехах и допуск к работе сотрудников, четко выполняющих санитарно-эпидемиологические требования, установленные компанией. Та же самая система распознает лица сотрудников, выполняя контрольно-пропускную функцию на входе-выходе с предприятия, и может давать оценку работы по каким-либо конкретным или интегральным показателям, характеризующим трудовую деятельность.

Как указывает Д. Табачников, директор по развитию бизнеса компании «Connectome.ai», которая оптимизирует деятельность на предприятиях группы «Дамате», современные технологии слежения и контроля в первую очередь определяются достижениями в компьютерном зрении и машинном обучении с использованием искусственных нейронных сетей. Также особенность подобного рода систем состоит в том, что они могут дообучаться и распознавать и идентифицировать новые объекты.

Еще одним направлением в сельском хозяйстве, где нашло свое применение использование сверточных нейронных сетей, является мониторинг ландшаф-

тов, изображения которых добыты путем спутниковой съемки или воздушными летающими аппаратными устройствами [20, с. 45; 21]. Он осуществляется для решения таких задач как:

- инвентаризация сельскохозяйственных угодий;
- прогнозирование урожая различных растительных культур;
- контроль за реализуемостью посевных работ.

Группой ученых под руководством Е.В. Бутровой [20] проведен анализ различных архитектур сверточных нейронных сетей, которые были взяты за основу обработки изображений ландшафта сельскохозяйственных угодий: U-net [22], SegNet [23] и LinkNet [24]. Данные искусственные нейронные сети в различной мере по отношению друг другу справились с задачей распознавания сельскохозяйственных угодий на представленных к обучению снимках.

Также можно отметить искусственную нейронную сеть, позволяющую моделировать рост растений в соответствии с регуляризаций их факторов развития. Такой проект осуществлен группой ученых и исследователей из Сколтеха под руководством Д. Шадрин [25] совместно со специалистами из аэрокосмического центра в Германии.

Взятая за основу ИНС является рекуррентной. Подобный тип сетей успешно реализуется при моделировании динамических рядов, а это, в свою очередь, обусловило их применение в рассматриваемой работе, так как рост растений во многом обусловлен фактором времени.

Помимо рекуррентной ИНС также использовались алгоритмы распознавания объектов на изображениях (сверточные нейронные сети). Они делают всю реализованную интеллектуальную систему гибридной, указывая на то, что различные архитектуры и топологии существующих

ИНС могут быть успешно реализованы совместно и, более того, должны развиваться в этом направлении с целью расширять возможности разрабатываемых программ и повышать их эффективность.

Полученные в ходе проводимых экспериментов результаты использовались для оптимизации программы ухода за растениями в условиях заданных ограничений.

Также стоит отметить аппаратную реализацию, базирующуюся на распространенных в настоящий момент компьютерах Rassyberry Pi, которые при незначительной мощности в 1 Вт выдают вычислительную производительность в 150 гигафлопс. Подобные характеристики сопоставимы с суперкомпьютерами середины 90-х гг.

Решение задачи идентификации объектов идеально вписывается в концепцию диагностики различных заболеваний у людей и у животных в соответствии с имеющимися данными, представленными в виде цифровых объектов (таблицы, изображения, звуки). Развитие и активное применение нейросетевых технологий показало в этой сфере более успешные результаты, чем те, которые получены посредством классических алгоритмов обработки и анализа данных [26; 27, с. 126].

Примером успешной реализации ИНС по отмеченному выше направлению является компьютерный программно-аналитический комплекс заболеваний животных, созданный в Витебской академии ветеринарной медицины под руководством М.Н. Борисевича [28]. В его основе лежит многомодульная искусственная нейронная сеть, что указывает на необходимость использовать различные топологии и архитектуры ИНС при построении сложных информационно-аналитических комплексов.

Данная сеть была обучена на 170 размеченных наблюдениях при наличии соответствующих входных данных по каждому из них в количестве 30 признаков. Тестирование полученной модели осуществля-

лось на 27 наблюдениях, не вошедших в обучающую выборку, по окончании ошибка составила 7,41% (2 из 27 новых наблюдений были идентифицированы системой неправильно). Тем не менее при загрузке в систему новых данных ее удалось эффективно дообучить, после чего она стала выдавать 100% успешный результат.

