

Методы обработки сигналов : сб. науч. тр. – Вып. № 94. – Моск. энерг. инт. – М. : 1986. – С. 41–44.

Надійшла 27.03.2009
Після доробки 29.04.2009

Розглядається задача визначення середньоквадратичної висоти нерівностей рельєфу земної поверхні за допомогою частотного радіо вимірювача. Подані основні результати теоретичного аналізу кореляційної функції

відбитого сигналу, отриманої з урахуванням впливу параметрів руху носія.

A problem is considered for the terrain roughness root mean square height measurement with the FM radio altimeter. Basic results of theoretical analysis of received signal correlation function in view of the carrier motion parameters influence are presented.

УДК 621.384.3

С. В. Морщавка, Д. М. Пиза, Е. Л. Белоусов

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОБРАБОТКИ ПРОПАШНЫХ КУЛЬТУР. РАДИОМЕТРИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ¹

Проведены полигонные экспериментальные исследования спектральных характеристик растений с высокой разрешающей способностью. Произведен выбор приемлемого алгоритма распознавания. Показано, что предложенный метод дискриминационного анализа позволяет реализовать среднюю вероятность правильной классификации более 80 %. Полученные результаты показывают принципиальную возможность реализации интеллектуальных технологий в сельскохозяйственном производстве.

ВВЕДЕНИЕ

Известно, что существующие технологии защиты пропашных культур используют механический способ обработки междуурядий и механический метод обработки растений в рядке. При этом распыление гербицидов для уничтожения сорных растений производят непрерывно, независимо от того, есть ли на данном участке рядка сорные растения или нет. Недостатки такой технологии очевидны. Во-первых, неоправданно растет количество используемых гербицидов, что приводит к существенному росту затрат на обработку пропашных культур, а также к тотальному загрязнению окружающей среды (грунты, водоемы, атмосфера Земли). Во-вторых, распыление гербицидов на участках, где нет сорных, но есть полезные растения, приводит к накоплению в продуктах питания приемляемых гербицидов и продуктов их разложения.

Вполне очевидно, что при современном развитии информационных технологий, теории распознавания, адаптивных методов управления представляется возможным существенным образом изменить технологию возделывания пропашных культур.

В работах [1–3] предложена и запатентована информационная технология обработки пропашных культур. Предложенная технология базируется на идеи распознавания растений с классификацией их на два класса: полезные и сорные. Апостериорная информация, полученная в результате распознавания, используется для реализации адаптивного управления рабочими органами сельскохозяйственной машины. При этом при химическом методе обработки гербициды вносятся только на тех интервалах, где есть сорняки.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В работе [1] была разработана методика получения данных о спектральных характеристиках отражения от растений. Она заключается в том, что для получения этих характеристик растение в рядке зондируется с бокового направления световым излучением разных длин волн (рис. 1). Отраженное от растения излучение принимается и обрабатывается приемником. Из рис. 1 следует, что система является бистатической [3]. Пространственное разрешение достигается за счет использования перекрещивающихся диаграмм направленности излучателя и приемника. В ранее опубликованных работах [1, 2] предпринимались попытки оценить как возможность классификации растений, так и определить вероятностные характеристики качества распознавания. Однако, разрешающая способность экспериментальной установки, с помощью которой осуществлялся набор отраженных сигналов, была недостаточной. Поэтому, а также

© Морщавка С. В., Пиза Д. М., Белоусов Е. Л., 2009

1. Статья написана по результатам совместного украинско-египетского научно-технического проекта «Информационная технология обработки пропашных культур с использованием методов распознавания растительных объектов».

