

Методы измерений спектральных характеристик и распознавания элементов зерновых смесей в системах сепарации реального времени

Э. К. АЛГАЗИНОВ, М. А. ДРЮЧЕНКО, Д. А. МИНАКОВ, А. А. СИРОТА,
В. А. ШУЛЬГИН

Воронежский государственный университет, Воронеж, Россия,
e-mail: m_dryuchenko@mail.ru

Рассмотрена задача распознавания элементов зерновых смесей на основе измерений спектров отражения и люминесценции для повышения эффективности фотосепарации. Приведены методики измерений спектров, а также результаты сравнительных исследований характеристик алгоритмов распознавания элементов зерновых смесей по их спектральным характеристикам.

Ключевые слова: система сепарации реального времени, спектры отражения, люминесценции, нейронная сеть, метод опорных векторов.

The problem of the grain mixture components recognition on the basis of reflectance and luminescence spectrometry aiming at the higher effectiveness of photoseparation stream systems is considered. The procedures of reflectance and luminescence spectrometry of grain components and the results of comparative studies of pattern recognition algorithms of the grain mixture components are presented.

Key words: real time separation systems, reflection spectrum, luminescence spectrum, neural network, supporting vectors method.

Распознавание и сортировка элементов зерновых смесей (ЭЗС) в системах сепарации реального времени возможны при интеграции новейших достижений в области электроники, регистрации и обработки видеоизображений, а также современных компьютерных технологий. Один из перспективных подходов связан с использованием методов глубокого спектрального анализа сортируемых объектов в сочетании с современными методами обработки регистрируемых данных.

Технология сепарации зерновых культур реализована в так называемых «традиционных» фотосепараторах [1, 2]. Разделение объектов происходит в результате анализа отраженного от их поверхности излучения в одном, двух или трех спектральных диапазонах видимого излучения. Объекты облучают либо одним широкополосным источником видимого излучения, либо последовательно несколькими источниками соответствующего спектрального диапазона. Новые технологии сепарации могут быть созданы при использовании оптического волокна для суммирования излучений

различных лазерных источников. Заложенные в таком решении возможности управления спектральным составом зондирующего излучения существенно расширяют функции фотосепараторов. Вместе с тем, удаление чужеродных объектов-примесей этим способом бывает затруднительно, поскольку их цвет может оказаться близким к цвету качественных зерновых культур. В этом случае необходимо исследовать применение альтернативных спектральных методов, основанных, например, на анализе спектров люминесценции.

Таким образом, цель работы — сравнение различных методов спектрального анализа и построенных на их основе схем измерений спектральных характеристик алгоритмов распознавания элементов зерновых смесей для систем фотосепарации.

Методики спектрального анализа. Для исследования ЭЗС использованы методы спектроскопии отражения и люминесцентной спектроскопии. В качестве объектов исследования выбраны три зерновые смеси. В первой смеси необходимо было отделить зерна пшеницы от зерен ячменя; во второй зерна обрубленного от необрубленного овса; в третьей соответственно семена рыжика ярового от круглеца метельчатого, ширицы, василька. При этом зерна первой и второй смесей визуально практически не отличались по цвету.

Спектры отражения измеряли при помощи экспериментальной установки, созданной на базе волоконно-оптического спектрометра USB4000-VIS-NIR Ocean Optics, схема которой показана на рис. 1.

Свет от источника излучения HL-2000 1 (см. рис. 1) поступает через световод 2 в интегрирующую сферу ISP-50-8-R-GT 3 под углом 8°. Отраженный от образца 4 свет под углом 90° выходит из интегрирующей сферы и по световоду 5 поступает к спектрометру 6, соединенному с компьютером 7. Интегрирующая сфера снабжена ловушкой зеркальной составляющей, что позволяет измерять интегральное и диффуз-

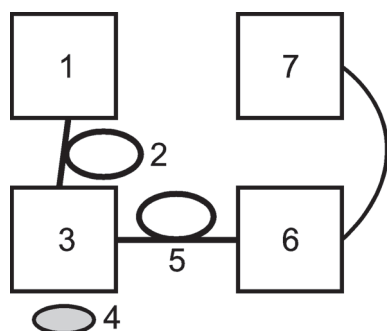


Рис. 1. Установка для получения спектров отражения:

1 — источник излучения; 2, 5 — световоды; 3 — интегрирующая сфера ISP-50-8-R-GT; 4 — образец; 6 — спектрометр USB4000 Ocean Optics; 7 — компьютер

ное отражения, а также выделять спектры зеркального отражения. Для этого в верхнюю часть корпуса сферы вставляется заглушка из отражающего (белого) или поглощающего (черного) материала. Источником опорного сигнала служит эталон отражения WS-1. В исследованном спектральном диапазоне оптическое разрешение спектрометра составляло 1,38 нм. Поскольку на практике зерно достаточно неоднородно, то для повышения точности выбора критериев сортировки из указанных смесей произвольным образом выделяли как минимум десять образцов и для каждого из них регистрировали не менее десяти спектров отражения.

