

*МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ NIR-ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ МОДЕЛИ
РАСПОЗНАВАНИЯ СКРЫТОЙ ЗАРАЖЁННОСТИ ЗЕРНА ПШЕНИЦЫ
РИСОВЫМ ДОЛГОНОСИКОМ.*

Я.В. ХИТЬ

*Кубанский государственный технологический университет
350072, Российская Федерация, г. Краснодар, ул. Московская, 2
электронная почта: solod-29@rambler.ru*

Промышленное применение принципа фото сепарации требует разработки модели распознавания, пригодной для сплошной экспресс диагностики скрытой заражённости зерновой массы. На основе спектрального вейвлет-анализа мгновенных плоских NIR-видеоизображений, рассмотрена эффективность нейросетевых и статистических методов распознавания скрытой заражённости зерна пшеницы рисовым долгоносиком. Определены типы и топологии нейронных сетей, решающих задачу с удовлетворительной точностью.

Ключевые слова: Методы распознавания, скрытая заражённость насекомыми зерновых и бобовых, изображение в ближнем инфракрасном диапазоне излучения, нейронные сети, Вейвлет спектры.

Одной из характеристик качества зерновой массы является показатель загрязнённости вредителями хлебных запасов. Принцип фото сепарации открывает путь к сплошным методам определения скрытой заражённости зерновой массы. Отражённое ближнее инфракрасное излучение (NIR) успешно использовано для диагностики скрытой заражённости в твёрдой озимой пшенице [1,2]. В данной работе, на основе спектрального вейвлет-анализа мгновенных плоских NIR-видеоизображений, рассмотрена эффективность нейросетевых и статистических методов распознавания скрытой заражённости зерна пшеницы рисовым долгоносиком. Определены типы и топологии нейронных сетей, решающих задачу с удовлетворительной точностью.

В [3] описывается эксперимент получения NIR-изображений для составления обучающей и тестовой базы данных (БД) вейвлет-спектров зерновок, имеющих скрытую заражённость. Первоначально 300 зерновок яровой пшеницы были помещены в ёмкость с 20 особями рисового долгоносика для того, чтобы самки отложили яйца в зерновки. Через 2 месяца были сделаны NIR-фотографии. Выбирались зерновки визуально не повреждённые, т.е.

предположительно имеющие скрытую заражённость. Фотосъёмка проводилась с помощью инфракрасного фильтра, имеющего длину отсекаемой волны 950 мкм.

Исходной информацией для анализа является мгновенное видеоизображение единичной зерновки. Каждый пиксель плоского цифрового изображения отображается 256 уровнями – или 8 бит – оттенков серого или оси Lightness шкалы HSL (Hue, Saturation, Lightness) с цветовыми координатами «тон, насыщенность и светлота». Этапы предварительной обработки изображения указаны в [4].

В [5] указано, что в данном классе задач наиболее целесообразно использование аппроксимирующих коэффициентов двумерного (2D) вейвлет-спектра, которые для каждого u -уровня (степени разрешения) вейвлет-спектра имеют рекуррентный вид:

$$a_{u-1}(c, r) = \sum_{h=0}^{H-1} L(2r-h) \sum_{w=0}^{K-1} L(2c-k) X_u(k, h), \quad c=0 \dots \frac{K}{2}-1, r=0 \dots \frac{H}{2}-1, \quad (1)$$

где a_{u-1} – аппроксимирующие коэффициенты вейвлет-спектра следующего (более низкого) $u-1$ уровня; $L(t)$ – импульсная характеристика низкочастотного фильтра; X_u , K , H – элементы и размеры матрицы предыдущего (более высокого) u – уровня вейвлет-спектра. В данной работе применяется вейвлет Хаара для цветовой координаты L шкалы HSL.

В результате эксперимента была получена БД, состоящая из 100 образцов пшеницы. Для каждого образца получены гармоники вейвлет-спектра 2 уровня (17 гармоник), 3 уровня (85 гармоник) и 4 уровня (341 гармоник).

Для решения задачи классификации были созданы нейронные сети в пакете Statistica v.10 (StatSoft Inc.), где полученная БД со спектром 3 и 2 уровня была разбита на обучающую, контрольную и тестовую выборку. Спектр 4 уровня не проходил по ограничениям пакета Statistica. Наилучшие результаты показали нейронные сети (НС) типа MLP 85-19-2 и MLP 17-10-2 у которых, функция активации нейронов – tanh; функция активации выходных нейронов – Softmax; алгоритм обучения BFGS; функция ошибки – CE. Эти НС для трёх и

двух уровней соответственно правильно распознали 82% и 96% заражённых зёранок, 97% не заражённых; обучающая выборка показала 92,86% и 98.5% соответственно; контрольная выборка – 95%; тестовая выборка – 100% и 90% соответственно.

Результаты можно считать удовлетворительными, но пакет Statistica применяет только типы MLP и RBF нейронных сетей. Для исследования и сравнения с другими типами сетей применялся другой нейромиметатор - среда MATLAB 2007a с пакетом расширения Neural Network Toolbox. Лучшими двухслойными сетями прямого распространения сигнала для трёх и четырёх уровней являются сети типа 85-169-1 и 341-10-1 соответственно. Функция активации нейронов - \tanh . Критерий обучения- средний квадрат ошибки(MSE). Сеть обучается в пакетном режиме Левенберга-Марквардта. Обе сети правильно классифицировали 100% обучающей выборки и 70% тестовой. Лучшими двухслойными сетями LVQ (learning vector quantization-сеть классификации входных векторов) стали сети с 10 и 44 нейронами в промежуточном слое (табл.3).

Таблица 3. Результаты двухслойной сети LVQ.

