

## МІНІМІЗАЦІЯ КІЛЬКОСТІ ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК ПРИ ПОБУДОВІ КЛАСИФІКАТОРА РОСЛИННИХ ОБ'ЄКТІВ

В статті показана можливість зменшення кількості інформативних ознак з початкових 256 значень до 4 при побудові класифікатора рослинних об'єктів за результатами дистанційного зондування. Для побудови розпізнавальної моделі був використаний множинний лінійний дискримінантний аналіз Фішера. Для обраного набору даних, встановлені оптимальні діапазони ознаки.

**Ключові слова:** розпізнавання, спектральні коефіцієнти яскравості, ознаки, класифікатор.

### ВСТУП

Основна вимога до інформації – зміна уявлення про об'єкт дослідження відповідно до поставлених задач. Зміст і кількість інформації, що була отримана за допомогою дистанційних методів, обумовлена рівнем первинних знань і заздалегідь сформульованими вимогами, задачами. Саме обмеженість і визначеність інформації дозволяють формалізувати отримані відомості. Отримана інформація може бути різноманітна за формою і змістом, мати різноманітну цінність, що визначається інтересами споживача інформації [1]. Однією з ключових проблем в рішенні різноманітних завдань аналізу даних (оцінка регресії, розпізнавання образів, кластеризація, прогнозування) є відбір інформативних ознак. Реальні процеси в технічних системах можуть описуватися великою кількістю різних ознак. При цьому не завжди усі з них є істотними або значимими, тобто необхідними для побудови адекватної моделі процесу (регресійної моделі, класифікаційної моделі та ін.). Крім того, актуальність відбору інформативних ознак стає особливо відчутною у зв'язку з характерною для більшості алгоритмів аналізу даних проблемою «прокляття розмірності». Ця проблема полягає в різкому падінні ефективності алгоритму або різкому збільшенні необхідного обчислювального ресурсу для ефективної роботи алгоритму при збільшенні розмірності (збільшенні числа ознак) вирішуваної задачі аналізу даних.

На сьогодні запропоновано велику кількість методів відбору інформативних ознак або зниження розмірності [2]: метод головних компонент, моделі і методи факторного аналізу, багатовимірне шкалювання і інші. Кожен з розроблених методів має свої переваги і недоліки, у багатьох випадках є обмеження на застосування того або іншого методу. Вплив кількості ознак на якість розпізнавання об'єктів (у тому рахунку і рослинних об'єктів) розглянуто у ряді робіт [3, 4, 5]. Але в цих роботах класифікація об'єктів проводилася або лише на два класи, або проводилася класифікація нерослинних об'єктів (харак-

тер статистичного зв'язку між коефіцієнтами відбиття рослинних об'єктів відрізняється від статистичного зв'язку між коефіцієнтами відбиття нерослинного походження), або була запропонована більша кількість ознак, ніж у цій статті.

Мета роботи полягає у дослідженні впливу кількості інформаційних ознак на якість розпізнавання рослинних об'єктів на три класи за експериментально отриманими даними дистанційного зондування рослинних об'єктів, що обумовлена видом рослини. Кількість обраних класів, яка дорівнювала трьом обумовлена тим, що в якості першого класу обрано корисну культуру (кукурудзу), а в якості двох інших класів – бур'яни – мишій та амброзія. Необхідність розподілу бур'янів на два класи обґрунтована тим, що для знищення однодольних бур'янів (мишій) та дводольних (амброзія) застосовують різні гербіциди [6]. Рівень ймовірності вірного розпізнавання встановимо рівним 90 % для кожної рослини, це є прийнятним для реальних польових умов. Розпізнавання рослин буде проведено на корисні (кукурудза – перший клас) і бур'яни (амброзія – другий клас, мишій – третій клас).

