

АЛГОРИТМ КЛАСИФІКАЦІЇ РОСЛИННИХ ОБ'ЄКТІВ З МОЖЛИВІСТЮ ШВИДКОЇ АДАПТАЦІЇ

Д. М. Піза, С. В. Морщавка

Запорізький державний технічний університет

м. Запоріжжя, вул. Жуковського 63

тел.: (0612)644662, факс.: (0612)642774 e-mail: svmorsh@zstu.edu.ua

У статті розглядаються питання розподілу об'єктів на два класи за допомогою алгоритму, який формує лінійні вирішальні межі по мінімуму метрики Махаланобіса. Вирішується задача скорочення часу навчання класифікатору. Пропонується алгоритм, який дозволяє, навіть при використанні великої кількості ознак, проводити навчання у режимі реального часу.

ВСТУП

У сучасних дослідженнях все частіше використовується багатоканальна зйомка у широкому оптичному діапазоні, від ультрафіолетової області до довгохвильової частини інфрачервоного діапазону. Спектральна інформація, що отримується при зйомці багатоканальними датчиками, часто служить для виділення одних об'єктів на фоні других. При цьому у якості ознак для такого розподілу служать коефіцієнти спектральної яскравості на різних довжинах хвиль, що відповідають різним діапазнам.

Прикладом таких багатоканальних систем може бути розпізнавання різноманітних об'єктів з космосу. З другого боку, широке використання флуоресцентної мікроскопії і спектроскопії для дослідження біологічних об'єктів можна також віднести до подібних задач. Ще однією важливою галуззю використання багатоканальної інформації про оптичні властивості об'єктів є сільське господарство. Така інформація може бути потрібна не тільки для визначення врожайності або засміченості посівів з космосу [1], але й для безпосереднього управління сільськогосподарською технікою в залежності від стану або виду рослини, яка оброблюється у цей час.

Така технологія була запропонована в ЗДТУ [2]. В ній, зокрема, коефіцієнти спектральної яскравості використовуються для розділення культурних рослин та бур'янів. Рішення про клас рослини, що оброблюється, використовується в подальшому для вибіркового знищення бур'янів (прополки) або часткового корисних рослин (проріджування).

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Як показують дослідження, що були проведені

як у ході розробки означеної технології, так і іншими вченими [1, 3] існує декілька особливостей при розробці методів розпізнавання по багатоканальних даних.

По-перше, для отримання більшого обсягу вхідної інформації і, відповідно, більш якісного розпізнавання, необхідно використовувати як можна більше ознак. Наприклад, програмний комплекс MultiSpec, який був розроблений в університеті Пурдю (Індіана, США), використовує у якості вхідних даних знімки поверхні Землі, які зроблені літаковим спектрометром AVIRIS на 220 довжинах хвиль [3]. Нове покоління спектрометрів може дати ще більше інформації – до декількох тисяч спектральних інтервалів.

Друга особливість – все більша кількість задач потребує, щоб класифікація об'єктів проходила у режимі реального часу. Очевидно, що чим більше спектральних інтервалів (ознак) використовується, тим важче цього досягти.

Ще однією особливістю є необхідність використання алгоритмів з можливістю швидкого навчання або адаптивних алгоритмів для більш точного урахування змінних у часі оптичних властивостей об'єктів.

Всі ці особливості чітко просліджувалися і у ході вирішення задачі розпізнавання видів рослин для використання у новітніх сільськогосподарських технологіях. Як показали дослідження, що були проведені у 97-99 роках [4], для розпізнавання краще усього використовувати не одну-дві, а декілька ознак. Було також встановлено, що оптичні властивості рослин змінюються від поля до поля та залежать від періоду вегетації. Однак при цьому все рівно зберігаються відмінності культурних рослин від бур'янів. Таким чином, якщо проводити параметричну адаптацію класифікатора, то можна досягти практично стабільної якості розділення рослин.

Для класифікації виявилось можливим використовувати оптимальні алгоритми, що приймають рішення по максимуму правдоподібності. Така можливість є завдяки наявності нормального розподілу оптичних властивостей рослин [1]. Найбільш оптимальним по співвідношенню швидкості та якості розпізнавання було визначено алгоритм, який застосовується у лінійному дискримінантному аналізі. Він використовує

класифікацію по мінімуму метрики Махаланобіса при одній ковариаційній матриці для обох класів (модель Фішера) [4]. Схема відповідного класифікатора зображена на рис.1.