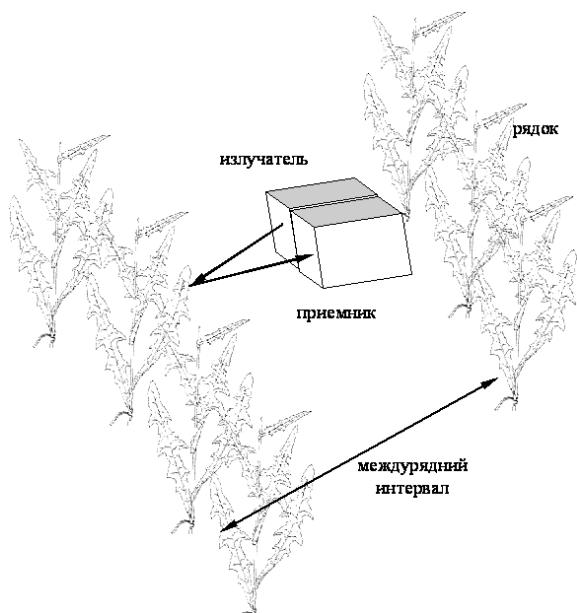


Рисунок 1 – Принцип исследований спектральных характеристик отражения в полевых условиях

в связи с появившейся возможностью повысить разрешающую способность установки до 2 нм, целесообразно провести более точную оценку потенциальных возможностей распознавания растительных объектов.

АППАРАТНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ ИССЛЕДОВАНИЙ

Используемое для полевых исследований спектральных характеристиках растений устройство не обеспечивало работу в режиме реального времени. Однако это было допустимым, поскольку исследуемые характеристики использовались для выбора оптимального алгоритма распознавания. Структурная схема такой установки показана на рис. 2.

Видеокамера использовалась для автоматической маркировки выборок (полезные и сорняки). Необходимость маркировки объясняется тем, что для распознавания классов могут быть использованы алгоритмы с обучением, а для оценки качества – вероятности правильного распознавания, при этом появляется необходимость в априорных знаниях о классе растений.

В качестве датчика изображения использована USB камера – Genius VideoCamEye. При компактных размерах камера обеспечивает разрешающую способность до 640x480 с возможностью программного управления яркостью и контрастностью и выдачей видеоданных в разных форматах.

Датчик местоположения предназначен, с одной стороны, также для маркировки, а с другой стороны, наличие геопространственных отметок позволит в по-

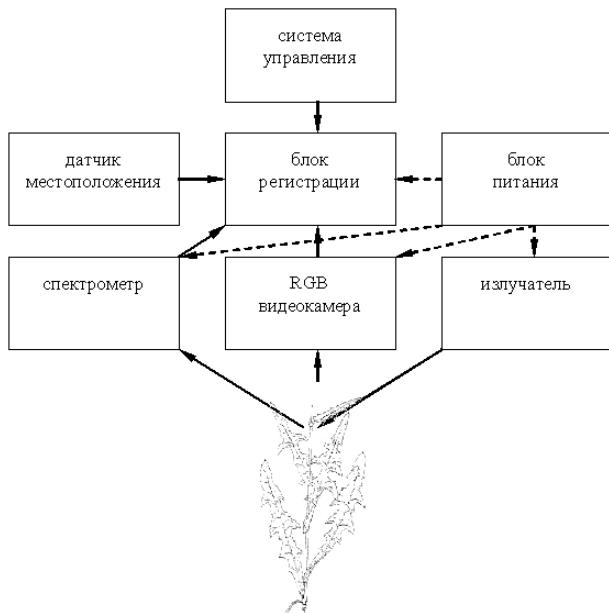


Рисунок 2 – Структурная схема устройства

следующем по результатам экспериментальных исследований создать локальную карту засоренности посевов. Для реализации датчика местоположения использован приемник BT-Q920 фирмы QSatzarz. Он имеет компактные размеры и позволяет передавать информацию к блоку регистрации данных с помощью Bluetooth интерфейса.

В качестве излучателя использована компактная галогенная лампа с рефлектором мощностью 20 Вт и напряжением питания 12 В.