### 1 МЕТОДИ ЗМЕНШЕННЯ КІЛЬКОСТІ ОЗНАК

Оскільки велика розмірність (кількість початкових ознак) становить суттєву проблему при побудові класифікатора, було запропоновано велику кількість методів зменшення розмірності [6]. Більшість цих методів забезпечують функціональне відображення, так що можна визначити відображення довільного вектору ознак. Класичними процедурами є аналіз головних компонент і факторний аналіз, обидва з них зменшують розмірність шляхом формування лінійних комбінацій ознак. Але коефіцієнти відбиття від рослини в інфрачервоному діапазоні не є набором статистично незалежних ознак [7]. В цьому випадку не можливо застосовувати розроблені і апробовані вищевказані методи зменшення інформаційних ознак. Тому правильний вибір і відбір кількості інформаційних ознак можна здійснити за допомогою суб'єктивного перебору різних по складу наборів ознак і вибором найбільш інформатив-

ного з них при їх допустимій кількості. В якості показника інформативності краще всього використати ймовірність правильного розпізнавання окремої рослини [8]. Оптимальним вирішальним правилом при оцінці цього показника є правило Байеса.

Наприклад, для багатовимірного нормального випадку для двох класів, коли апіорні ймовірності для кожного класу рівні, то байесовський рівень помилки визначається рівнянням:

$$P(e) = \frac{1}{\sqrt{2} \cdot \pi} \cdot \int_{r/2}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \cdot u^2\right) du, \quad (1)$$

де  $r^2$  – квадратична махалонобісова відстань, яка дорівнює:

$$r^2 = (\mu_1 - \mu_2)^t \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\mu_1 - \mu_2), \quad (2)$$

де  $\mu_1, \mu_2$  – вектори-стовбці ознак першого та другого класу;  $\Sigma$  – ковариаційна матриця.

Таким чином, ймовірність помилки зменшується при збільшенні  $r$ , прагнучи до нуля при спрямуванні  $r$  до нескінченності. У разі незалежних змінних  $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_d^2)$ , маємо

$$r^2 = \sum_{i=1}^d \left( \frac{\mu_{i1} - \mu_{i2}}{\sigma_i} \right)^2. \quad (3)$$

Видно, що кожна з ознак кожного класу впливає на рівень ймовірності помилки. Найкращими в цьому сенсі є ті ознаки, у яких різниця середніх значень велика в порівнянні із стандартними відхиленнями.

При роботі з багатоспектральними даними, які характеризують коефіцієнти відбиття рослин, можуть застосовуватися методи часткового перебору, до яких відносять «послідовної селекції вперед», «послідовній селекції назад», «узгаальнені» алгоритми селекції, «мінімальний» алгоритм, алгоритм «гілок і меж», алгоритм «стохастичного пошуку» і ін. Але вищезазначені методи не гарантують одержання оптимального результату [9]. Тому що, коефіцієнти відбиття рослин, в загальному випадку, є нерівноцінними та статистично залежними і при частковому переборі є вірогідність того, що велика частина варіантів складання наборів ознак виключається з розгляду. Тому використання алгоритмів часткового перебору не завжди доцільне, оскільки показники розпізнавання при їх застосуванні можуть погіршитися.

Загальна кількість наборів ознак у разі повного перебору визначається величиною

$$P = \sum_{i=1}^m C_m^i = 2^m - 1, \quad (4)$$

де  $C_m^i$  – кількість поєднань з  $m$  по  $i$ ;  $m$  – кількість поодиноких ознак в початковій системі;  $i=1, 2, \dots, m$ .