Спектры люминесценции семян регистрировали устройством, созданным также на базе волоконно-оптического спектрометра USB4000-VIS-NIR [3, 4]. Схема экспериментальной установки приведена на рис. 2.

Возбуждающее люминесценцию излучение через систему линз вводится в волокно 2 (см. рис. 2) при помощи зеркальной поверхности 3, нанесенной на светоотражающую плоскость делительной призмы 4. В качестве источника возбуждения люминесценции служил лазерный диод 8, излучающий на длине волны $\lambda = 405$ нм. Плотность мощности излучения на выходе из волокна 2 не превышает 20 мВт/см², чтобы исключить повреждение образцов. На передней части коллиматора 7 установлены светофильтры Bandpass 6, вырезающие длинноволновую область излучения лазерных диодов. Излучение, введенное в волновод, распространяется по нему и на выходе поглощается исследуемой областью образца 1, контактирующей с торцом волновода. Излучение люминесценции образца вводится в тот же волновод 2. Поэтому площадь облучения и, следовательно, исследуемая область определяется площадью сечения волновода, а именно, кварцевого оптоволоконного диаметром 600 мкм (QP600 Ocean Optics), т. е. площадь зондирования равна 0,28 мм².

Оригинальность оптической схемы на рис. 2 заключается в том, что апертурный угол оптического волновода 2 и соответственно апертура пучка излучения люминесценции в области делительной призмы 3 существенно больше апертурного угла и апертуры возбуждающего люминесценцию лазерного пучка, которая определяется апертурой зеркального покрытия 3, диаметр которого выбран минимальным, что позволяет лишь незначительной части пучка люминесценции отразиться от зеркальной поверхности и не попасть в спектрометр. После прохождения делительной призмы 4 широкоапертурный пучок излучения люминесценции вводится в волновод 11 и почти без потерь поступает на вход спектрофотометра 12, сопряженного с компьютером 13.

Таким образом, создана относительно простая, но в то же время высокочувствительная система, позволяющая регистрировать спектры люминесценции объектов с временным разрешением 3,8 мс. Измерения проводили в темноте в отсутствие источников рассеянного света. Так же, как и ранее, из каждой смеси произвольным образом выбирали как минимум десять образцов. На различных участках было зарегистрировано не менее 100 спектров люминесценции.

Результаты спектрального анализа. На рис. 3, а представлены усредненные по всем объектам исследования спектры отражения зерен пшеницы (кривая 1) и необрушенного ячменя (кривая 2). Наблюдается подъем спектральных кривых при увеличении λ . Спектры отражения достаточно близки и расходятся лишь в инфракрасной (ИК) области.

На рис. 3, б показаны усредненные спектры люминесценции смеси зерен пшеницы и ячменя. Интенсивность I свечения зерен пшеницы выше, чем ячменя, максимумы

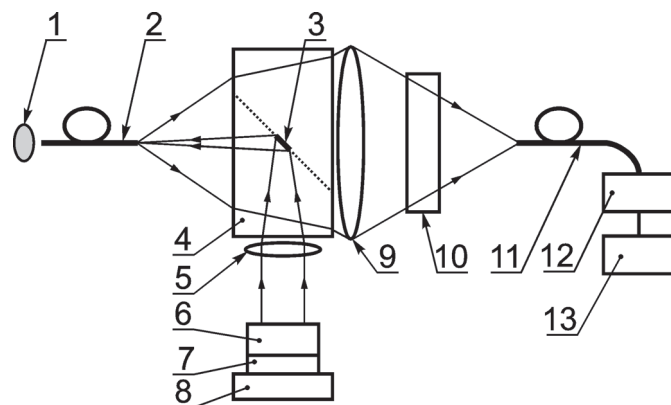


Рис. 2. Установка для получения спектров люминесценции:

1 — образец; 2, 11 — световоды; 3 — зеркало; 4 — делительная призма; 5, 9 — линзы; 6, 10 — фильтры, соответственно Bandpass и Longpass; 7 — коллиматор; 8 — лазерный диод; 12 — спектрометр USB4000 Ocean Optics; 13 — компьютер

наблюдаются при $\lambda = 513$ нм. Формы спектров похожи, что может свидетельствовать о единой природе центров люминесценции.

