

УДК 0048.032.26(075.8)

## СВЕРТОЧНЫЕ СЕТИ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ СОСТОЯНИЯ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ПОЛЕЙ

**Ганченко В. В., Дудкин А. А.**

*Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси, г. Минск, Беларусь,  
ganchenko@lsi.bas-net.by, doudkin@newman.bas-net.by*

Одним из успешных методов, используемых при обработке аэрофотоснимков растительности, является сверточная нейронная сеть (СНС) [1]. При этом основной проблемой является построение классификаторов состояния растительности для определения заболевания. Экспериментальная настройка классификаторов должна основываться как на анализе цветовых характеристик отдельных растений, так и полей в целом по изображениям, полученным с разных высот при различных условиях съемки. Наличие на изображении объектов нескольких типов приводит к искажению нормализованной редуцированной гистограммы идеального типового объекта, что используется в качестве основы для классификации.

В докладе представлены два классификатора, позволяющие отделить почву от растительности.

Классификатор «растительность–почва» в связи со значительными различиями в цветовых характеристиках растительности и почвы не требует сложной структуры (параметры СНС выбраны эмпирически): размер входного слоя:  $33 \times 33 \times 3$ ; 1-й сверточный слой: размер фильтра – 3, количество фильтров – 4; 2-й сверточный слой: размер фильтра – 3, количество фильтров – 8; полносвязный слой: количество нейронов – 16; выходной слой: количество нейронов – 2 (соответствуют классам «растительность» и «почва»).

Обучение выполнялось на изображениях экспериментального участка поля, засаженного картофелем, выполненных с высоты 5, 15, 50 и 100 метров (827 снимков разрешением  $3474 \times 2314$  пикселей). Наблюдению подвергались 3 группы растений: зараженные инфекционной болезнью *alternaria* и бактериальной болезнью *erwinia*, а также здоровые растения (контрольная группа). В результате развития указанных заболеваний происходит разрушение хлорофила в листьях картофеля, что приводит к изменению цвета растения. Размер обучающей выборки – 110528 изображений, полученных путем «нарезки» имеющихся аэрофотоснимков на участки размером 32, 64 и 128 пикселей с перекрытием и добавлением поворотов на углы, кратные  $90^\circ$ ; размер валидационной выборки – 27632 изображений (20 % общей базы); результирующая точность на валидационной выборке – 96.9%.

Классификатор «здоровая–пораженная растительность» в связи со значительными различиями в цветовых характеристиках этих двух классов более сложной структуры (параметры сети также были выбраны эмпирически). Размер входного слоя:  $33 \times 33 \times 3$ ; 1-й – 3-й сверточные слои: размеры фильтров – 3, количество фильтров каждого слоя – 32; 4-й сверточный слой: размер фильтра – 5, количество фильтров – 64; 1-й и 2-й полносвязные слои: количество нейронов каждого слоя – 128; выходной слой: количество нейронов – 2 (соответствуют классам «здоровая растительность» и «пораженная растительность»).

Обучение: размер обучающей выборки – 22244 изображений; размер валидационной выборки – 5560 изображений (20 % общей базы); результирующая точность на валидационной выборке – 93.8 %.

Объединяя полученные двухклассовые классификаторы в один, получаем трехклассовый классификатор. Для этого воспользуемся тем, что классы «здоровая растительность»  $C_n$  и «пораженная растительность»  $C_d$  являются подклассами класса «растительность»  $C_p$ . Значение на выходе классификатора «растительность–почва», соответствующее классу «растительность», находится в диапазоне [0; 1] и может быть использовано в качестве коэффициента для выходов классификатора «здоровая–пораженная растительность».

Тестирование объединения классификаторов осуществлялось на общей базе изображений классов (обучающая и валидационная выборка), которое показало снижение влияния шумовых факторов (освещение, солнечные блики) на качество получаемых карт пораженной растительности.

Полученные результаты тестирования приведены в таблице:

Класс	Пораженная растительность	Здоровая растительность	Почва
Точность, %	75.61	85.65	99.03

Наибольшее количество ошибок возникало на участках, соответствующих границе здоровой растительности и почвы (в особенности в местах, где небольшие участки почвы окружены растительностью, создающей на этом участке почвы тень). При этом использование двух СНС позволило снизить искажение цветовых характеристик изображений окрестностей пикселей при попадании в него растительности и почвы.

#### Список цитированных источников

1. Николенко, С. Глубокое обучение / С. Николенко, А. Кадурич, Е. Архангельская. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке БРФФИ (проект № Ф18В-005) и ГКНТ Республики Беларусь (проект № Ф18ПЛШГ-008П).

УДК 004.021:032.26

## О СКОРОСТИ СХОДИМОСТИ И ВЫБОРЕ ШАГА ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ

*Гладкий И.И., Будяков В.В., Чикалов Б.И., Юхимук Т.Ю.*

*Брестский государственный технический университет, г. Брест*

*Научный руководитель: Махнист Л.П., канд. техн. наук, доцент*

Задача обучения нейронной сети прямого распространения состоит в нахождении весовых коэффициентов  $w_{ij}$  и порогов  $T_j$  нейронной сети, которые минимизируют функцию ошибки сети

$$E(w_{11}, w_{21}, K, w_{m1}, T_1, K, w_{1n}, w_{2n}, K, w_{mn}, T_n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_j - t_j)^2,$$

где  $y_j = F(S_j)$  – значение функции активации  $j$ -ого выходного нейрона сети,

$S_j = \sum_{i=1}^m w_{ij}x_i - T_j$ ,  $x_i$  – выходное значение  $i$ -ого нейрона предыдущего слоя,  $t_j$  – ожидаемый выход  $j$ -ого выходного нейрона ( $i = \overline{1, m}$ ,  $j = \overline{1, n}$ ).