## 2 ЕКСПЕРИМЕНТ І ОБРОБКА РЕЗУЛЬТАТІВ

Виміри спектральних коефіцієнтів відбиття проводилися на полі ТОВ «Агрофірма «Матвіївка», Вільнянського району, Запорізької області на початку червня при мінливій хмарності. Поле було засаджене корисною культурою – кукурудзою, яка на момент зняття вимірів мала вік 6–7 неділей після сходів. Окрім корисної культури на полі були присутні наступні бур'яни: амброзія, берізка, мишій, пирій, пастуша сумка, суріпиця і ін. Серед бур'янів, для подальшого дослідження, були відібрані мишій та амброзія, так як вони склали переважну частину бур'янів на полі. Переміщення об'єкта приймача спектрометра від однієї рослини до іншої в продовж рядка проводилося рівномірно, приблизно на постійній швидкості руху (0,5–1) м/с. Виміри спектральних характеристик рослин проводилися за допомогою приладу, який автоматично з періодом 1 с зберігав поточну інформацію (коефіцієнт відбиття і координати місця) і зовнішнього вигляду рослини. Пристрій для дослідження спектрів складався з: спектрометра Red Tide650 з волоконно-оптичним кабелем P200-2-UV-VIS і лінзою 74-VIS (фірма Ocean Optics); Web-камера A4Tech PK-838G для фотографування зображення рослин.

З усіх експериментальних даних, для подальшого дослідження було відібрано 2268 спектральних коефіцієнтів відбиття рослин. Критерієм відбору була можливість візуального визначення виду рослин по зображеннях і формі спектральної кривої (відсутність обмежень і надмірної зашумленості). Назва і кількість вибірок рослин, які були відібрані для подальшого дослідження, наведені в табл. 1.

Наступним етапом була обробка отриманих даних і визначення впливу кількості ознак на якість розпізнавання рослин. Спектральні коефіцієнти відбиття рослин, які були отримані спектрометром, за допомогою написаного макросу були введені в програму Excel2010, в результаті чого було отримано 3 масиви чисел: матриця коефіцієнтів відбиття для кукурудзи – 699×256, матриця коефіцієнтів відбиття для мишію – 687×256 і матриця коефіцієнтів відбиття для амброзії – 882×256.

Далі, кожна з трьох матриць піддавалася нормуванню за лінійним законом

$$\omega_i = \frac{\mu_i - \mu_{i,\min}}{\mu_{i,\max} - \mu_{i,\min}}, \quad (5)$$

де  $\omega_i, \mu_i$  – нормовані та виміряні спектральні коефіцієнти яскравості на довжині хвилі  $\lambda_i$ , відповідно;

Таблиця 1. Видовий склад досліджуваних рослин

Вид рослини	Латинська назва	Кількість екземплярів
Кукурудза	zea	699
Амброзія	Ambrósia artemisiifólia	882
Мишій	Setaria viridis	687
Усього		2268

$\mu_{i,max}$ ,  $\mu_{i,min}$  – максимальні та мінімальні виміряні спектральні коефіцієнти яскравості.

Залежність нормованих коефіцієнтів відбиття, розрахованих по формулі (5), від довжини хвилі для кукурудзи, мишію і амброзії наведені на рис. 1.

Для визначення впливу кількості інформаційних ознак на якість розпізнавання рослинних об'єктів на 3 класи за експериментальними даними був використаний множинний лінійний дискримінантний аналіз Фішера, при проведенні якого для відбору найбільш інформативних ознак була виконана процедура покрокового включення змінних. Були розраховані значення класифікаційних матриць для кожного набору ознак, для окремих наборів ознак розраховували Wilks' Lambda, оцінено отриману систему класифікаційних рівнянь і адекватність отриманої моделі. Результати дослідження оброблені із застосуванням статистичного пакету програми «STATISTICA 6.1® for Windows» компанії StatSoft Inc, а також «Microsoft Excel 2003». Окремі статистичні процедури і алгоритми реалізовані у вигляді спеціально написаних макросів у відповідних програмах. Для усіх видів аналізу статистично значимими вважали відмінності при  $p < 0,05$ .

Зменшення ознак проводили до тих пір поки ймовірність вірного розпізнавання однієї із рослин – кукурудзи, мишію, амброзії не стане менше 90%. Відбір інформаційних ознак проводився в межах одного набору, тобто 183 ознаки відбиралися з початкового набору, що складав 256; 81 з 183; 73 з 81; 46 з 73 і т. д., поки не був досягнутий задовільний варіант для 5 ознак. Класифікаційна матриця для 4 ознак наводиться для констатації факту зменшення ймовірності вірного розпізнавання. Результати розрахунків наведені на рис. 2–6. На рисунках прийняті наступні скорочення: а – амброзія, к – кукурудза, м – мишію.