На рис. 4, а приведены спектры отражения, усредненные по всем составляющим третьей смеси. Спектральные кривые имеют подъем при переходе в ИК-область. В красной и ближней ИК-области наблюдается существенный контраст (более 20 %) между спектрами семян рыжика и посторонними включениями кроме василька. Тем не менее, в ИК-области их спектры отличаются незначительно. В синезеленой области спектра коэффициент отражения семян василька несколько выше, чем у семян рыжика.

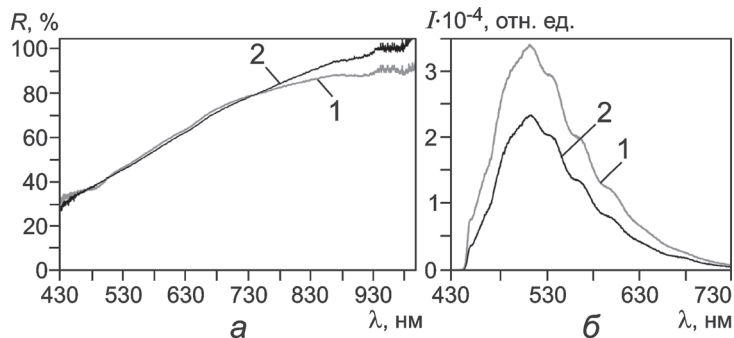


Рис. 3. Зависимости коэффициентов R отражения (а) и интенсивности I люминесценции (б) смеси зерен пшеницы (кривая 1) и ячменя (кривая 2) от длины волны λ

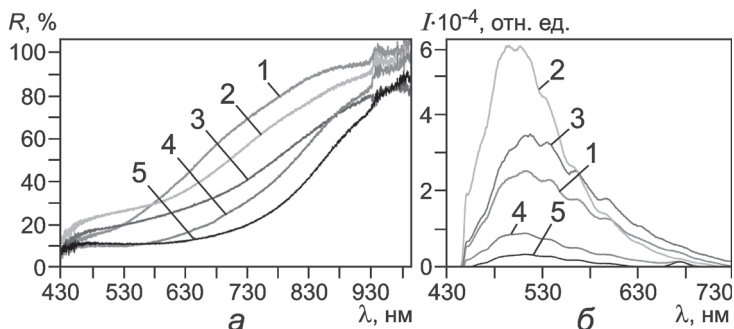


Рис. 4. То же, что и рис. 3, для смеси семян рыжика, василька, круглеца метельчатого, ширицы темно-красного и черного цветов, соответственно кривые 1—5

На рис. 4, б представлены усредненные спектры люминесценции тех же семян. Спектры имеют достаточно сложную конфигурацию, максимумы находятся: для семян рыжика при $\lambda = 511$ нм; круглеца метельчатого — 513 нм; василька — 497 нм; ширицы темно-красной и черной — 507 нм.

Решение задачи распознавания объектов в зерновых смесях. Для проведения сравнительного анализа в ходе исследования рассматривали нейросетевые алгоритмы распознавания [5—7] и алгоритмы, реализующие метод машин опорных векторов (SVM, support vector machine) [8, 9], которые представляют два базовых подхода для построения распознающих систем при отсутствии статистической модели данных на основе обучения с «учителем» по «прецедентам». Исследования проводили на основе программ, разработанных в среде Matlab. Задачу распознавания ЭЗС рассматривали как двухальтернативную: каждый распознаваемый объект может принадлежать только одному из двух классов — хороших и дефектных.

Для решения задачи распознавания объектов зерновых смесей применяли нейронную сеть (НС) класса MLP (много-слойный персептрон). Сеть имеет слой входных контактов, количество n которых соответствует числу используемых признаков распознавания, формируемых на основе компонентов спектров отражения или люминесценции, полученных в ходе экспериментов. В сети использованы два слоя нейронов, один из которых скрытый, другой выходной. Количество нейронов в скрытом слое m_1 выбирали из диапазона значений $n \leq m_1 \leq 2n + 1$. Выходной слой сети состоит из одного нейрона $m_2 = 1$, который формирует решение в виде $\text{гес} = \text{sign}(y - 0,5)$, где значения +1 и -1 переменной гес соответствуют первому и второму классам объектов. Для обеспечения инвариантности обработки исходных данных (измеренных спектров) предварительно их нормировали по

формуле $s_t = s'_t \left(\sum_{i=1}^N s'_i \right)^{-1}$, $t = \overline{1, N}$, где s'_i — изначально регистрируемые значения спектральных компонентов, N — их количество.