Рис. 1. Схема класифікатора.

При цьому, якщо вважати вірогідності появи і штрафи за переплутування класів однаковими, то вирішальне правило виглядає як [5]:

$$\left(X_k - \frac{U_1 + U_2}{2} \right)^t V^{-1} (U_2 - U_1) \begin{matrix} < 0, & H_1 \\ > 0, & H_2 \end{matrix} \quad (1)$$

де: X_k – k -й тестовий вектор; U_i – середній вектор для класу i ($i=1, 2$), якого отримано по навчальних вибірках; t – знак транспонування; H_i – рішення, яке приймається при дотриманні одного з відповідних нерівностей ($i=1, 2$); V^{-1} – обернена ковариаційна матриця, що відшукується за формулою:

$$V^{-1} = \left(\frac{V_1 + V_2}{2} \right)^{-1}, \quad (2)$$

где: V_i – ковариаційна матриця для класу i ($i=1, 2$), яка отримується по навчальних вибірках.

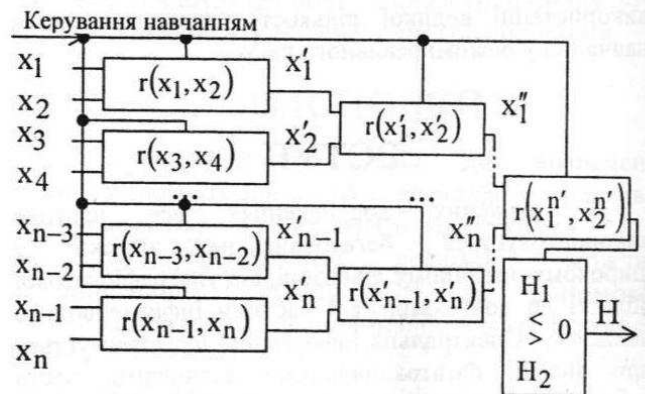
Такий алгоритм дозволяє реалізувати процедуру розпізнавання з мінімальним використанням обчислювальних ресурсів. Ще однією перевагою такого алгоритму, як і всіх параметричних, слід вважати достатньо просту процедуру його адаптації до змінних властивостей класів рослин. Для такого навчання достатньо тільки заново, або за допомогою оцінки, що ковзає, отримати нові вектор середніх та ковариаційні матриці, що описують властивості класів рослин.

Однак при безпосередній реалізації навчання або адаптації класифікатора рослин по багатоканальних даних виникає одна суттєва проблема. Вона полягає у необхідності усякий раз обертати ковариаційну матрицю, що входить у (1). При цьому у разі збільшення кількості спектральних інтервалів (ознак) – ситуація значно ускладнюється. Тільки кількість операцій множення та розділення, які виконуються найбільш довго, росте пропорційно п'ятому ступеню

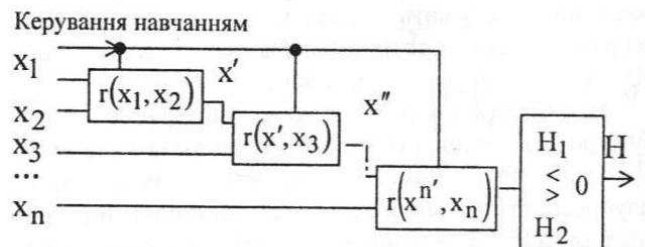
розмірності ковариаційної матриці. Таке виходить, якщо знаходити мінори через приведення матриць до трикутного вигляду. Якщо ж використовувати прямий алгоритм для знаходження відповідних детермінантів, то кількість операцій зростає пропорційно факторіалу розмірності. Це значно знижує швидкість адаптації, і тому не дозволяє проводити навчання у реальному часі. Спосіб вирішення цієї проблеми пропонується у наступному розділі.

2. МЕТОДИ ВИРІШЕННЯ

Для зменшення витрат часу, необхідного для адаптації класифікатора, пропонується замінити традиційну схему з одноетапним пониженням розмірності інформаційного вектора (рис.1), на кількоетапну (рис.2).