Значення ймовірностей вірного розпізнавання для 183, 81, 73, 46, 30 і 3 інформаційних ознак у вигляді класифікаційних матриць не наводяться, але враховуються при побудові графіка залежності усереднених значень ймовірностей в залежності від кількості ознак, який наводиться на рис. 7.

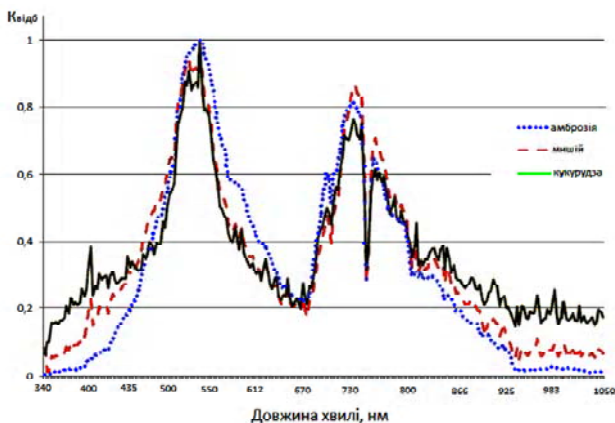


Рис. 1. Залежність нормованих коефіцієнтів відбиття від довжини хвилі для амброзії, мишію, кукурудзи

Classification Matrix (Вместе - амброзия, кукуруза, мыший_6)				
Rows: Observed classifications				
Columns: Predicted classifications				
Class	Percent Correct	k p=,3082	a p=,3889	m p=,3029
k	99,7139	697,0000	0,0000	2,0000
a	100,0000	0,0000	882,0000	0,0000
m	100,0000	0,0000	0,0000	687,0000
Total	99,9118	697,0000	882,0000	689,0000

Рис. 2. Класифікаційна матриця для апостеріорної ймовірності розпізнавання рослин на три класи з використанням 256 ознак

Classification Matrix (Вместе - амброзия, кукуруза, мыший_6)				
Rows: Observed classifications				
Columns: Predicted classifications				
Class	Percent Correct	k p=,3082	a p=,3889	m p=,3029
k	91,98856	643,0000	4,0000	52,0000
a	98,52608	0,0000	869,0000	13,0000
m	96,94323	7,0000	14,0000	666,0000
Total	96,03175	650,0000	887,0000	731,0000

Рис. 3. Класифікаційна матриця для апостеріорної ймовірності розпізнавання рослин на три класи з використанням 7 ознак

Classification Matrix (Вместе - амброзия, кукуруза, мыший_6)				
Rows: Observed classifications				
Columns: Predicted classifications				
Group	Percent Correct	k p=,30820	a p=,38889	m p=,30291
k	90,98712	636	6	57
a	96,71202	0	853	29
m	95,48763	13	18	656
Total	94,57672	649	877	742

Рис. 4. Класифікаційна матриця для апостеріорної ймовірності розпізнавання рослин на три класи з використанням 5 ознак

Discriminant Function Analysis Summary (Вместе - амброзия, кукуруза, мыший_6)						
No. of vars in model: 5; Grouping: Var257 (3 grps)						
Wilks' Lambda: ,08762 approx. F (10,4522)=1075,5 p<0,0000						
N=2268	Wilks' Lambda	Partial Lambda	F-remove	p-level	Toler.	1-Toler. (R-Sqr.)
401,25 nm	0,136166	0,643468	626,3854	0,000000	0,277691	0,722309
462,50 nm	0,158625	0,552362	916,1634	0,000000	0,195317	0,804683
643,49 nm	0,153340	0,571397	847,9831	0,000000	0,219237	0,780763
729,80 nm	0,112374	0,779700	319,4160	0,000000	0,217879	0,782121
866,23 nm	0,091586	0,956674	51,1982	0,000000	0,241093	0,758907

Рис. 5. Дані дискримінантного аналізу при класифікації рослин на три класи з використанням 5 ознак