Кроме качества разделения зерновых смесей (вероятности ошибки распознавания), важным параметром является время, затрачиваемое на обработку одного ЭЗС. Поэтому применение спектральных измерений для систем сепарации реального времени связано с минимизацией набора спектральных признаков. Для снижения размерности исходных данных их прореживали путем усреднения соседних спектральных участков и формирования нового массива спектральных компонентов $\tilde{s}_p$ с использованием полученных средних значений:

$$\tilde{s}_p = \sum_{t=\text{ind}}^{\Delta} \frac{s_t}{\Delta}, p = \overline{1, n}, \text{ind} = \text{floor}\left(\frac{N}{n}\right)(p-1) + 1, \Delta = \text{floor}\left(\frac{N}{n}\right)p, \quad (1)$$

где $n < N$ — итоговое количество спектральных участков; $\text{floor}(\cdot)$ — операция округления в меньшую сторону.

Обучающие и тестовые множества для НС формировались на основе нормированных и усредненных наборов измерений реальных спектров отражения или люминесценции для трех исследуемых зерновых смесей. Наборы измерений для хороших и дефектных зерен обозначим как $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$, $B = \{B_1, B_2, \dots, B_m\}$, где $A_i = \{a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,K}\}^T$, $B_i = \{b_{i,1}, b_{i,2}, \dots, b_{i,K}\}^T$, $i = \overline{1, m}$ — векторы, каждый эле-

мент которых $a_{i,j} = (\tilde{s}_{i,j,1}^{(a)}, \tilde{s}_{i,j,2}^{(a)}, \dots, \tilde{s}_{i,j,n}^{(a)})^T$, $b_{i,j} = (\tilde{s}_{i,j,1}^{(b)}, \tilde{s}_{i,j,2}^{(b)}, \dots, \tilde{s}_{i,j,n}^{(b)})^T$, $j = \overline{1, K}$ содержит последовательность значений нормированных и усредненных спектров, измеренных для i -го образца каждого набора. Конкретные значения K различались в зависимости от типа смеси и способа спектральных измерений, $K = 100$ для спектров люминесценции, $K = 50$ для спектров отражения смесей всех типов.

Матрицу обучающих данных НС определяли в виде $X = \{x_1^{(a)}, x_2^{(a)}, \dots, x_m^{(a)}, x_1^{(b)}, \dots, x_m^{(b)}\}$, где $x_i^{(a)} = (a_{i,1}, a_{i,2}, \dots, a_{i,\delta})$, $x_i^{(b)} = (b_{i,1}, b_{i,2}, \dots, b_{i,\delta})$, $i = \overline{1, m}$; δ — длина вектора x_i , которую выбирали равной $K/3$ или $K/2$. Проводили дополнительное масштабирование обучающих данных по правилу

$$x_i^{(a)} = 2(x_i^{(a)} - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) - 1,$$

$$x_i^{(b)} = 2(x_i^{(b)} - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) - 1, i = \overline{1, m},$$

где $x_{\min}$, $x_{\max}$ — минимальный и максимальный элементы матрицы X , и затем значения векторов x_i подавали на входы НС. Значения, ожидаемые на выходе сети, определялись компонентами целевой матрицы $Z = \{z_1^{(a)}, z_2^{(a)}, \dots, z_m^{(a)}, z_1^{(b)}, \dots, z_m^{(b)}\}$, где $z_i^{(a)} = (+1, 0, \dots, +1, 0)$,

$z_i^{(b)} = (-1, 0, \dots, -1, 0)$, $i = \overline{1, m}$. Длина вектора $z_i = \delta$.