а) паралельна схема класифікатора;



б) послідовна схема класифікатора.

Рис. 2. Схеми класифікаторів з поступовим зниженням розмірності.

При цьому вигреш буде досягтися за рахунок невеликої кількості операцій у комірках пониження розмірності, і того, що кількість таких комірок зростає набагато повільніше п'ятого ступеню розмірності.

Очевидно, що найбільший вигреш за швидкістю буде при використанні схеми з комірками, що мають два інформаційні входи і один керуючий (рис. 2). Для того щоб з'ясувати принцип функціонування таких комірок слід розглянути процедуру класифікації двовимірних векторів до одного з двох класів. Відповідна геометрична інтерпретація для цієї ситуації при застосуванні моделі Фішера наведена на рис.3.

Задача класифікації в такому випадку полягає у тому, щоб вирішити по яку сторону від межі

знаходиться поточна точка (x_{km}, x_{kh}) . Для того, щоб визначити це можна використати відстань r від цієї точки до межі, що вирішує.



Рис. 3. Геометрична інтерпретація класифікації в двовимірному просторі ознак.

Враховуючи, що межа лінійна, відстань від точки до неї можна знайти як:

$$r = \frac{1}{\sqrt{a^2 + b^2}} (a \cdot x_{km} + b \cdot x_{kh} + c), \quad (2)$$

де a, b, c – постійні коефіцієнти, які входять в рівняння лінійної межі. Їх можна знайти з рівняння межі, яке виводиться з (1). Так, рівнянням межі, що вирішує, буде:

$$\left(X_k - \frac{U_1 + U_2}{2} \right)^t V^{-1} (U_2 - U_1) = 0, \quad (3)$$

або, якщо розписати для двовимірного простору ознак:

$$\left[x_{km} - \frac{u_{1m} + u_{2m}}{2} \quad x_{kh} - \frac{u_{1h} + u_{2h}}{2} \right] \rightarrow \rightarrow \begin{bmatrix} v_{mm} & v_{hm} \\ v_{hm} & v_{hh} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} u_{2m} - u_{1m} \\ u_{2h} - u_{1h} \end{bmatrix} = 0, \quad (4)$$

де: (x_{km}, x_{kh}) – координати точки в двовимірному просторі ознак на виході m -го і h -го спектральних каналів; v_{mm} і v_{hh} – варіації ознак m -го і h -го каналів, відповідно; v_{mh} – коваріація ознак між m -м і h -м каналами; (u_{1m}, u_{1h}) і (u_{2m}, u_{2h}) – координати середніх векторів першого та другого класів, відповідно.

Для зручності розрахунків можна помножити ліву і праву частини цього рівняння на детермінант коваріаційної матриці, вважаючи, що він не нульовий. В протилежному випадку, якщо детермінант дорівнює нулю, то межа, що вирішує, вироджується у точку на прямій, уздовж якої розмістилися всі навчальні вибірки (одновимірна задача класифікації), і тоді формула (1) стає

непридатною для обчислень. Проводячи прості перетворення можна знайти коефіцієнти:

$$a = v_{hm} \cdot (u_{2h} - u_{1h}) - v_{hh} \cdot (u_{2m} - u_{1m}), \quad (5)$$

$$b = v_{hm} \cdot (u_{2m} - u_{1m}) - v_{mm} \cdot (u_{2h} - u_{1h}), \quad (6)$$

$$c = \frac{1}{2} \cdot (v_{hh} \cdot (u_{2m}^2 - u_{1m}^2) + \rightarrow \rightarrow + v_{mm} \cdot (u_{2h}^2 - u_{1h}^2)) - \rightarrow \rightarrow - v_{hm} \cdot (u_{2m} \cdot u_{2h} - u_{1m} \cdot u_{1h}) \quad (7)$$

На практиці, для прискорення класифікації поточної вибірки, зручніше користуватися не формулою (4), а більш простим співвідношенням:

$$r' = \frac{1}{|a|} (a \cdot x_{km} + b \cdot x_{kh} + c). \quad (8)$$

При цьому:

$$r'(x_{km}, x_{kh}) = K \cdot r(x_{km}, x_{kh}), \quad (9)$$

де K – коефіцієнт пропорційності. Можливість такого підходу пояснюється тим, що абсолютне значення величини r не грає великого значення. Для класифікації вибірки в такому просторі важливо знати її знак. При обчисленні відстані (8) з використанням коефіцієнтів (5)...(7), якщо її знак буде позитивним, то, згідно (1), рішення приймається на користь другого класу, та навпаки.

