

УДК 004.931

БАЗА ДАННЫХ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ ДЛЯ ВЫСОКОТОЧНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ ПЛОСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ СОРТОВ ЗЛАКОВЫХ И МАСЛИЧНЫХ КУЛЬТУР

Горонков К.А., Руденко О.В., Усатиков С.В.

ГОУ ВПО «Кубанский государственный политехнический университет», Краснодар,
e-mail: adm@kgtu.kuban.ru

Рассмотрен вопрос о создании «обучающей» базы данных (БД) программного комплекса экспертной системы (ЭС) распознавания сортов злаковых и масличных культур по вейвлет-спектру цветовой окраски и формы плодов зерновок. ЭС ориентирована на обеспечение как заданной точности распознавания трудно-различимых межсортовых и т.п. отличий, так и возможности настройки на практически любую культуру, что актуально для ряда задач в зерноперерабатывающей промышленности, растениеводстве, селекции, семеноводстве и сортоиспытаниях. Для нейросетевых методов распознавания БД включает обучающую выборку единичных вейвлет-спектров. Для статистических – эталонные для каждого сорта эллипсоиды рассеивания, определяемые по векторам математических ожиданий, дисперсий и корреляционным матрицам. БД включает этапы сбора спектров выборочной совокупности каждого сорта по их плоским изображениям и статистической обработки выборки. Заполнение БД проиллюстрировано на элитных сортах риса, представляющих все ветви, группы и практически все классы.

Ключевые слова: база данных, вейвлет-преобразование, распознавание изображений, зерновые культуры.

DATABASE OF TRAINING SAMPLE FOR HIGH-PRECISION RECOGNITION OF FLAT IMAGES OF GRADES OF CEREAL AND OLIVE CULTURES

Goronkov K.A., Rudenko O.V., Ysatikov S.V.

Kuban state polytechnical university, Krasnodar, e-mail: adm@kgtu.kuban.ru

This article covers the creating of training database(DB) dealing with the software of expert system of grain and oil-bearing crops recognition in wavelets -spectrum of color stain and fruit shape of caryopsis .Expert system it is focused on maintenance as set accuracy of recognition is difficult to distinguish between grades, etc. differences, and possibility of adjustment for almost any culture that is actual for a number of problems in grain to process the industries, plant growing, selection, seed-growing and tests of grades. For neural networks methods of recognition of a DB includes training sample of individual wavelet -spectra. For statistical – reference for each grade ellipsoid the dispersion, defined on vectors of population means, dispersions and correlation matrixes. The DB includes stages of gathering of spectra of a sample of each grade under their flat images and statistical processing of sample. DB filling is illustrated on the elite grades of rice representing all branches, groups and almost all classes.

Keywords: database, wavelet -transformation, recognition of images, grain crops

Для развития пищевой промышленности необходимо внедрение экспертных систем (ЭС) мониторинга показателей безопасности и качества в процесс производства. Программный комплекс ЭС позволяет очень быстро принимать стандартные решения по управлению технологическим процессом. Высокое качество готового продукта обеспечивается основными этапами контроля (входной контроль сырья, тары, санобработка оборудования и др.) и соблюдением технологических режимов. Задачи экспертных исследований в настоящее время подразделяются на диагностические и идентификационные. Под идентификацией в экспертизе понимают отождествление объекта по его признакам. Как этап технологического процесса инспекция проводится с целью удаления непригодных для переработки плодов, а также посторонних примесей и предметов. Инспекция является одним из технологических процессов, от качества проведения которой зависит в дальнейшем качество конечного продукта. Обзор методов распознавания и обработки

цветных изображений плодов с видеосистем проведён в [1]. Высокоточное распознавание изображений зерновых культур требуется также для ряда актуальных задач в зерноперерабатывающей промышленности, селекции и семеноводстве [2–5].