Входные и целевые данные для тестирования обученной НС формировали в виде $\bar{X} = \{\bar{x}_1^{(a)}, \bar{x}_2^{(a)}, \dots, \bar{x}_m^{(a)}, \bar{x}_1^{(b)}, \dots, \bar{x}_m^{(b)}\}$,

$\bar{Z} = \{\bar{z}_1^{(a)}, \bar{z}_2^{(a)}, \dots, \bar{z}_m^{(a)}, \bar{z}_1^{(b)}, \dots, \bar{z}_m^{(b)}\}$, где $\bar{x}_i^{(a)} = (a_{i,\delta+1}, a_{i,\delta+2}, \dots, a_{i,K})$,

$\bar{x}_i^{(b)} = (b_{i,\delta+1}, b_{i,\delta+2}, \dots, b_{i,K})$, $i = \overline{1, m}$; $\bar{z}_i^{(a)} = (+1, 0, \dots, +1, 0)$,

$\bar{z}_i^{(b)} = (-1, 0, \dots, -1, 0)$, $i = \overline{1, m}$; $(K - \delta)$ — длина векторов $\bar{x}_i$, $\bar{z}_i$.

Матрица целевых данных $\bar{Z}$ нормируется аналогично X . Получаемые на выходе НС данные обозначали $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m, y_{m+1}, \dots, y_{2m}\}$. Суммарную вероятность ошибки распознавания объектов зерновой смеси для всех измерений высчитывали путем сравнения значений $y_i = (y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,K-\delta})$, $i = \overline{1, 2m}$ с соответствующими значениями из целевого набора $\bar{Z}$ по формуле

$$P_{\text{ош}} = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q P_i,$$

$$P_i = \begin{cases} 1, & |y_{i,j} - \bar{z}_{i,j}| < 1 \\ 0, & |y_{i,j} - \bar{z}_{i,j}| \geq 1 \end{cases}, i = \overline{1, 2m}; j = \overline{1, K-\delta}; Q = 2m(K-\delta).$$

Для увеличения репрезентативности результатов оценки вероятности разделения хороших и дефектных зерен в представленных смесях по имеющимся наборам реальных спектральных измерений проводили многократное повторение описанной выше процедуры обучения и тестирования НС. При этом каждый раз измерения в исходных наборах нормированных и усредненных спектров отражения и

люминесценции для хороших и дефектных зерен переупорядочивали случайным образом. Результирующую вероятность ошибки распознавания объектов вычисляли как

$$\bar{P}_{\text{ош}} = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L P_{\text{ош}}^j, \text{ где } L — \text{ количество циклов обучения (тестирования) сети.}$$

Представленные в статье результаты оценки вероятности ошибки распознавания получены для $L = 25$.

Дополнительно для исследования устойчивости НС-алгоритма распознавания к возможному искажению входных данных проводили искусственное зашумление реальных данных — тестовых наборов спектральных участков $\bar{X}$ путем добавления к ним гауссовых возмущений с заданным средним квадратическим отклонением (СКО) σ .

В табл. 1 приведены вероятности ошибочного распознавания объектов для трех исследуемых зерновых смесей, рассчитанные с использованием НС-алгоритма для спектров отражения и люминесценции. Вероятности возникновения ошибок распознавания получены для различного количества анализируемых спектральных участков n и СКО искусственно вносимых гауссовых искажений (результаты при $\sigma = 0$ получены на реальных данных). Для рассмотренных зерновых смесей с увеличением σ от 0 до 0,05 возрастает процент ошибочно распознанных объектов. Влияние возмущений можно уменьшить, увеличив количество анализируемых спектральных участков n . Так, НС, обученная для распознавания объектов в смеси обрушенный — необрушенный овес, при $n = 50$ позволяет обеспечить вероятность распознавания объектов в присутствии искажений ($\sigma = 0,05$) с погрешностью порядка 2,5 % для спектров отражения и 0,5 % для спектров люминесценции. Приемлемые значения количества анализируемых спектральных участков должны определяться на компромиссной основе с учетом практической реализуемости приемника изображения и вычислительных возможностей процессоров обработки данных, характера сепарируемой зерновой смеси и обеспечения требуемой вероятности ошибки распознавания. На основе данных, представленных в табл. 1, можно сделать вывод, что для исследованных зерновых смесей НС-алгоритм обеспечивает высокую достоверность распознавания уже при $n \geq 15$.