Classification Matrix (Вместе - амброзия, кукуруза, мыший_6)				
Rows: Observed classifications				
Columns: Predicted classifications				
Group	Percent Correct	k p=,30820	a p=,38889	m p=,30291
k	83,54793	584	5	110
a	96,25851	0	849	33
m	91,41193	31	28	628
Total	90,87302	615	882	771

Рис. 6. Класифікаційна матриця для апостеріорної ймовірності розпізнавання рослин на три класи з використанням 4 ознак

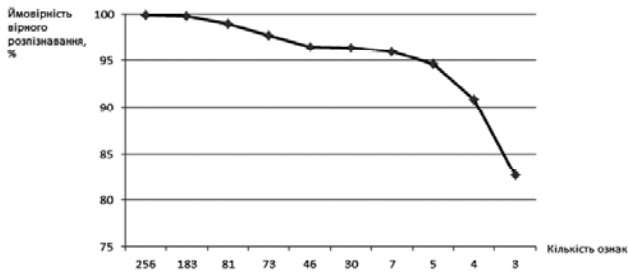


Рис. 7. Залежність ймовірності вірного розпізнавання рослин (середньої за трьома класами) від кількості інформативних ознак

З вищенаведених розрахунків, видно, що прийнятним з точки зору якості розпізнавання рослинних об'єктів на три класи (кукурудза, мишії, амброзія) є зменшення кількості ознак до 5, при цьому ймовірність вірного розпізнавання для амброзії складає 96,71 %, для мишії 95,48 % і для кукурудзи – 90,98 %. При цьому найбільший вклад в дискримінаційну характеристику з 5 обраних ознак дає довжина хвилі 462,5 нм, суттєвий вклад дає також ознака з довжиною хвилею 643,49 нм. Їх сумарний внесок в загальний відсоток вірного розпізнавання рослини складає понад 64 %.

Серед обраних рослин, найкраще розпізнаванню піддається амброзія. Це може бути зумовлене геометрією листків, їх товщиною і щільністю, відносно наявністю пігментів (хлорофілу, каротинів, ксантофілів і ін). Зменшення ознак, в першу чергу, впливає на зменшення ймовірності вірного розпізнавання корисної культури – кукурудзи.

Також, при переборі ознак було встановлено, що кількість ознак може бути зменшена з 5 до 4, при цьому ймовірність розпізнавання для кожного класу не буде нижче ніж задана (90 %). Також, для випадку 4 ознак, були встановлені оптимальні ознаки – довжини хвиль, якими є: 395,68 нм, 462,5 нм, 643,49 нм і 729,8 нм. Кожна з чотирьох довжин хвиль змінювалась в діапазоні  $\pm 50$  нм, в різних комбінаціях. Для допуску  $\pm 50$  нм для кожної довжини хвилі, ймовірності вірного розпізнавання суттєво не змінювались і для кожної рослини були більше 90 %. На рисунках 8 і 9 наводяться класифікаційна матриця і дані дискримінантного аналізу для випадку 4 ознак (вони відрізняються від набору ознак, що наводився на рисунку 5). При спробі зменшити кількість ознак до 3 для цього набору ознак, ймовірність вірного розпізнавання для амброзії складала 99,43 %, для мишії 97,23 %, для кукурудзи 85,4 %, що не є задовільним для встановленого рівня відповідності.

## ВИСНОВКИ

В результаті проведених експериментальних досліджень, було встановлено що кількість інформаційних ознак можна зменшити до 4 при вдалому переборі початкових ознак. Зменшення ознак дасть можливість зменшити вартість класифікатора, спростить його схему, підвищить надійність. Так, при обраних 4 довжинах хвиль (ознаках):

Classification Matrix (Вместе - амброзия, кукуруза, мышиї_6)				
Rows: Observed classifications				
Columns: Predicted classifications				
Group	Percent Correct	k p=,30820	a p=,38889	m p=,30291
k	94,42060	660	0	39
a	99,31973	0	876	6
m	97,52547	11	6	670
Total	97,26631	671	882	715