Спектрометр USB650 фирмы Ocean Optics необходим для измерения мощности спектральных компонент излучения, отраженных от растений. Кроме самого спектрометра предусмотрены интерфейсы к устройству регистрации и оптическая система для улучшения энергетических характеристик устройства (чувствительности, в первую очередь) и согласования поля зрения с размерами растений.

В оптическую систему вошли: волоконно-оптический кабель и коллимирующая линза. Оптический кабель типа P200-2-UV-VIS (на волокне диаметром 200 мкм), производства фирмы Ocean Optics предназначен для соединения спектрометра с линзой 74-VIS. Рабочий диапазон оптического кабеля и линзы избран таким же, как и у спектрометра – 350–1100 нм.

Устройство регистрации необходимо для сохранения полученных характеристик с дополнительной информацией о виде растения и его местоположении. Устройство питания использовано для автономного питания всех блоков схемы.

Внешний вид собранного устройства изображен на рис. 3.



Рисунок 3 – Внешний вид устройства

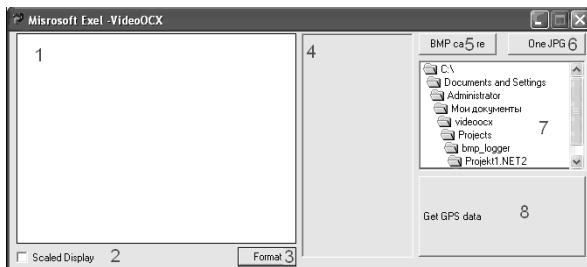


Рисунок 4 – Основное окно программы регистрации данных

При разработке программы регистрации использовались программные компоненты, входящие в базовый комплект программного обеспечения спектрометра USB Red Tide 650 фирмы Ocean Optics. В такой комплект вошли как готовые программы SpectraSuite и OOI_base32, так и динамическая библиотека, которая содержит модули для управления спектрометром.

Окно, с помощью которого можно управлять программой регистрации информации, изображено на рис. 4.

Оно содержит следующие поля:

- окно видеинформации (поз. 1);
- поле управления масштабом изображения в позе 1 (поз. 2);
- кнопка вызова окна настройки формата видеинформации (поз. 3);
- поле для вывода спектрограмм в графическом виде (поз. 4);
- кнопка запуска автоматического сохранения информации (поз. 5);
- кнопка однократного сохранения изображения в формате JFIF (поз. 6);

– поле выбора папки для сохранения файлов в автоматическом режиме (поз. 7);

– кнопка включения / отключения отображения геопространственной информации (поз. 8).

Программная оболочка активизируется лишь двумя кнопками 5 и 8 (если нужно сохранять геопространственную информацию).

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Экспериментальные исследования проводились в два этапа:

– полевые исследования спектров отражения от растений;

– обработка результатов исследований спектров.

На первом этапе с помощью разработанного и изготовленного устройства для исследования спектров растений измерялись относительные спектральные характеристики в автоматическом режиме с периодом 1 с с сохранением как текущей спектрограммы, так и дополнительной информации о местоположении и внешнем виде растения.

Характеристики растений в строке снимались последовательно, объектив приемника (спектрометрического блока) перемещался вдоль ряда плавно, без рывков и остановок.

Полученные спектральные зависимости содержат в себе, кроме характеристик, которые с точностью до множителя и постоянной составляющей отвечают спектральным характеристикам отражения, еще и информацию о спектральной яркости излучателя и пропускной способности оптического тракта.

Для того чтобы максимально уменьшить влияние сдвига за счет темнового заряда матрицы ПЗС и линейных искажений, проводилась предварительная обработка полученных спектрограмм:

$$K_{\lambda_i} = \frac{K_{\lambda_i} - \min(K_\lambda)}{\max(K_\lambda) - \min(K_\lambda)}, \quad (1)$$

где K_{λ_i} , K_{λ_i} – нормируемый и измеренный коэффициенты яркости на длине волны λ_i , соответственно; $\max(K_\lambda)$, $\min(K_\lambda)$ – максимальный и минимальный измеренные коэффициенты, соответственно.

