

УДК 608.2

*Щендрыгин Р.В.*, магистрант Института инженерных и цифровых технологий  
НИУ «БелГУ» Россия, г. Белгород

*Shchendrygin R.V.*, master's student at the Institute of Engineering and Digital  
Technologies

National Research University "BelsU" Russia, Belgorod

*Паткин Д.Ф.*, магистрант НИУ БелГУ Россия, г. Белгород

*Patkin D.F.*, master's student, National Research University Belgorod State  
University Russia, Belgorod

*Шопски В.Н.*, аспирант НИУ БелГУ Россия, г. Белгород

*Shopski V.N.*, postgraduate student, National Research University BelsU Russia,  
Belgorod

*Иценко Г.А.*, преподаватель БелГУ Россия, г. Белгород

*Itsenko G.A.* teacher at BelsU Russia, Belgorod

**МЕТОД И АЛГОРИТМ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПО ВЫРАЩИВАНИЮ  
ЖИВОТНЫХ НА СВИНОКОМПЛЕКСЕ  
METHOD AND ALGORITHM FOR MAKING DECISIONS FOR RAISING  
ANIMALS AT A PIG FARM**

**Аннотация:** в данной статье авторами проводится описание разрабатываемого метода и алгоритма принятия решений по выращиванию животных, а также его апробация.

**Ключевые слова:** метод, алгоритм, выращивание животных.

**Abstract:** in this article, the authors describe the method being developed and the decision-making algorithm for raising animals, as well as its testing.

**Key words:** method, algorithm, raising animals.

Одной из важнейших задач в целях повышения эффективности управления животноводством является постоянный онлайн мониторинг поведения животных в группе, актуализация эффективного информационного обеспечения для интеллектуальной поддержки управления и принятия решений.

Анализ современных источников указывает на эффективность применений искусственных нейронных сетей для решения задач данного класса. Исходя из алгоритма, у входного видео/изображения выделяются критерии сходства, после чего происходит предварительная обработка данных. На основании полученных данных происходит этап обучения нейронной сети. Исходя из алгоритма, у входного видео/изображения выделяются критерии сходства, после чего происходит предварительная обработка данных. На основании полученных данных происходит этап обучения нейронной сети.

Обучаемая сеть состоит из шести сверточных слоев с чередующимися слоями исключения и максимального объединения между ними. Их цель состоит в том, чтобы способствовать сходимости путем предотвращения локальных минимумов и обеспечения инвариантности масштаба / местоположения. Слой классификации состоит из трех полностью связанных слоев, причем последний слой содержит 10 выходов, соответствующих каждой фигуре.

Для пользователей в основном нет необходимости изменять код или только небольшую часть кода. Можно сказать, что это промежуточный слой, который инкапсулирует Tensorflow, Theano и CNTK API. Поскольку Keras поддерживает несколько внутренних движков, Keras не привязывает пользователей к экосистеме и облегчает миграцию. В то же время Keras проще превращать модели в изделия.

Keras широко используется в промышленности и академических кругах, это наиболее часто используемый фреймворк глубокого обучения, помимо Tensorflow, в промышленности и академических кругах. В настоящее время разработку Keras в основном поддерживает Google, а Keras API был обернут в Tensorflow. Keras был создан для быстрых экспериментов и позволяет быстро воплощать идеи в жизнь.

Алгоритм Lenet-5 представляет собой сверточную нейронную сеть, предложенную Y. LeCun. Это особая многослойная нейронная сеть. Как и другие нейронные сети, он также обучается обратным распространением.

Отличие заключается в его сетевой структуре. Его самая большая особенность - это распределение веса между каждым слоем, что позволяет LeNet-5 уменьшить большое количество параметров в процессе построения сети и ускорения процесса обучения.

Сверточная нейронная сеть LeNet-5 не содержит входов и состоит из 7 слоев, каждый из которых включает обучаемые параметры (веса). Входом сети является изображение размером  $32 \times 32$ , в котором слой C состоит из нейронной сети сверточного слоя. Сетевой уровень состоит из метаэлементов, а S-уровень - это сетевой уровень, состоящий из нейронов уровня подпулинга.

Если структура LeNet непосредственно вводится в выделение признаков и классификацию изображений морд свиней с учетом отличий от образцов (рукописных символов), используемых в исходной сети, и канала визуализации изображений морд свиней, в этой статье используются изображения  $224 \times 224 \times 3$  в качестве вход модели.