Хорошо известно, что зерновка даже определённого сорта любой культуры обладает широко варьируемыми свойствами, в том числе цветовой гаммы и геометрической формы. Широкая вариабельность признаков зерновок – одна из основных проблем при идентификации. В [2–3] предлагается основанная на Фурье-анализе и статистической теории распознавания образов методика идентификации зерновок по геометрической форме их контуров, с погрешностью при разделении сортов в доли процентов. Но если для риса очертания контура – генетически наследуемый признак, то для прочих культур очертания позволяют распознать не сорта, а только виды (пшеница или рис, или соя и т.д.) между собой. Дальнейшее развитие метода возможно, если при анализе каждого объекта учитывать

не только его контур, но и цветовые характеристики – общий цветовой фон, локальные всплески отдельных оттенков и т.д. [3]. Для анализа цветовой составляющей исследуемых объектов перспективен метод двумерного дискретного вейвлет-преобразования, зарекомендовавший себя в работах по сжатию изображений.

Созданная «обучающая» БД предназначена для решения следующих задач [3–5]:

- а) высокоточная идентификация сорта для изображения злаковых и масличных культур;
- б) определение его количественного содержания в смеси сортов;

с) наличие дефектов внешних повреждений на поверхности зерновки;

д) наличие посторонних примесей в зерновой массе и их идентификация;

е) идентификация в зерновой массе обрубленных, целых и дроблённых ядер.

Разработанное программное обеспечение и созданная экспериментальная установка (рис. 1) реализуют следующие этапы создания «обучающей» БД для спектрального анализа плоского изображения зерновок, достигающего полной нормализации результатов вне зависимости от изначального положения объекта на плоскости относительно произвольной системы координат:

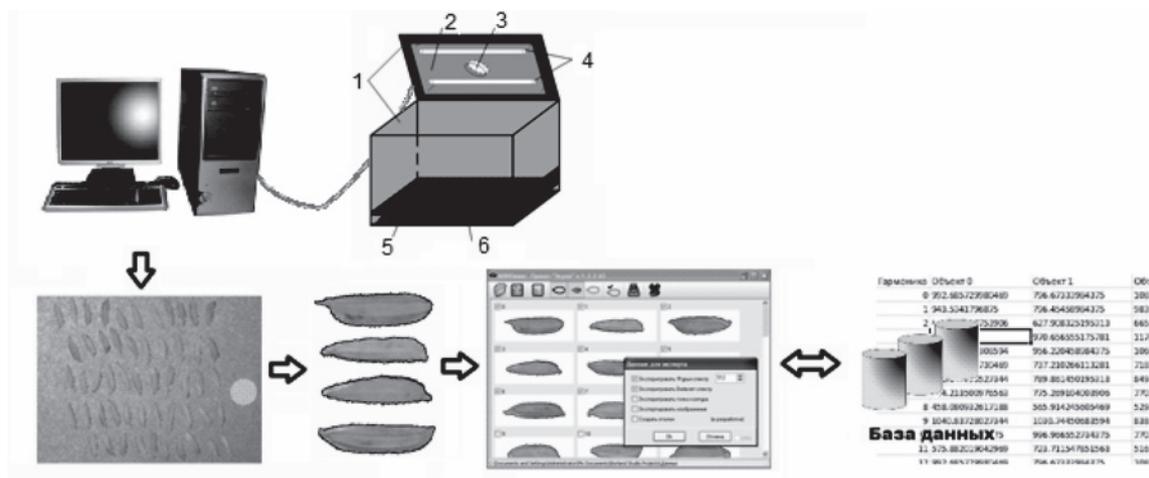


Рис. 1. Схема установки и этапы создания «обучающей» БД:
 1 – ёмкость с непрозрачными стенками, 2 – матовое стекло, 3 – отверстие для фотоаппарата,
 4 – лампы искусственного освещения, 5 – поддон для зерна, 6 – зёрна

1) провести фотосъёмку зерновок известного сорта на однотонном фоне;

2) применить алгоритмы отделения фона и выделения пиксельных изображений отдельных единичных зерновок;

3) установить центр масс объекта, угол поворота относительно начальной системы координат и размеры каждого изображения, перенести начало координат в центр масс объекта и произвести поворот осей координат таким образом, чтобы ось абсцисс проходила вдоль максимального удлинения объекта;

4) нормализовать размеры объекта таким образом, чтобы вне зависимости от разрешения анализируемого изображения геометрические размеры всех объектов совпадали;

5) провести дискретное вейвлет-преобразование цветовых составляющих всех точек (пикселей), принадлежащих выделенной в предыдущих пунктах области; упорядочить полученные коэффициенты; от-

бросить незначимые элементы полученного упорядоченного массива;

6) сохранить полученные данные в БД единичных вейвлет-спектров.