Поскольку реальное распределение спектральных коэффициентов яркости растений в видимом и ближнем инфракрасном диапазоне можно достаточно точно описать с помощью нормального распределения, то использование непараметрических методов неоправданно из-за плохого соотношения скорости и качества классификации.

Поэтому был выбран класс алгоритмов, которые относятся к оптимальным за Байесом. Одним из таких классификаторов [4], является классификатор, использующий метрику Махalanобиса. В этом случае

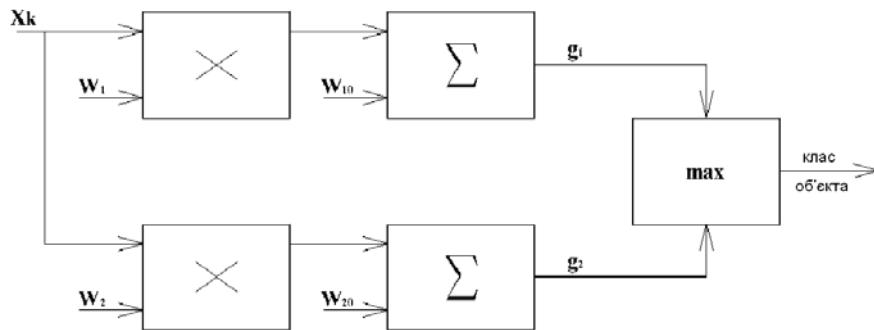


Рисунок 5 – Лінейний класифікатор з використанням метрики Махаланобіса

расстояние между вектором класса, который классифицируется X_k , и средним вектором U_i определяется как:

$$r_i(X_k) = (X_k - U_i)^T \cdot V_i^{-1} (X_k - U_i), \quad i = 1, 2. \quad (2)$$

Если допустить, что ковариационные матрицы для обоих классов (полезное растение и сорняки) одинаковы, то решающие границы будут линейными (для многомерного пространства – определяются гиперплоскостью). Тогда вычисления можно существенно упростить.

После несложных превращений можно выделить дискриминирующую функцию в виде:

$$g_i(X_k) = W_i^t \cdot X_k + W_{iO}, \quad i = 1, 2, \quad (3)$$

где

$$W_i = V^{-1} \cdot U_i, \quad i = 1, 2, \quad W_{iO} = -0,5 \cdot U_1^t \cdot V^{-1} \cdot U_1. \quad (4)$$

Структурная схема такого классификатора, известного, как классификатор по метрике Махалонобиса (рис. 5), аналогична линейному классификатору, при этом используется такое же количество операций и нужен такой же объем памяти. С точки зрения соотношения скорости работы и качества распознавания применение такого классификатора является наиболее приемлемым [2], так как по количеству операций он приближается к линейному классификатору, а качество его работы заметно лучше.

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ІССЛЕДОВАНЬЙ

Для проведения экспериментальных исследований был избран тестовый полигон, который расположен вблизи г. Запорожья (рис. 6). Полигон представляет собой несколько полей, на которых подсолнечник высевался в разное время и потому присутствовали растения разных сроков вегетации.

В последующем из полученных экспериментальных данных было отобрано 1355 наборов по 2048 спек-

тральным точкам. Критерием отбора была возможность дешифрации вида растений по изображениям и форме спектральной кривой (отсутствие ограничений и избыточной зашумленности).

Виды растений, которые попали в объектив, их полные названия и количество образцов каждого класса приведены в табл. 1.

В отобранных выборках содержится информация о трех классах, два из которых – растения, а третий – чистая почва. Решение не отсеивать выборки третьего класса на первом этапе было вызвано тем, что наличие трех классов отвечает реальной ситуации при работе сельхозтехники. При работе в поле классификация сначала будет осуществляться на две категории (наличие растений первого и второго класса, их отсутствие – третий класс). И только потом, первая категория разделяется на сорняки и полезные растения.