Поскольку на изображение морды свиньи меньше влияют такие факторы, как скручивание и деформация, возможно уменьшить количество локальных рецептивных полей в каждом сверточном слое исходной сети LeNet, чтобы повысить скорость обучения сети.

После обучения нейронных сетей с разными структурами, путем сравнения точности и времени обучения распознавания различных моделей, размер локальных рецептивных полей, используемых в конце, составляет  $5 \times 5$ , количество локальных рецептивных полей трех сверточных слоев равно 6, 16 и 32. Все окна объединения имеют размер  $2 \times 2$ . Количество полностью связанных нейронов слоя составляло 120, 84 и 10.

Ниже представлен алгоритм распознавания образов (Рис. 14.).

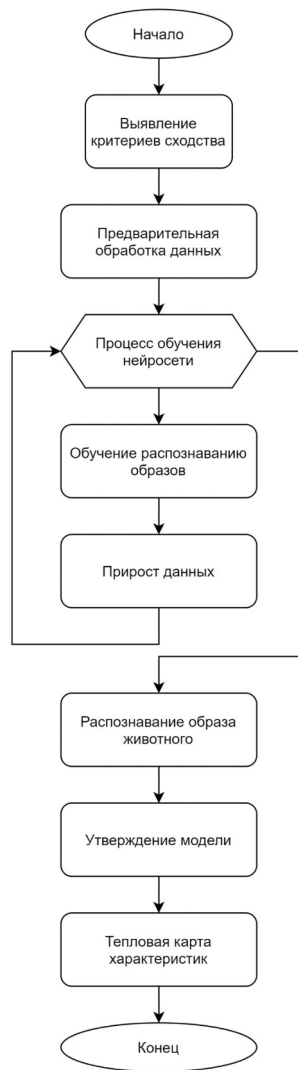


Рис. 14. Алгоритм распознавания образов

Ниже представлена сетевая структура модели (Рис. 15.).

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 220, 220, 6)	456
max_pooling2d_1 (MaxPooling2)	(None, 110, 110, 6)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 106, 106, 16)	2416
max_pooling2d_2 (MaxPooling2)	(None, 53, 53, 16)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 49, 49, 32)	12832
max_pooling2d_3 (MaxPooling2)	(None, 24, 24, 32)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 18432)	0
dense_1 (Dense)	(None, 120)	2211960
dropout_1 (Dropout)	(None, 120)	0
dense_2 (Dense)	(None, 84)	10164
dense_3 (Dense)	(None, 10)	850
Total params: 2,238,678		
Trainable params: 2,238,678		
Non-trainable params: 0		

Рис. 15. Сетевая структура модели

В процессе обучения для полносвязного слоя из-за огромного количества параметров легко может произойти переобучение. Вводится слой исключения после полностью подключенного уровня, как показано на рисунке 16. Слой исключения был предложен командой Хинтона, во время процесса обучения сети глубокого обучения элементы нейронной сети полностью подключенного уровня временно отбрасываются из сеть с определенной вероятностью. Поскольку он случайным образом отбрасывается, каждый пакет обучает отдельную нейронную сеть, что увеличивает надежность сети и снижает вероятность переобучения.

Сегодня для контроля и управления состоянием поголовья на животноводческих комплексах действуют различные системы мониторинга и учета. Однако они в значительной мере зависят от человеческого фактора, не позволяют осуществлять объективную оценку ситуации и оперативно принимать управленческие решения в целях снижения процента падежа и брака. Необходимые для постоянного контроля тонкие изменения в поведении групп животных, характеризующихся высоким коэффициентом плотности содержания и динамики поведения, трудно подвергнуть объективному измерению, они требуют от персонала длительного и постоянного наблюдения, что провоцирует серьезные ошибки.

#### **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ И ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Миркин, Б. Г. Введение в анализ данных : учебник и практикум / Б. Г. Миркин. — Москва : Издательство Юрайт, 2020. — 174 с. — (Высшее образование). — ISBN 978-5-9916-5009-0. — Текст : электронный // ЭБС Юрайт [сайт]. — URL: <https://urait.ru/bcode/450262>.

2. Мурусидзе, Д. Н. Технологии производства продукции животноводства : учебное пособие для вузов / Д. Н. Мурусидзе, В. Н. Легеза, Р. Ф. Филонов. — 2-е изд., испр. и доп. — Москва : Издательство Юрайт, 2021. — 417 с. — (Высшее образование). — ISBN 978-5-534-10647-3. — Текст : электронный // ЭБС Юрайт [сайт]. — URL: <https://urait.ru/bcode/475403>.