7) Для нейросетевых методов распознавания БД единичных вейвлет-спектров является обучающей выборкой.

8) Для статистических методов распознавания построение БД эталонных для каждого сорта эллипсоидов рассеивания.

Этапы 1–4, 7 описаны в [6–9, 3] и далее ниже не рассматриваются.

Для получения характеристик окраски и формы зерна более предпочтительным является дискретное вейвлет (wavelet)-преобразование. Окраска зерна представлена в виде матрицы пикселей (рис. 2). Каждый пиксель разложен на цветовые компоненты в пространстве $\{R, G, B\}$ -палитры, R -красный, G -зелёный, B -синий. Необходимо найти вейвлет-спектры функций цвета $R(c, r)$, $G(c, r)$ и $B(c, r)$, где c и r – координаты пикселя.

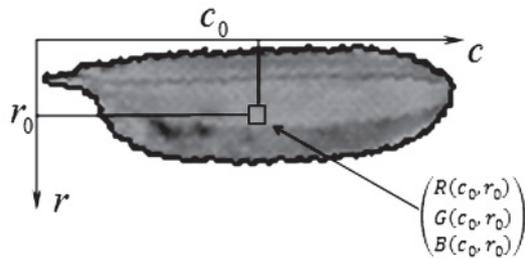


Рис. 2. Представление окраски зерна

Основная идея вейвлетного анализа – представить данные в виде грубого приближения и детализирующей информации. Детализирующей информации тем больше, чем выше уровень детализации (частота). Уровню разрешения (детализации) i соответствуют 2^i детализирующих коэффициента (вейвлет-коэффициента). С ростом уровня детализации усиливается пространственная локализация преобразования. Обращением малых по абсолютной величине вейвлет-коэффициентов в ноль можно добиться сокращения объёмов информации. Двумерное вейвлет-преобразование представляет собой свёртку исходного сигнала с низкочастотными и высокочастотными фильтрами, порождающими грубую аппроксимацию и детализирующие коэффициенты. В одномерном случае применение дискретного вейвлет-преобразования (DWT) – это «обычная фильтрация». Из строки x мы получаем строку y по следующим формулам свёртки [10]:

$$y_{out}(2n) = \sum_{j=0}^{N-1} x_{in}(j) \cdot h_H(j-2n); \quad (1)$$

$$y_{out}(2n+1) = \sum_{j=0}^{N-1} x_{in}(j) \cdot h_L(j-2n-1); \quad (2)$$

где h_H, h_L – ядро свёртки, фильтры высокочастотный и низкочастотный. Получение

$$\sum_{k=0}^{N-1} \left(\frac{Z_k - M_k}{\sigma_k} \right)^2 - 2 \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0, j \neq i}^{N-1} r_{ij} \frac{Z_i - M_i}{\sigma_i} \cdot \frac{Z_j - M_j}{\sigma_j} = \text{const}, \quad (3)$$

и являются эллипсоидами рассеяния. При достаточно большой константе в правой части (3), по правилу «трёх сигм», вероятность попадания спектра в эллипсоид рассеяния практически равна единице. Следовательно, если удастся выделить те гармоники в \vec{Z} каждого сорта каждой культуры, чьи эллипсоиды рассеяния не пересекаются, погрешность такой идентификации будет практически равна нулю. Многомерная нормальная плотность распределения, как известно, имеет вид:

коэффициентов вейвлет-преобразования наиболее эффективно с помощью системы скейлинг-функций Хаара. В двумерном случае – для плоских изображений – эти формулы первоначально применяются по всем строкам, а потом ко всем столбцам изображения. Результирующий спектр состоит из спектров цветовых компонент R, G и B , взятых независимо друг от друга.