Есть фактор, который налагает ограничение на количество учебных выборок, – необходимость получить невырожденную ковариационную матрицу. Для этого необходимо, чтобы количество выборок было не меньше количества признаков. При этом количество спектральных коэффициентов будет больше или



Рисунок 6 – Тестовий полигон

Таблица 1 – Видовой состав исследуемых образцов

Вид растения	Латинское название	Класс и количество выборок
Подсолнух	<i>Helianthus cultus</i>	1 (полезная) – 401
Амарант	<i>Amaranthus retroflexus</i>	
Лебеда	<i>Shenopodium album</i>	
Молочай	<i>Euphorbia falcate</i>	
Миший	<i>Setaria viridis</i>	
Осот	<i>Sonchus arvensis</i>	
Пырей	<i>Agropyrum repens</i>	
Участки без растений	–	2 (сорняк) – 576
Вместе:	Всего	3 (почва) – 378
		1355

равняться квадрату признаков и, если между выборками не будет линейных зависимостей, то можно будет без дополнительных мероприятий найти обратную ковариационную матрицу. Как видно из табл. 1, для всей совокупности сорняков можно использовать не больше 576 признаков, для культурных растений не больше 401 признака.

Поскольку аналогово-цифровой преобразователь спектрометра выдает 2048 спектральных коэффициентов, то практически имеет смысл использовать из них не больше 400. С другой стороны, оптика спектрометра обеспечивает разграничение на уровне 2 нм (650 независимых спектральных коэффициентов). Поэтому было решено уменьшить количество коэффициентов до 256 путем усреднения значений соседних 8 спектральных точек. При этом спектральное разрешение снижается до 3,048 нм и, что существенно, уменьшается влияние шумовых компонент.

Нормированные спектральные выборки коэффициентов яркости были подвергнуты разведывательному анализу для того, чтобы выяснить, как соотносится

предложенное количество классов и их реальное количество. Для этих целей проводилась кластеризация данных с использованием разных метрик и объединительных правил. Результаты кластеризации в виде зависимостей объединительных расстояний от количества классов показаны на рис. 7. Как следует из этих графиков, результаты экспериментальных исследований правильнее всего отнести к трем или четырем классам (наибольшие приrostы на графике объединительных расстояний). Это значит, что классификация на три класса может дать хорошие результаты.

Еще одним оценочным методом является кластеризация по методу k-ближайших соседей. Средние значения классов, которые были сформированы с помощью такого метода, изображены на рис. 8. Один из классов, которые образовались, четко отвечает участкам без растительности (Cluster 1), а два других приблизительно отвечают растениям разных классов – сорняков (Cluster 2) и полезных (Cluster 3).

Сверив результаты кластеризации с информацией о внешнем виде растений можно оценить качество