Таблица 1

Вероятности ошибочного распознавания объектов в зерновых смесях трех типов для нейросетевого алгоритма

СКО, σ	Вероятности ошибочного распознавания для различного количества анализируемых участков объекта в разных спектрах							
	5	10	20	50	5	10	20	50
Спектр отражения								
Спектр люминесценции								
Обрушенный — необрушенный овес								
0	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,01	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	0,005	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,03	0,065	0,015	0,002	<10 ⁻³	0,055	0,010	0,002	<10 ⁻³
0,05	0,125	0,035	0,025	0,025	0,135	0,065	0,015	0,005
Пшеница — ячмень								
0	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,01	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,03	0,065	<10 ⁻³	0,003	<10 ⁻³	0,070	0,012	0,002	<10 ⁻³
0,05	0,160	0,122	0,042	0,025	0,220	0,032	0,032	0,016
Рыжик с засорителями								
0	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,01	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,03	0,002	0,002	<10 ⁻³	<10 ⁻³	0,035	0,002	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,05	0,018	0,015	0,006	<10 ⁻³	0,075	0,012	0,008	0,002

Если сравнивать качество распознавания для двух рассмотренных способов спектральных измерений, которое определяется меньшей средней вероятностью ошибки распознавания, то лучшие результаты (при $n \geq 20$) фиксируются для спектров люминесценции в смесях обрушенный — необрушенный овес и пшеница — ячмень и для спектров отражения в смеси рыжик с засорителями.

Альтернативным к рассматриваемому подходу распознавания объектов является использование метода машин опорных векторов. Объекты, как и ранее, описываются спектрами отражения или люминесценции и представляются как векторы (точки) в n -мерном пространстве. В простейшем случае линейно разделимых данных задача синтеза решающего правила сводится к поиску разделяющей гиперплоскости. Очевидно, что вариантов таких гиперплоскостей может быть много, поэтому при реализации метода SVM полагают, что максимизация «зазора» между плоскостью и данными способствует более уверенной классификации. Соответствующая гиперплоскость называется оптимальной и описывается формулой

$$\langle w, \tilde{s} \rangle + b_0 = 0,$$

где w — перпендикуляр к разделяющей гиперплоскости;

$\langle \rangle$ — скалярное произведение; b_0 — вспомогательный параметр; $|b_0|/||w||$ — перпендикуляр к гиперплоскости, опущенный из начала координат. Метод опорных векторов строится

классификатором в виде $F(\tilde{s}) = \text{sign}(\langle w, \tilde{s} \rangle + b_0)$. Построение оптимальной гиперплоскости сводится к задаче квадратичного программирования [8, 9].

Для обработки линейно неразделимых данных элементы обучающей выборки отображаются в пространство H более высокой размерности $\varphi: R^n \rightarrow H$. Если пространство H имеет достаточно высокую размерность, то велика вероятность, что в нем данные окажутся линейно разделимы. В пространстве H векторы признаков объектов $\tilde{s}_i$ заменяют

ся на векторы $\varphi(\tilde{s}_i)$, а машина опорных векторов построится аналогично [9]. Классифицирующая функция F при этом принимает вид $F(\tilde{s}) = \text{sign}(\langle w, \varphi(\tilde{s}) \rangle + b_0)$. Выражение $\text{krnl}(\tilde{s}, \tilde{s}') =$

$\langle \varphi(\tilde{s}), \varphi(\tilde{s}') \rangle$ называется ядром классификатора, которым может служить любая положительно определенная симметричная функция двух переменных. На практике чаще всего

используют $\text{krnl}(\tilde{s}, \tilde{s}') = e^{-||\tilde{s} - \tilde{s}'||^2 / 2\sigma_{\text{rbf}}^2}$, $\sigma_{\text{rbf}} > 0$ — радиальные базисные функции. При построении алгоритма распознавания ЭЗС на основе SVM использовали функции пакета Matlab R2012 svmtrain и svmclassify.

В табл. 2 приведены вероятности ошибочного распознавания объектов для трех типов зерновых смесей, рассчитанные с использованием метода SVM для спектров отражения и люминесценции. Вероятности ошибок распознавания вычислены для различного количества анализируемых спектральных участков n , СКО искусственно вносимых гауссовых искажений σ (при $\sigma = 0$ результаты получены на реальных данных) и эвристически выбираемого значения параметра

Таблица 2

Вероятности ошибочного распознавания объектов в зерновых смесях трех типов для алгоритма SVM