Рис. 8. Класифікаційна матриця для апостеріорної ймовірності розпізнавання рослин на три класи з використанням 4 ознак

Discriminant Function Analysis Summary (Вместе - амброзия, кукуруза, мышиї_6)						
No. of vars in model: 4; Grouping: Var257 (3 grps)						
Wilks' Lambda: ,06223 approx. F (8,4524)=1701,4 p<0,0000						
N=2268	Wilks' Lambda	Partial Lambda	F-remove 2,2262	p-level	Toler.	1-Toler. (R-Sqr.)
395,68 nm	0,3857011	0,161343	5878,929	0,00	0,483373	0,516627
462,50 nm	0,119004	0,522925	1031,833	0,00	0,205325	0,794675
643,49 nm	0,110512	0,563109	877,493	0,00	0,229644	0,770356
729,80 nm	0,080304	0,774930	328,487	0,00	0,582314	0,417687

Рис. 9. Дані дискримінантного аналізу при класифікації рослин на три класи з використанням 4 ознак

395,68 нм, 462,5 нм, 643,49 нм і 729,8 нм, ймовірність вірного розпізнавання для амброзії складає 99,31 %, для мишії 97,52 % і для кукурудзи – 94,42 %. Найбільший вклад в дискримінаційну характеристику з 4 обраних ознак дає довжина хвилі 395,68 нм, внесок в загальний відсоток вірного розпізнавання рослини якої складає 72,4 %.

Підсумовуючи отримані результати, можна сказати, що для впевненого адекватного розпізнавання виду рослини серед трьох обраних (кукурудзи, амброзії, мишії) достатньо 4 ознаки. При цьому перша ознака повинна належати довжині хвилі  $\approx (400 \pm 50)$  нм, друга –  $\approx (460 \pm 50)$  нм, третя –  $\approx (640 \pm 50)$  нм і четверта ознака –  $\approx (750 \pm 50)$  нм.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Рачкулик, В. И. Отражательные свойства и состояние растительного покрова / В. И. Рачкулик, М. В. Ситникова. – Л. : Гидрометеоздат, 1981. – 287 с.
2. Медведев, А. В. Непараметрические системы адаптации / Медведев А. В. – Новосибирск : Наука, 1983. – 174 с.
3. Пиза, Д. М. Выбор наборов признаков для распознавания растительных объектов / Д. М. Пиза, С. В. Морщавка // Системный анализ, управление и информационные технологии: Вісник Харківського державного політехнічного університету. Збірка наукових праць. Випуск 97. – Харків : ХДПУ. – 2000. – С. 69–74.
4. Daridi, F. Parameterless genetic algorithms: review and innovation / F. Daridi, N. Kharma, J. Salik // IEEE Canadian Review. Summer. – 2004. – No. 47. – P. 19–23.
5. Сергиенко, Р. Б. Исследование эффективности коэволюционного генетического алгоритма условной оптимизации / Р. Б. Сергиенко // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. – № 3 (24). – 2009. – С. 31–36.
6. Дорожко, Г. Р. Стратегия и тактика борьбы с сорной растительностью / Г. Р. Дорожко, В. М. Пенчуков, О. И. Власова // Политематический сетевой электронный научный журнал кубанского государственного аграрного

- университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар : КубГАУ, 2012. – №01 (75). – С. 111–121. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/38.pdf>
7. Загоруйко, Н. Г. Методы распознавания и их применение / Загоруйко Н. Г. – М. : Сов. радио, 1972. – 270 с.
  8. Толчельников, Ю. С. Оптические свойства ландшафта / Толчельников Ю. С. – Л. : Наука, 1974. – 212 с.
  9. Дуда, Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт. – М. : Мир, 1976. – 326 с.
  10. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности. Справочное издание / [Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д.]. – М. : Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

Стаття надійшла до редакції 09.12.2013.

Шама Е. А.