Таким образом, (1)–(2) позволяют рассчитывать спектры $\vec{Z} = \{Z_0, \dots, Z_{N-1}\}$ плоского изображения любого единичного представителя какого-либо компонента зерновой массы. В связи с высокой вариабельностью геометрических размеров и формы зерновки, спектры \vec{Z} компонентов зерновой массы представлялись случайным N -мерным вектором, построенным на основе $\vec{Z}_1, \dots, \vec{Z}_n$ объёма выборки n («обучающей выборки»), гарантирующей требуемую точность идентификации. После подсчёта эмпирического распределения вероятностей случайного вектора \vec{Z} , доверительных интервалов его центра рассеивания $\vec{M} = \{M_0, \dots, M_{N-1}\}$ и дисперсии $\vec{D} = \{\sigma_0^2, \dots, \sigma_{N-1}^2\}$, проводилась проверка статистических гипотез о нормальности распределения, значимости коэффициентов корреляции r_{ij} для i -й и j -й координат \vec{Z} . Эти спектры \vec{Z} сохраняются в БД единичных вейвлет-спектров.

Для статистических методов распознавания построение БД эталонных для каждого сорта эллипсоидов рассеивания опирается только на требование нормальности генеральной совокупности и проводится следующим образом. Поверхности уровня плотности распределения вероятностей нормального случайного вектора \vec{Z} задаются уравнением второго порядка

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N |\mathbf{B}|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \mathbf{B}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})}, \quad (4)$$

где N – размерность пространства; \mathbf{x} – точка пространства (вектор); $\boldsymbol{\mu}$ – центр рассеяния (вектор мат. ожиданий); $|\mathbf{B}|$ – ковариационная матрица. Константу в правой части (3) можно определить через кратный интеграл от (4), что при непосредственном интегрировании встречает значительные трудности, но допускает сведение к алгебраическому уравнению следующим образом. Рассмо-

трим множество точек, удовлетворяющее уравнению $f(\mathbf{x}) = f_{el}$, где константа

$$f_{el} \in \left[0; \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N |\mathbf{B}|}} \right]$$

регулирует вероятность попадания спектра в эллипсоид рассеяния и определяет пределы интегрирования в кратном интеграле. В системе координат с началом в центре рассеяния и преобразованной к каноническому виду (3) имеет вид

$$\sum_{i=0}^{N-1} \frac{z_i^2}{-2 \ln \left(f_{el} \sqrt{(2\pi)^N |\mathbf{B}|} \right) \cdot a_i} = 1, \quad (5)$$

где $k^2 = -2 \ln \left(f_{el} \sqrt{(2\pi)^N |\mathbf{B}|} \right)$, является коэффициентом подобия полуосей a_i эллипсоида. Если произвести в кратном интеграле от (4) замену на каноническую систему переменных, то якобиан такого преобразования равен

$$J = \frac{N \cdot k^{N-1} \cdot b(N) \prod_{i=0}^{N-1} a_i}{\sqrt{(2\pi)^N |\mathbf{B}|}}, \quad (6)$$

$$\text{где } b(N) = \begin{cases} 2, & N = 1 \\ 2b(N-1) \int_0^1 (1-x^2)^{\frac{N-1}{2}} dx, & N \geq 2 \end{cases}$$

Для вычисления коэффициента подобия эллипсоида, охватывающего заданный процент выборки, необходимо решить следующее уравнение относительно КР:

$$\frac{N \cdot b(N) \prod_{i=0}^{N-1} a_i}{\sqrt{(2\pi)^N |\mathbf{B}|}} \int_0^{K_P} k^{N-1} e^{-\frac{k^2}{2}} dk = F_{K_P}, \quad (7)$$

где F_{K_P} – заданный процент выборки, а K_P – искомый коэффициент подобия эллипсоида, охватывающего заданный процент выборки.