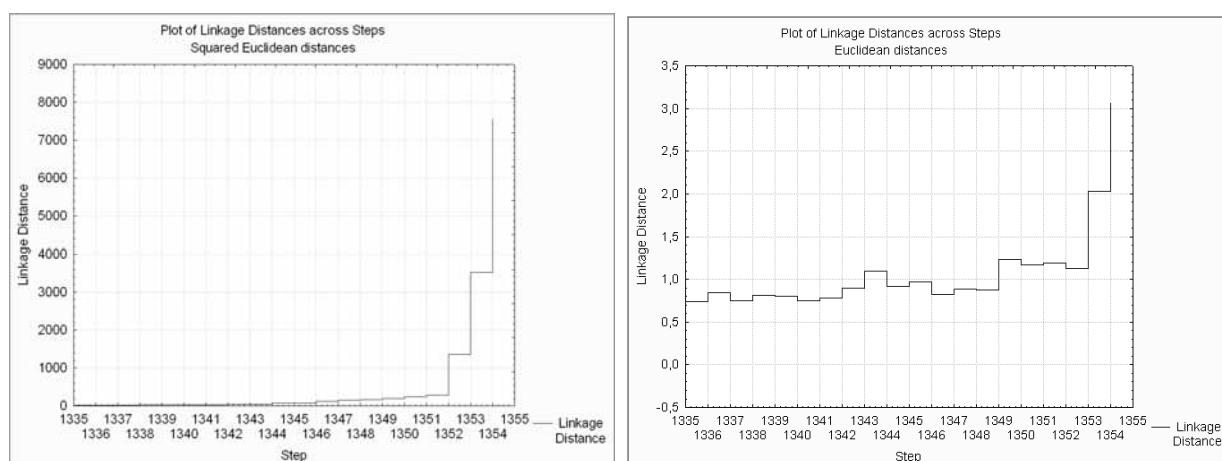


Рисунок 7 – Результаты кластеризации:

а – по правилу Уорда; б – по простому объединительному правилу

Таблиця 2 – Класифікаційна матриця

Апостериорные данные (в результате классификации)		1(cluster 2)	2 (cluster 3)	3 (cluster 1)	Всего
	1	259	307	6	572
	2	124	255	0	379
	3	18	14	372	404
Априорные данные	Всего	401	576	378	1355
Достоверность правильной классификации		64,5 %	44,3 %	98,4 %	

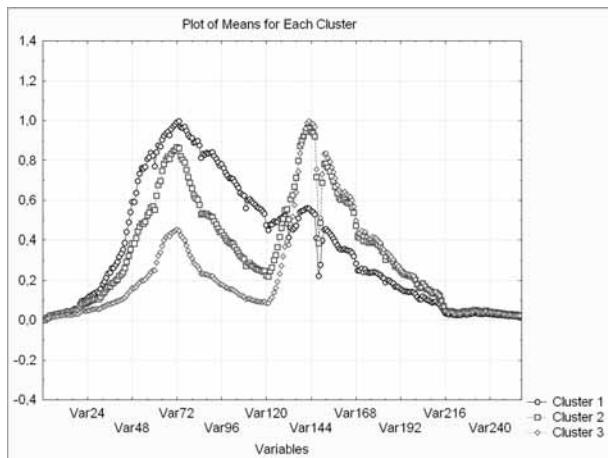


Рисунок 8 – Результаты кластеризации по методу к-ближайших соседей

распознавания «вслепую» без априорных данных о растениях. Результаты проверки показаны в табл. 2. Из таблицы видно, что такое распознавание возможно, но качество будет низким. Исключением является класс, который отвечает участкам без растений с показателем в 98,4 %. Такая точность определения этих участков позволяет разделить одну задачу классификации с тремя классами на две двухклассовые задачи.

Проверка закона распределения вероятности на нормальность была проведена для оценки возможности применения методов дискриминационного анализа, модели Фишера, метрики Махalanобиса. Иногда в задачах классификации, даже если не совсем удов-

летворяются все обязательные условия, экспериментальные данные позволяют достаточно успешно классифицировать выборки [5]. Для проверки возможности классифицировать растительные объекты по экспериментальным данным использован блок дискриминационного анализа программы Statistica. Проведение дискриминационного анализа необходимо для того, чтобы определить возможность классификации растительных объектов по спектральным характеристикам, а также оценить качество распознавания. Сначала, согласно методике проведения анализа, проводился отбор заданного количества наиболее значимых признаков.

Поведение характеристик качества распознавания в зависимости от количества использованных признаков обобщено на рис. 9. Из приведенной иллюстрации видно, что качество распознавания до определенного момента слабо изменяется при уменьшении количества использованных признаков, а затем начинается резкое ухудшение вероятности правильного распознавания.