Аспирант, Запорожский национальный технический университет, Украина

#### МИНИМИЗАЦИЯ КОЛИЧЕСТВА ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ ПРИ ПОСТРОЕНИИ КЛАССИФИКАТОРА РАСТИТЕЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ

В статье показана возможность уменьшения количества информативных признаков с начальных 256 значений до 4 при построении классификатора растительных объектов по результатам дистанционного зондирования. Для построения распознавательной модели был использован множественный линейный дискриминантный анализ Фишера. Для выбранного набора данных, установлены оптимальные диапазоны признаков.

**Ключевые слова:** распознавание, спектральные коэффициенты яркости, признаки, классификатор.

Shama E. O.

Post-graduate student, Zaporizhian National Technical University, Ukraine

#### MINIMIZATION OF THE NUMBER OF INFORMING SIGNS WHEN CONSTRUCTING THE CLASSIFIER OF VEGETABLE OBJECTS

In the article a possibility is considered as to decrease information features at discrimination of vegetable objects. The multiple discriminant Fisher analysis with step-by-step inclusion of variables was used as an algorithm of discrimination. The information features were selected on the basis of the subjectively individual approach. The features were selected from frequency areas in which there existed the greatest difference by a reflection coefficient value between spectral reflection coefficients for each kind of plants. The special-purpose literature on these themes was also taken into account. For the analysis of the discrimination efficiency by the classifier of plants (for a different amount of features) a probability of plant proper discrimination was used. A minimum admissible level of the correct detection probability for each kind was set as 90 %. For investigation there were used the real reflection coefficients of plants – maize, bristlegress and ambrosia that were measured in field conditions.

**Keywords:** recognition, spectral brightness coefficients, signs, classifier.

#### REFERENCES

1. Rachkulic V. I., Sitnikova M. V. Otrazhatelnye svoystva rastitel'nogo pokrova. Leningrad, Gidrometeoizdat, 1981, 287 p.
2. Medvedev A. V. Neparаметрические системы адаптации. Novosibirsk, Nauka, 1983, 174 p.
3. Piza D. M., Morshchavka S. V. Vybór naborov priznakov dlya raspoznavaniya rastitel'nykh obektov. Sistemnyi analiz, upravlinnya i informatsiyni tehnologii: *Visnyk Kharkivskogo derzhavnogo politehničnogo universitetu. Zbirka naukovykh prats*, Vypusk 97, Kharkiv, HDPU, 2000, pp. 69–74.
4. Daridi F., Kharma N., Salik J. Parameterless genetic algorithms: review and innovation, *IEEE Canadian Review. Summer*, 2004, No. 47, pp. 19–23.
5. Sergienko R. B. Issledovanie effektivnosti koevolutsionnogo geneticheskogo algoritma uslovnoi optimizatsii, *Vestnik Sibirskogo gosudarstvennogo aerokosmicheskogo universiteta imeni akademika M.F. Reshetneva*, 2009, No. 3 (24), pp. 31–36.
6. Dorozhko G. R., Penchukov V. M., Vlasova O. I. Strategiya i taktika borby s sornoy rastitelnostyu, *Politematicheskii setevoi elektronnyi nauchnyi zhurnal kubanskogo agrarnogo gosudarstvennogo* (Nauchnyi zhurnal KubGAU) [Elektronnyi resurs], Krasnodar, KubGAU, 2012, No. 01 (75), pp. 111–121, Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/38.pdf>
7. Zagoruyko N. G. Metody raspoznavaniya i ih primeneniye. Moscow, Sov. Radio, 1972, 270 p.
8. Tolchelnikov U. S. Opicheskie svoystva landshafta. Leningrad, Nauka, 1974, 212 p.
9. Duda R., Hart P. Raspoznavanie obrazov i analiz stsen. Moscow, Mir, 1976, 326 p.
10. Aivazyan S. A., Buhshaber V. M., Yenyukov I. S. Meshalkin L. D. Prikladnaya statistika. Klassifikatsiya i snizheniye razmernosti. Spravochnoe izdaniye. Moscow, Finansy i statistika, 1989, 607 p.