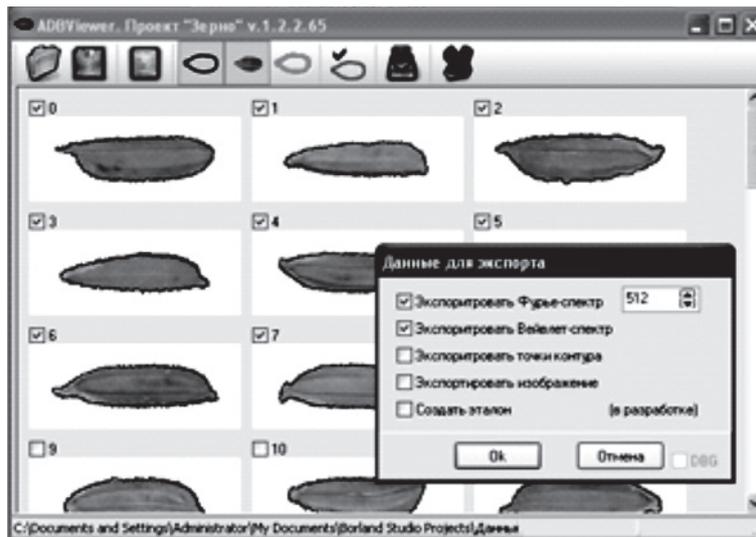


Рис. 3. Рабочее окно программы ADBViewer и диалог экспорта данных

Разработанный программный комплекс ADBViewer (рис. 3–4) включает этапы сбора спектров выборочной совокупности каждого сорта по их плоским изображениям, статистической обработки выборки и формирования базы данных эталонных спектров каждого сорта (содержит векторы средних дисперсий и корреляционные матрицы). Объектами исследований, как тестовыми для дальнейшего развития метода [3], являлись элитные сорта риса Краснодарский 424, Лиман, Кулон, Регул, Изумруд, произведенные на сортировочных участках ВНИИ риса. Представлены все ветви, группы и практически все

классы, поскольку исследуемые сорта риса, согласно традиционной классификации профессора Г.Г. Гущина, относятся к китайско-японской ветви, за исключением сорта Изумруд из индийской ветви. Для нейросетевых методов распознавания ADBViewer включает обучающую выборку единичных вейвлет-спектров, для статистических – эталонные для каждого сорта эллипсоиды рассеивания.

Данная работа выполнена при финансовой поддержке Российского Фонда фундаментальных исследований и администрации Краснодарского края, грант №08-07-99033-р_офи.