Исходя из этого, можно определить оптимальное количество признаков для распознавания с точки зрения соотношения скорости и качества обработки – 64 (ближайшая степень двойки). Для улучшения качества распознавания количество признаков следует увеличивать, хотя при этом вероятность правильного распознавания увеличивается практически линейно.

На рис. 10 показаны максимально досягаемые показатели распознавания. Если построить дерево классификации так, чтобы сначала отделить участки без растений (где разбрызгивать гербициды нет необходимости), а затем разделять растения на два класса,

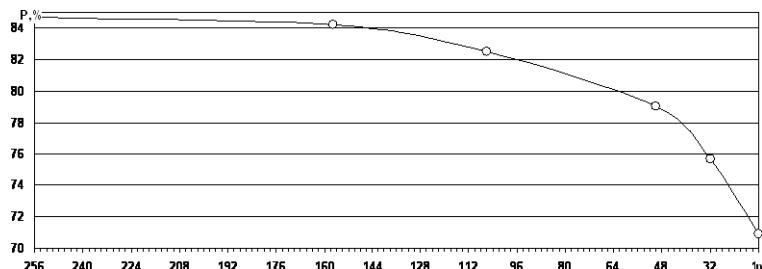


Рисунок 9 – Изменение вероятности правильного распознавания в зависимости от количества признаков

Classification Matrix (data in Workbook2.stw)						
Rows: Observed classifications		Columns: Predicted classifications				
Class	Percent	1	2	3		
Correct	p=.2959	p=.4251	p=.2790			
1	73,31671	294,0000	104,0000	3,0000		
2	88,02083	63,0000	507,0000	6,0000		
3	98,14815	5,0000	2,0000	371,0000		
Total	86,49446	362,0000	613,0000	380,0000		

Classification Matrix (data in Workbook2.stw)						
Rows: Observed classifications		Columns: Predicted classifications				
Class	Percent	1	2			
Correct	p=.4104	p=.5896				
1	76,80739	308,0000	93,0000			
2	90,27778	56,0000	520,0000			
Total	84,74923	364,0000	613,0000			

Рисунок 10 – Классификационные матрицы для распознавания по полной системе признаков:

а – на три класса; б – на два класса

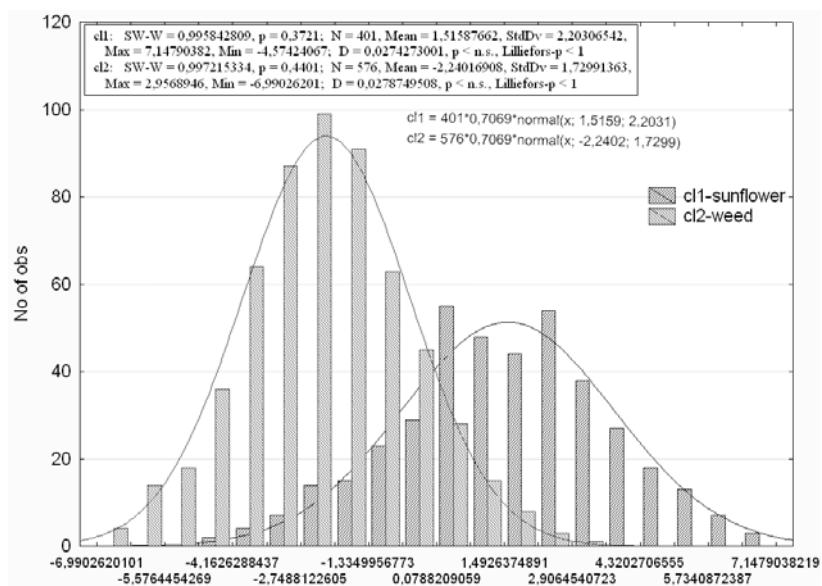


Рисунок 11 – Гистограммы значений дискриминирующих функций

то можно достичь высоких показателей качества распознавания. Участки, на которых отсутствуют растения, будут распознаваться с достоверностью близкой к единице (98,1 %), сорняки с достоверностью 90 %, а полезные с достоверностью 76,8 %.