СКО σ	Вероятности ошибочного распознавания для различного количества анализируемых участков объекта в разных спектрах											
	5	10	20	5	10	20	5	10	20	5	10	20
	Спектр отражения $\sigma_{\text{rfb}} = 0,5$			Спектр люминесценции $\sigma_{\text{rfb}} = 0,5$			Спектр отражения $\sigma_{\text{rfb}} = 1,0$			Спектр люминесценции $\sigma_{\text{rfb}} = 1,0$		
Обрушенный — необрушенный овес												
0	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,01	0,002	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,03	0,014	0,022	0,045	0,015	0,065	0,260	0,005	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,05	0,035	0,032	0,115	0,035	0,190	0,450	0,075	0,012	<10 ⁻³	0,012	0,045	0,085
Пшеница — ячмень												
0	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,01	<10 ⁻³	<10 ⁻³	0,003	<10 ⁻³	<10 ⁻³	0,016	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,03	0,007	0,005	0,021	0,012	0,062	0,425	<10 ⁻³	<10 ⁻³	0,002	<10 ⁻³	<10 ⁻³	0,029
0,05	0,025	0,038	0,072	0,065	0,225	0,485	0,012	0,005	0,009	0,025	0,030	0,132
Рыжик с засорителями												
0	<10 ⁻³	0,003	0,025	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³	0,003	0,005	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,01	0,005	0,008	0,064	0,008	0,035	0,070	<10 ⁻³	0,005	0,003	<10 ⁻³	<10 ⁻³	<10 ⁻³
0,03	0,050	0,142	0,180	0,115	0,168	0,192	0,011	0,029	0,139	0,032	0,048	0,176
0,05	0,108	0,188	0,200	0,152	0,198	0,205	0,058	0,128	0,186	0,114	0,136	0,210

радиально базисной функции ядра в алгоритме SVM σ_{rf} . Алгоритм SVM позволяет с высокой достоверностью классифицировать хорошие и дефектные объекты в исследуемых смесях при небольших значениях σ . Для исходных спектральных измерений (без искусственно внесенных искажений) вероятности ошибки при $\sigma_{\text{rf}} = 0,5$ и $1,0$ не превышают 0,5 %.

Весьма показательна зависимость ошибки распознавания от параметра функции ядра σ_{rf} , который оказывает непосредственное влияние на сложность получаемой разделяющей границы. Работа с реальными спектрами зерновых разной степени однородности предполагает некоторый компромисс между сложностью модели и качеством классификации данных. Алгоритмы с большими значениями σ_{rf} дают границы относительно гладкой формы, могут недостаточно эффективно распознавать объекты даже на обучающей выборке. В то же время при малых σ_{rf} , которые дают границы более сложной формы, хорошо распознаются обучающие данные, но могут возникать большие ошибки на тестовых выборках. В табл. 2 эти закономерности особенно четко прослеживаются для значений, полученных на основе спектров люминесценции. В отличие от НС-алгоритма в SVM-алгоритме с увеличением количества анализируемых спектральных участков в присутствии искусственно вносимых искажений наблюдается рост ошибок распознавания, обусловленный, с одной стороны, характером исходных данных (схожесть описаний для объектов различных классов) и с другой — усложнением SVM-модели.

Заключение. Анализ полученных результатов позволяет сделать вывод, что при использовании НС-алгоритмов обработки информации полученные вероятности ошибок распознавания не превосходят 0,1 %. В среднем достоверность распознавания на основе спектров люминесценции выше, чем на основе спектров отражения. Для смеси рыжик с засорителями наблюдается противоположная тенденция. Достоинством НС-алгоритма является его большая устойчивость к возможным неспецифичным изменениям регистрируемых спектральных характеристик, связанным с естественной изменчивостью объектов в рамках одной или нескольких выборок, и возможность осуществления процедуры дообучения с использованием новых данных.

Для алгоритмов, основанных на реализации метода SVM, полученные вероятности ошибок распознавания объектов (в отсутствие искусственного зашумления исходных данных) также, в основном, не превосходят 0,1 %. Главное преимущество данных алгоритмов по сравнению с нейросетевыми связано с их более простым характером, не требующим использования специальных процедур обучения, и, следовательно, более высокая производительность при реализации на основе специализированных процессоров обработки данных.

Работа выполнена при поддержке Минобрнауки РФ по программе «Развитие кооперации российских вузов и производственных предприятий» (Постановление Правительства № 218 от 09.04.2010 г. — 3 очередь), грант № 02.G25.31.0002).

Литература

1. **Pat. 5638961 US.** Cereal grain color sorting apparatus / S. Satake, T. Ito, N. Ikeda. 1997.
2. **Pat. 5779058 US.** Color sorting apparatus for grains / S. Satake, T. Ito, N. Ikeda. 1998.
3. **Сарычева И. Н. и др.** Ранняя диагностика кариеса зубов методом лазерно-индуцированной флуоресценции // Российская стоматология. 2012. № 3. С. 50—56.
4. **Пат. 2464549 РФ.** Оптоволоконное устройство для регистрации флуоресценции / И. Н. Сарычева и др. // Изобретения. Полезные модели. 2012. № 29.