Количество уровней в спектре	Топология нейронной сети	Коэффициент обучения	% Ошибки на тестовой выборке	% Ошибки на обучающей выборке
3	85-10-2	0,1	40	7
4	341-10-2	0,1	40	10
4 без 3,2,1,0	256-44-2	0,08	40	10

Наконец, вероятностная нейронная сеть PNN на всех уровнях показала одинаковый результат (табл. 4).

Таблица 4. Результат вероятностной нейронной сети PNN.

Количество уровней в спектре	Топология нейронной сети	% Ошибки на тестовой выборке	% Ошибки на обучающей выборке
3	85-90-2	40	0
4	341-90-2	40	0
4 без 3,2,1,0	256-90-2	40	0

Для сравнения с нейронными методами классификации был проведён линейный дискриминантный анализ. В среде MATLAB 2007a с пакетом расширения Statistics Toolbox для 3 уровней на тестовой выборке показал ошибку 60%, и в пакете Statistica, для двух уровней спектра, правильно классифицировал 85% всей БД, при этом заражённые зёрна были правильно классифицированы с точностью 79,1% , а не заражённые – 87,32%.

В результате исследований, можно сделать вывод, что количество уровней в спектре слабо влияет на положительный результат классификации зерен. Наилучшие результаты показали нейронные сети типа MLP 85-19-2 и MLP 17-10-2: многослойные персептроны с 19 и 10 нейронами во внутреннем слое. Для валидации результатов необходимо увеличивать количество образцов в обучающей и тестовой выборке, для более точной классификации зерновок, заражённых рисовым долгоносиком.

ЛИТЕРАТУРА

1. Шазо А.Ю., Усатиков С.В. Эффективность распознавания скрытой заражённости зерновок по изображениям в инфракрасном спектре // Изв.ВУЗов. Пищ.технология, 2012, №4(328), с.105-108.

2. Усатиков С.В., Хить Я.В. Эффективность нейросетевого распознавания скрытой заражённости зерна пшеницы по NIR-изображениям // Мат. V Всеросс. научно-практич. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых с междунар. участием: Технологии и оборудование химической, биотехнологической и пищевой промышленности (24–26 мая 2012 г.,) Часть 2. – Бийск: Изд-во Алт. гос. техн. ун-та, 2012. – с.145-149

3. Хить Я.В. Подготовка экспериментальных данных для получения признакового пространства распознавания скрытой заражённости зерна пшеницы// Мат. IV Международной научно-практич. Конф.: Инновационные пищевые технологии в области хранения и переработки сельскохозяйственного сырья.(22-23мая 2014г.,КНИИХП)-Краснодар: 2014. – С.222-226

4. Усатиков С.В., Горонков К. А., Руденко О.В. «База данных обучающей выборки для высокоточного распознавания плоских изображений сортов злаковых и масличных культур»//. Журнал «Фундаментальные исследования», Москва, вып.8, часть 2, 2011, с.342-346

5. Горонков К.А., Усатиков С.В. Об особенностях вейвлет-спектра плоского изображения как признакового пространства в статистических методах распознавания // Экологический вестник научных центров Черноморского экономического сотрудничества, 2013, № 1, с.24-31

REFERENCES

1. Shazzo A.Ju., Usatkov S.V. *Izv.VUZov. Pishh.tehnologija.* (*izvestija Vuzov. Pisch.tehnologiya*), 2012, №4(328), pp.105-108.

2. Usatkov S.V., Hit' YA.V. *Mat. V Vseross. nauchno-praktich. konf. studentov, aspirantov i molodyh uchenyh s mezhdunar. uchastiem: Tekhnologii i oborudovanie himicheskoy, biotekhnologicheskoy i pishchevoj promyshlennosti* (Mat. V Vseross. nauchno-praktich. konf. studentov, aspirantov i molodyh uchenyh s mezhdunar. uchastiem: Tekhnologii i oborudovanie himicheskoy, biotekhnologicheskoy i pishchevoj promyshlennosti), Bijsk, 2012, pp. 145-149.

3. Hit' YA.V. *Mat. IV Mezhdunarodnoj nauchno-praktich. Konf.: Innovacionnye pishchevye tekhnologii v oblasti hraneniya i pererabotki sel'skohozyajstvennogo syr'ya.* (Mat. IV International scientific and practical. Conf. : Innovative Food Technology in the field of storage and processing of agricultural raw materials), Krasnodar, 2014, pp. 222-226.

4. Usatkov C.V., Goronkov K. A., Rudenko O.V. *ZHurnal «Fundamental'nye issledovaniya»*, (Magazine "Fundamental Research"), Moscow, vypusk.8, Part 2 2011, pp.342-346.

5. Usatkov C.V., Goronkov K. A., *Ekologicheskij vestnik nauchnyh centrov Chernomorskogo ehkonomicheskogo sotrudnichestva*. (Ecological Bulletin of scientific centers of the Black Sea Economic Cooperation), 2013, №1, pp.24-31.

*METHODS OF TREATMENT NIR-IMAGES FOR MODEL RECOGNITION
BURIED INFECTED WHEAT GRAIN RICE WEEVIL.*

Y.V. KHIT

*Kuban State Technological University
2, Moskovskaya st., Krasnodar, Russian Federation, 350072,
e-mail: solod-29@rambler.ru*

Industrial application of the principle fotoseparatsii requires the development of recognition models, suitable for continuous rapid diagnosis of hidden infestation of the grain mass. On the basis of spectral wavelet analysis of instantaneous planar NIR-video, examined the effectiveness of neural and statistical methods for detection of hidden infestation of wheat grain rice weevil. Determine the type and topology of the neural network, solving the problem with satisfactory accuracy.

Keywords: Recognition methods, hidden insect infestation of cereals and legumes, preview near infrared radiation, neural networks, wavelet spectra.