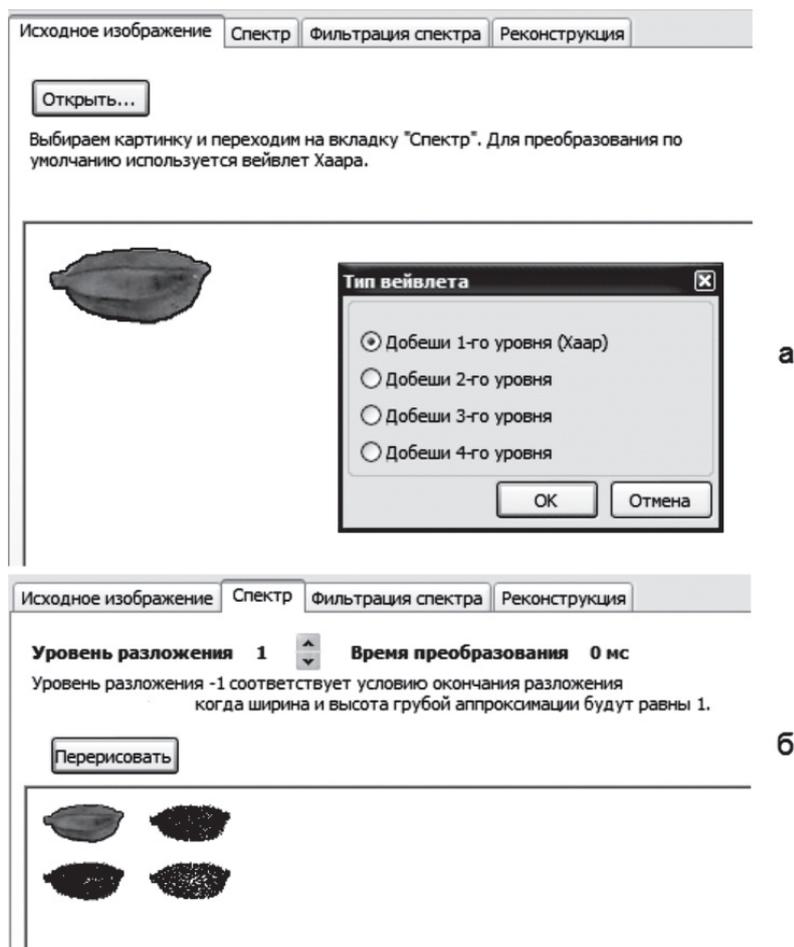


Рис. 4. Пример расчёта спектра с помощью двумерного вейвлета Хаара для выборочной совокупности сорта риса Лиман:
а – исходное изображение и выбор метода преобразования, б – спектр

Список литературы

1. Brosnan T., Sun D.W. Improving quality inspection of food products by computer vision – a review // J. Food Engineering. – 2004. – Vol. 61. – P. 3–16.
2. Теоретические и прикладные аспекты спектрального анализа контура изображения злаковых и масличных культур / А.Ю. Шаззо, С.В. Усатиков, Н.В. Мацакова, А.Н. Чуб // Известия вузов. Пищевая технология. – 2003. – №1. – С. 53–58.
3. Классификация риса на основе спектрального анализа контура изображения зёрен / А.Ю. Шаззо, С.В. Усатиков, Н.В. Мацакова, А.С. Афанасьев, И.Р. Хуснутдинов, О.Г. Гриценко // Известия вузов. Пищевая технология. – 2005. – №5-6. – С. 19–23.
4. Шаззо А.Ю. Вопросы разработки вычислительного ядра экспертных систем высокоточного распознавания компонентов и прогнозирования качества при хранении зерновой массы // Сб. тезисов Конф. получателей грантов регион. конкурса РФФИ и адм. Краснодар. края «ЮГ РОССИИ». – Краснодар: НП ИТЦ «Кубань-Юг». – 2008. – С. 177–178.
5. Шаззо А.Ю. Распознавание компонентов и прогнозирование качества при хранении зерновой массы // Сб. тезисов Конф. получателей грантов регион. конкурса РФФИ и адм. Краснодар. края «ЮГ РОССИИ». – Краснодар: НП ИТЦ «Кубань-Юг». – 2009. – С. 128–129.
6. Усатиков С.В., Руденко О.В., Горонков К.А. О точности распознавания по контуру изображений злаковых культур с помощью нейронных сетей // Обозр. прикл. и пром. математики. – 2009. – Т. 16, Вып. 3. – С. 567–569.

7. Усатиков С.В., Горонков К.А. База данных спектров плоских изображений для высокоточного распознавания сортов зерновых культур // Автоматизир. информ. и электро-энергетич. системы: материалы I Межвуз. научно-практич. конфер. – Краснодар: Изд. Дом-Юг, 2010. – С. 144–146.

8. Форсайт Д.А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2004. – 928 с.

9. Image Recognition and Classification: Algorithms, Systems, and Applications / edited by Bahram Javid. – New York, Basel: Marcel Dekker, Inc., 2002. – 493 p.

10. Уэлстид С. Фракталы и вейвлеты для сжатия изображений в действии. – М.: Изд. «Триумф», 2003. – 320 с.

Рецензенты:

Глущенко Л.Ф., д.т.н., профессор, зав. кафедрой «Технология переработки с/х продукции» Новгородского государственного университета им. Ярослава Мудрого, г. Великий Новгород;

Семенчин Е.А., д.ф.-м.н., профессор, зав. кафедрой высшей алгебры и геометрии Кубанского государственного университета МО РФ, г. Краснодар;

Дударев Ю.И., д.т.н., профессор, профессор Кубанского государственного университета МО РФ, г. Краснодар.

Работа поступила в редакцию 09.03.2011.