5. Кирсанов Э. А., Сирота А. А. Обработка информации в пространственно-распределенных системах радиомониторинга: статистический и нейросетевой подходы. М.: Физматлит, 2012.

6. Татузов А. Л. Нейронные сети в задачах радиолокации. М.: Радиотехника, 2009.

7. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002.

8. Фролов И. И., Садыхов Р. Х. Построение классификатора на основе машины опорных векторов для распознавания символов // Докл. Белорусского гос. ун-та информатики и радиоэлектроники. 2008. № 1. С. 103—108.

9. Scholkopf B. e. a. Advances in Kernel Methods. Support Vector Learning. Cambridge (USA): MIT Press, 1998.

Дата принятия 06.11.2013 г.

389.001:621.384

Ослабитель лазерного излучения на основе четырех призм Дове

Т. В. ИСАЕВА, А. А. КОВАЛЕВ, А. А. ЛИБЕРМАН, А. С. МИКРЮКОВ,
С. А. МОСКАЛЮК, М. В. УЛАНОВСКИЙ

Всероссийский научно-исследовательский институт оптико-физических измерений,
Москва, Россия, e-mail: mrsergik@mail.ru

Рассмотрены конфигурации четырехпризменного ослабителя, которые обеспечивают компактность конструкции, существенно упрощают его юстировку и сборку. Показано, что наиболее удачной является четырехпризменная конфигурация с попарно параллельными рабочими гранями, при которой сохраняется направление распространения луча, обеспечивается промежуточный луч для контроля поляризации и коэффициента ослабления падающего излучения в процессе калибровки ослабителя.

Ключевые слова: френелевское отражение, ослабитель падающего луча, поляризация.

The configuration of attenuator based on four Dove prisms providing the design compactness and significantly simplifying the alignment and assembly are considered. It is shown that the most successful configuration of attenuator is with parallel in pairs reflecting surfaces of prisms. This configuration preserves the direction of beam propagation and provides the intermediate beam to control the polarization of the incident radiation and its attenuation coefficient during attenuator calibration.

Key words: fresnel reflection, incident beam attenuator, polarization.

В [1] представлена конструкция ослабителя лазерного излучения для коэффициента ослабления K порядка 10^{-3} , базирующаяся на двух призмах Дове, жестко закрепленных на поворотном столике. Основная особенность данного ослабителя заключается в методике его юстировки, позволяющей определять неизвестные параметры и рассчитывать углы юстировки, при которых K не зависит от поляризации падающего излучения, а также уточнять K системы для этого случая. Данная методика основана на геометрическом свойстве угла между двумя отражающими (рабочими) гранями: существует единственная пара углов падения луча, при которых плоскости отражения от каждой из граней перпендикулярны друг другу. Для идеальных призм Дове угол между отражающими гранями составляет 60° , однако для реальных призм он может отличаться на несколько градусов [1].

Основной недостаток такого ослабителя — непредсказуемость направления выходного луча. В идеальной конфигурации выходной луч направлен перпендикулярно падающему лучу, однако из-за неидеальности угла между рабочими гранями призмы его направление смещается. В связи с этим последовательное использование двух ослабителей для достижения коэффициента ослабления порядка 10^{-6} весьма затруднительно, поскольку для второго ослабителя, размещенного на другом поворотном столике, всю процедуру

юстировки необходимо выполнять заново в пучке ослабленного излучения.

Конфигурации ослабителя из четырех призм на одной платформе. Основные требования, предъявляемые к ослабителю, — это простота конструкции и несложная процедура его юстировки. В наибольшей степени этим требованиям удовлетворяют конфигурации призм, представленные на рис. 1, а, б. Номера призм 1—4 соответствуют порядку отражения излучения от их граней. Там же показаны их основные характеристики.

Предложенные конструкции позволяют располагать призмы сонаправлено на одном столике вплотную друг к другу и к опоре, перпендикулярной плоскости столика. В принципе, за счет неточностей в изготовлении отдельных элементов, четырехпризменный ослабитель можно описать математической моделью с восемью неизвестными параметрами, а именно, углами γ , δ для каждой из призм (см. рис. 1). Для двухпризменного ослабителя в целях уменьшения числа неизвестных параметров призмы выбирают с одинаковыми γ , δ [1]. Основой практической реализации и теоретического расчета четырехпризменных конструкций является подбор отдельных пар призм ослабителя, при котором резко уменьшается количество неизвестных.