



Заключение. Таким образом, в работе поставлена и частично решена задача моделирования самообучающегося компьютерного контрчервя. Представлена концепция такого контрчервя. Также предложена идея расположенной в сети следящей «приманки», служащей для популяции «полезных» контрчервей дополнительным фактором «быстрого» и «правильного» обучения. Предполагаются реализация и изучение модели, использующей эти концепции и идеи, в рамках студенческих НИР, а также при выполнении ВКР бакалавра и магистра на кафедре ИСТ Самарского университета.

Литература

1. Климентьев К.Е. Мультиагентное моделирование процессов распространения и взаимодействия инфицирующих сущностей // Программные продукты и системы, 2018. Т.31. №1. – С. 72-77.
2. Климентьев К.Е. Компьютерные вирусы и антивирусы: взгляд программиста. – М.: ДМК-Пресс, 2013. – 656 с.
3. Джонс Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях. – М.: ДМК-Пресс, 2006. – 312 с.
4. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М.: Изд. дом. «Вильямс», 2003. – 288 с.
5. Tanachaiwiwat S., Helmy A. Analysis of worm interaction: in wired and wireless networks. - VDM Verlag Book, 2009 – 136 pp.

О.К. Головнин, К.О. Балашов

ПОСТРОЕНИЕ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ АНАЛИЗА НАРУЖНЫХ МОРФОЛОГИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК МЕДОНОСНЫХ ПЧЕЛ

(Самарский университет)

Многие наружные морфологические характеристики живых организмов и, в частности, медоносных пчел, могут быть оценены визуально – по видеозаписи или фотографии. Автоматизация осмотра может быть достигнута за счет использования нейросетевых технологий, которые показывают хороший уровень развития для решения задач извлечений знаний из потоковых источников данных [1-3]. Реализация нейросетевого подхода обеспечит автоматизацию осмотра улья без нарушения рабочего процесса пчел, что позволит повысить качество проводимого осмотра и сократить его время.

Таким образом, цель работы – построение сверточной нейронной сети для анализа наружных морфологических характеристик медоносных пчел в задаче контроля состояния здоровья пчел.



В результате проведенного анализа особенностей построения сверточных нейронных сетей выбрана следующая функция потерь для проведения обучения:

$$E(w) = -\sum_{i=1}^N (y_i \ln a_i + (1 - y_i) \ln(1 - a_i)) \rightarrow \min,$$

где y – целевой вектор,
 a – выходной вектор.

Приведенная функция эффективна для решения задачи бинарной классификации при взаимодействии с логистической функцией активации. В качестве метода оптимизации градиента выбран метод Adam [4], который используется вместо классической процедуры стохастического градиентного спуска для итеративного обновления весов на основе данных обучения. Оптимизатор Adam и метод обратного распространения ошибки реализованы с помощью библиотеки Keras [5].

Использовался набор данных для обучения, который состоит из 5100 изображений пчел с аннотациями местоположения, даты, времени, подвида, состояния здоровья, касты и пыльцы. Исходная партия изображений извлечена из неподвижных и замедленных видеозаписей пчел. При усреднении кадров для расчета фонового изображения каждый кадр видеозаписи обрезается, изображения пчел вырезаются из рамки, что обеспечивает присутствие на каждом изображении только одной пчелы. Поскольку каждая видеозапись сопровождается информацией о пчелах и улье, процесс маркировки является полуавтоматическим. Пример полученного изображения приведен на рисунке 1.

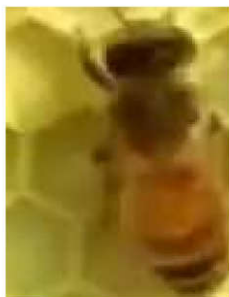


Рис. 1. Пример входного изображения пчелы

Таким образом, построена и обучена сверточная нейронная сеть, предназначенная для анализа наружных морфологических характеристик медоносных пчел, а именно – для решения задачи выявления заболеваний. Точность построенной нейросети на валидационных данных составила 77.32% (процесс обучения приведен на рисунке 2).



```
50/50 [=====] - 4s 76ms/step - loss: 0.3967 - accuracy: 0.8580 - val_loss: 0.7551 - val_accuracy: 0.7036
Epoch 5/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.3736 - accuracy: 0.8730 - val_loss: 0.6434 - val_accuracy: 0.7242
Epoch 6/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.3497 - accuracy: 0.8826 - val_loss: 0.5665 - val_accuracy: 0.7680
Epoch 7/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.3181 - accuracy: 0.8938 - val_loss: 0.6234 - val_accuracy: 0.7113
Epoch 8/20
50/50 [=====] - 4s 75ms/step - loss: 0.2832 - accuracy: 0.9043 - val_loss: 0.6805 - val_accuracy: 0.7603
Epoch 9/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.2831 - accuracy: 0.8982 - val_loss: 0.6540 - val_accuracy: 0.7706
Epoch 10/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.2744 - accuracy: 0.9063 - val_loss: 0.4691 - val_accuracy: 0.8144
Epoch 11/20
50/50 [=====] - 4s 74ms/step - loss: 0.2775 - accuracy: 0.9026 - val_loss: 0.7980 - val_accuracy: 0.7345
Epoch 12/20
50/50 [=====] - 4s 76ms/step - loss: 0.2490 - accuracy: 0.9157 - val_loss: 0.4837 - val_accuracy: 0.8067
Epoch 13/20
50/50 [=====] - 4s 74ms/step - loss: 0.2581 - accuracy: 0.9114 - val_loss: 0.5207 - val_accuracy: 0.8144
Epoch 14/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.2561 - accuracy: 0.9131 - val_loss: 0.6263 - val_accuracy: 0.7423
Epoch 15/20
50/50 [=====] - 4s 74ms/step - loss: 0.2664 - accuracy: 0.9063 - val_loss: 0.3955 - val_accuracy: 0.8531
Epoch 16/20
50/50 [=====] - 4s 75ms/step - loss: 0.2296 - accuracy: 0.9167 - val_loss: 0.6228 - val_accuracy: 0.7732
Epoch 17/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.2655 - accuracy: 0.9128 - val_loss: 0.6084 - val_accuracy: 0.7706
Epoch 18/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.2211 - accuracy: 0.9284 - val_loss: 0.5112 - val_accuracy: 0.8015
Epoch 19/20
50/50 [=====] - 4s 74ms/step - loss: 0.2178 - accuracy: 0.9260 - val_loss: 0.4850 - val_accuracy: 0.8067
Epoch 20/20
50/50 [=====] - 4s 72ms/step - loss: 0.2406 - accuracy: 0.9189 - val_loss: 0.6433 - val_accuracy: 0.7732
```