Подводя итог, можно отметить следующее:

- в настоящий момент существуют успешно реализованные проекты компьютерного зрения, базирующиеся на технологиях ИНС, которые показали значительную эффективность по отношению к методам и инструментам, использовавшимся до этого для решения подобных задач. Более того, рассмотренные примеры являются узкопрофильными, но могут быть отмасштабированы и на другие аналогичные объекты исследования посредством расширения апостериорной базы знаний моделируемой информационно-аналитической системы;

- сверточные нейронные сети являются лишь одним из вариантов разработанных учеными топологий ИНС, прежде всего предназначены для обработки графических объектов, но могут быть использованы и с другими архитектурами, что значительно расширяет функционал данного инструмента как такового и открывает перед исследователями возможность реализации задач, косвенно связанных с изображениями (прогнозирование динамики, классификация, оптимизация);

- несмотря на то что рассмотренный инструмент показывает более успешные результаты по отношению к методам, использовавшимся до этого, широкого применения в сельскохозяйственном секторе он еще не нашел, что делает эту нишу свободной для специалистов агропромышленного сектора и востребованной из-за всеобщей цифровизации различных процессов и явлений человеческой жизнедеятельности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Росс А. Индустрии будущего. М.: АСТ, 2017. 351 с.
2. Шваб К. Технологии четвертой промышленной революции. М.: Эксмо, 2018. 320 с.
3. Шваб К. Четвертая промышленная революция. М.: Эксмо, 2018. 288 с.
4. Алферьев Д.А. Искусственный интеллект в сельском хозяйстве // *АгроЗооТехника*. 2018. Т. 1. № 4. DOI: 10.15838/alt.2018.1.4.5
5. Шутьков А.А., Анищенко А.Н. Будущее искусственного интеллекта, нейросетей и цифровых технологий в АПК // *Экономика и социум: современные модели развития*. 2019. Т. 9. № 4 (26). С. 508–522. DOI: 10.18334/ecsoc.9.4.100454
6. Adhitya Y., Prakosa W.S., Köppen M. [et al.]. *Convolutional Neural Network Application in Smart Farming*. International Conference on Soft Computing in Data Science. SCDS 2019: Soft Computing in Data Science, pp. 287–297. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-15-0399-3_23
7. Kamilaris A., Prenafeta-Boldú F.X. A review of the use of convolutional neural networks in agriculture. *The Journal of Agricultural Science*, 2018, no. 156 (3), pp. 312–322. DOI: 10.1017/S0021859618000436
8. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW IMAQ Vision / Ю.В. Визильтер [и др.]. М.: ДМК Пресс, 2007. 464 с.
9. Желтов С.Ю., Визильтер Ю.В. Машинное зрение как прикладная техническая дисциплина // *Вестн. комп. и информ. технологий*. 2004. № 3 (3).
10. Клетте Р. Компьютерное зрение. Теория и алгоритмы. М.: ДМК Пресс, 2019. 506 с.
11. Содем Я.Э. Программирование компьютерного зрения на языке Python. М.: ДМК Пресс, 2016. 312 с.
12. Marr D., Hildreth E. *Theory of edge detection*. Proc. R. Soc. (London), 1980, B 207, pp. 187–217.
13. Венецкий С. Виды архитектур нейронных сетей. URL: <https://geekbrains.ru/events/1461>
14. LeCun Y., Boser B., Denker J.S. [et al.]. Back-Propagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. *Neural Computation*, 1989, no. 1 (4), pp. 541–551. DOI: 10.1162/neco.1989.1.4.541
15. Сазыкин А. Сверточные нейронные сети // *Глубокие нейронные сети на Python*. 2016. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=52U4BG0ENiM&list=PLtPJ9IKvJ4oi5ATzKmp-6FznCHmnhVoeY&index=2&t=0s>
16. Айфичер Э.С., Джервис Б.У. Цифровая обработка сигналов: практический подход: пер. с англ. 2-е изд. М.: Вильямс, 2004. 992 с.
17. Нейросеть позволит обнаружить фитопатологию по фотографии / ФГБУН ИПУ РАН. URL: <https://www.ipu.ru/press-center/55927>
18. iFarm – система распознавания рыб для выявления больных особей // TADVISER. 2018. URL: https://www.youtube.com/watch?v=eTtXopobi4U&feature=emb_logo
19. Дашковский И. Под контролем. Искусственный интеллект следит за порядком на агропредприятиях // *Агроинвестор*. 2019. URL: <https://www.agroinvestor.ru/technologies/article/31101-pod-kontrolem/>
20. Бутрова Е.В., Павлов В.А., Ковков Д.В. Разработка рекомендаций по адаптации лучших мировых практик применения результатов дистанционного зондирования земли для решения проблем в сельском хозяйстве России // *Вопросы электромеханики. Труды ВНИИЭМ*. 2019. Т. 171. № 4. С. 45–52. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=40381452>
21. Сравнительный анализ использования нейросетевых алгоритмов для сегментации объектов на спутниковых снимках / В. Павлов [и др.] // *Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA2019): докл. 21-й междунар. конф.* 2019. С. 399–403.

22. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, 2015, no. 9351, pp. 234–241.
23. Badrinarayanan V., Kendall A., Cipolla R. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, no. 39 (12), pp. 2481–2495.
24. Chaurasia A., Culurciello E. LinkNet: Exploiting Encoder Representations for Efficient Semantic Segmentation. *IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP)*, 2017, pp. 1–4.
25. Shadrin D., Menshchikov A., Somov A. [et al.]. Enabling Precision Agriculture through Embedded Sensing with Artificial Intelligence. *IEEE*, 2019. DOI: 10.1109/TIM.2019.2947125
26. Алферьев Д.А. Технологии ИИ как метод прогнозной аналитики // Искусственные общества. 2018. № 4. DOI: 10.18254/S0000137-9-1
27. Борисевич М.Н. Компьютерный нейроимитатор внутренних незаразных болезней животных // Вестн. ВГМУ. 2017. № 6. С. 125–130.
28. Борисевич М.Н. Информационные технологии в ветеринарной медицине. Витебск: ВГАВМ, 2007. 548 с.

Сведения об авторе

Дмитрий Александрович Алферьев – научный сотрудник, Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Вологодский научный центр Российской академии наук». Российская Федерация, 160014, г. Вологда, ул. Горького, д. 56а; e-mail: alferev_1991@mail.ru

PRACTICE OF IMPLEMENTING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS IN AGRICULTURE AND AGRO-INDUSTRIAL COMPLEX

Alfer'ev D.A.

The development of computer equipment's computation power has allowed to use the new tools for processing and analyzing data in the sphere of neuro-intelligence. Artificial neural networks are a modern tool for solving various types of problems, such as identification, forecasting and optimization. Although this tool has proven to be universal for solving various types of problems, it has not yet been widely used in some areas of knowledge. For example, at the moment, topologies of convolutional neural networks can be successfully used in the field of agriculture and agro-industrial complex. There is a large amount of information represented by graphical images, the main source of data when using machine computer vision methods in this area. In this regard, the purpose of the article is to review the modern achievements of computer vision in the agricultural sector and the agro-industrial complex, based on the architecture of convolutional neural networks, which, in turn, will allow specialists of the first level of agricultural areas, such as zootechnicians, agronomists and technologists, to use and implement this tool in their application projects. The author analyzes the basics of the computer vision theory characterizing its specifics and features; demonstrates the technology of convolution as a base-forming part

of convolutional artificial neural networks; illustrates the examples from the practice of implementing this tool in the field of agriculture. In conclusion, the researcher highlights the features of currently implemented agricultural projects of machine computer vision, and indicates the prospects for its further development in this niche and digitalization of human life.

Computer vision, machine learning, artificial neural networks, convolution, monitoring.

Information about the author

Dmitrii A. Alfer'ev – Researcher, Federal State Budgetary Institution of Science “Vologda Research Center of the Russian Academy of Sciences”. 56A, Gorky Street, Vologda, 160014, Russian Federation; e-mail: alferev_1991@mail.ru