На практике это значит, что гербициды практически всегда будут экономиться на участках без растений и только 10 % сорняков могут не быть обработанными. Однако, количество необработанных сорняков может быть и меньше, поскольку большая часть из этих 10 % относится к смешанным случаям, когда в объектив спектрометра попадает отражение от смеси полезных растений и сорняков. Причем соотношение между их вкладами в суммарный сигнал приближается к единице, то есть сорные растения не доминируют. При приближении к участкам, где соотношение смещается в сторону сорняков, классификатор относит их к правильному классу.

В процессе исследований оценены распределения значений дискриминирующих функций для двух классов, которые показаны на гистограммах (рис. 11). Очевидно, что они достаточно точно отвечают нормальному.

Поэтому, можно считать, что использование методов линейного дискриминационного анализа в этой задаче правомерно. Кроме того, классы достаточно четко разделяются в пространстве значений дискриминирующих функций.

ВЫВОДЫ

Проверка возможности использования линейного дискриминационного анализа (тесты на нормальность распределений та возможность обращения ковариационной матрицы) обнаружила, что не на всех участках спектра распределение можно считать нормальным, но многомерное распределение, в целом, отвечает нормальному закону, что и позволяет получить обратную матрицу.

Исследования с помощью дискриминационного анализа обнаружили принципиальную возможность выделения участков без растительности с достоверностью выше 98 % и последующей классификации на полезные и сорные со средней вероятностью правильной классификации 84 % (90 % для сорняков и 75 % для подсолнечни-

ка). Такие результаты показывают принципиальную возможность реализации интеллектуальных сельскохозяйственных технологий, использующих классификацию растений на поле.

ПЕРЕЧЕНЬ ССЫЛОК

1. Пиза Д. М. Повышение вероятности распознавания растительных объектов за счет увеличения разрешающей способности лидаров / Д. М. Пиза, С. В. Морщавка // Кибернетика и вычислительная техника. – 1999 г. – Вип. 117. – С. 14–17.
2. Пат. 33759 Україна. МПК (2006) A01 В 39/00. Способ прополки просалих культур / Пиза Д. М., Морщавка С. В.; заявник та патентовласник Запорізький національний технічний університет; заявл. 03.03.07; опубл. 10.07.08, Бюл. № 13.
3. Пиза Д. М. Выбор наборов признаков для распознавания растительных объектов / Д. М. Пиза, С. В. Морщавка // Системний аналіз, управління і інформаційні технології: Вісник Харківського державного політехнічного університету. Збірка наукових праць. Випуск 97. – Харків: ХДПУ. – 2000. – С. 69–74.
4. Кузнецов А. С. Синтез формы радиолокационного сигнала для распознавания объектов / Кузнецов А. С.

- // Зарубежная радиоэлектроника. – 1992. – № 10. – С. 49–60.
5. Боровиков В. П. Популярное введение в программу STATISTICA / Боровиков В. П. – М. : Компьютер Пресс, 1998. – 238 с.

Надійшла 14.05.2009
Після доробки 18.05.2009

Проведено полігонні експериментальні дослідження спектральних характеристик рослин з високою роздільною здатністю. Виконано вибір прийнятного алгоритму розпізнавання. Показано, що запропонований метод дискримінаторного аналізу дозволяє реалізувати середню вірогідність правильної класифікації більше ніж 80 %. Отримані результати показали принципову можливість реалізації інтелектуальних технологій в сільськогосподарському виробництві.

Proving ground experimental studies of high resolution spectral characteristics of plants have been conducted. Appropriate algorithm of recognition has been successfully selected. It has been shown that the proposed method of discriminatory analysis allows to achieve average probability of proper classification exceeding 80 %. The results show that intellectual technologies can be basically used in agricultural production.