Рис. 2. Процесс обучений нейросети

Проведенная классификация по тестовой выборке приведена на рисунке

3.

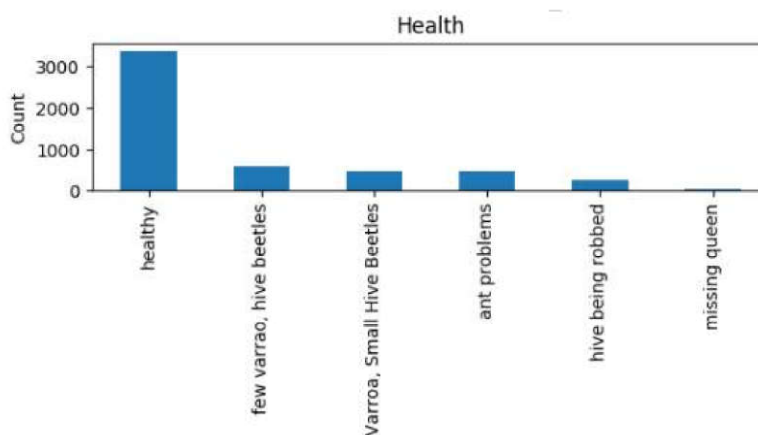


Рис. 3. Классификация пчел по здоровью

Полученная нейронная сеть, при использовании в составе системы видеонаблюдения за ульем, позволит обеспечить контроль типичных заболеваний пчел. Дальнейшая работа будет направлена на расширение спектра задач, решаемых с помощью полученной нейросети.

Литература

1 System of audio mining for obtaining traffic flow characteristics / A.S. Privalov, O.K. Golovnin // Information Technologies for Intelligent Decision Making Support : Proceedings of the 7th All-Russian Scientific Conference. – Ufa, 2019. – Vol. 1. – P. 7–10.

2 Нейросетевой анализ данных в задаче прогнозирования риска возникновения причин дорожно-транспортных происшествий / О.К. Головнин,



Е.В. Сидорова // Перспективные информационные технологии: труды междунар. конф. – Самара: СНЦ РАН, 2019. – С. 435-437.

3 Нейронные сети: Полный курс / С. Хайкин, Н.Н. Куссуль, А.Ю. Шелестова. – М.: Вильямс, 2008. – 1103 с.

4 Adam Optimization Algorithm for Deep Learning. – Режим доступа: machinelearningmastery.com/adam-optimization-algorithm-for-deep-learning/.

5 Keras: The Python Deep Learning library [Электронный ресурс] // Keras Documentation. – URL: <http://keras.io/>.

О.К. Головнин, А.В. Маркелов

РАЗРАБОТКА ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКОГО ИНТЕРФЕЙСА ПО СТРАТЕГИИ UX/UI ДЛЯ МОБИЛЬНОГО ФИТНЕС-ПРИЛОЖЕНИЯ

(Самарский университет)

Огромную роль в жизни современного программного продукта играет пользовательский интерфейс – без хорошего интерфейса сложно добиться роста числа активных пользователей приложения, особенно в том случае, если приложение предназначено для мобильных устройств. В настоящее время проектирование и разработка пользовательского интерфейса осуществляется в соответствии со стратегией UX/UI, при которой во главу ставится пользовательский опыт, то есть то, как пользователь взаимодействует с программным продуктом [1-3].

Цель настоящей работы – проектирование пользовательского интерфейса в соответствии со стратегией UX/UI для мобильного фитнес-приложения поддержки ведения здорового образа жизни. Функционал и назначение мобильного приложения приведены в [4, 5].

При разработке пользовательского интерфейса были учтены внешние, моторные и когнитивные нагрузки, действующие на пользователя.

Внешние нагрузки (нагрузки окружающей среды) – возможные отвлекающие факторы. В случае фитнес-приложения контекст приложения позволяет точно определить места и ситуации, в которых пользователь будет использовать приложение, и локализовать отвлекающие факторы.

Моторные нагрузки определяются способом удержания устройства пользователем. Поскольку при использовании фитнес-приложения способ удержания не может быть определен исходя из функций приложения, используются статистические сведения [3]: 49% пользователей держат телефон одной рукой и взаимодействуют с устройством большим пальцем. Таким образом определены «зоны большого пальца», в которых располагаются главные элементы управления.

Когнитивные нагрузки определяют сложность восприятия пользователем информации, т.е. уровень использования приложением умственной и запоминающей способностей пользователя. С целью снижения когнитивных