Пристрій, що реалізує (8), можна представити як комірку пониження розмірності від двовимірного простору ознак до одновимірного. Стан виходу такого пристрою у свою чергу можна вважати ознакою, що містить у собі об'єднану інформацію з двох вхідних каналів.

Таким чином, при використанні комірок пониження розмірності з двома інформаційними входами, можна запропонувати варіанти побудови класифікаторів: с паралельною структурою (рис. 2а), с послідовною структурою (рис. 2б) або їх комбінацію.

Паралельний і послідовний варіанти досліджувалися з метою перевірки їх роботоспроможності.

3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для досліджень використовувалися данні, що були отримані у ході вивчення спектрів відбиття від різних культурних рослин і бур'янів. У сукупності даних були представлені наступні рослини: культурні – соняшник та кукурудза (по 52 вибірки даних), бур'яни – щиріця, лобода, молочай, мишій, осот, пирій (по 24 вибірки даних). В кожен набір даних входили відносні (с точністю до постійного множника) коефіцієнти відбиття від рослин або їх надземних частин. Такі коефіцієнти були отримані

на 55 довжинах хвиль від 300 до 850 нм з кроком 10 нм і смугою випромінювання 10 нм. З них безпосередньо використовувалися 32 з найбільш інформативних частин спектру – від 420 до 650 нм та від 720 до 790 нм включно.

Експеримент проводився наступним чином. Вибірки корисних рослин розділялися на дві частини за видами рослин. Відповідно, експеримент також поділявся на дві частини: навчання і розділення кукурудзи та всіх видів бур'янів на два класи; перенавчання і розділення соняшників та всіх видів бур'янів на два класи. Це відповідає переходу від поля з однією культурою до поля з другою. Очевидно, що задача переходу з поля на поле з одним і тим же видом рослин, але з декілька відмінними оптичними характеристиками буде вирішуватися ще простіше.

Безпосереднє навчання та перенавчання розподілу рослин на два класи проходило наступним чином. В кожній частині експерименту випадково обиралася одна вибірка, та, маючи апріорну інформацію про її клас, змінювалися відповідні середній вектор і коефіцієнти варіації та коваріації в усіх комірках послідовно по шляху розповсюдження сигналу. Після цього оцінювалася середня по усім вибіркам вірогідність вірного розпізнавання без зміни параметрів. Така послідовність процедур повторювалася багато разів. В результаті такого навчання добре видно підвищення середньої по двом класам вірогідності вірного розпізнавання до 85% (кроки 1...50 на рис. 4).

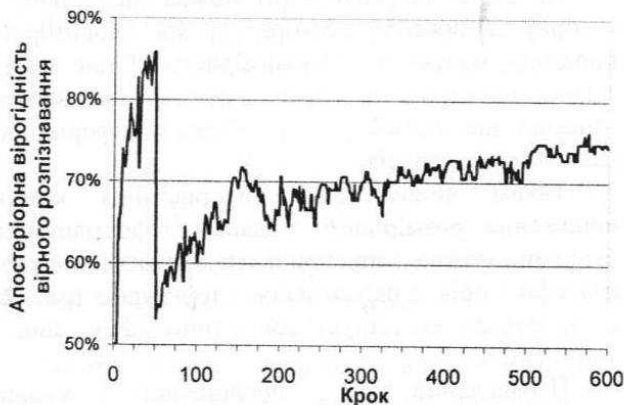


Рис. 4. Результати експериментів.

Після того, як вірогідність правильного розпізнавання переставала рости, набір вибірок замінювався на інший. При цьому вірогідність вірного розпізнавання різко зменшувалася (крок 51). І тільки після перенавчання вірогідність знов виростала до значень біля 75%. Слід відмітити, що, як і очікувалося, на початкове навчання потрібно набагато менше часу, ніж на перенавчання. В ході експериментів, для отримання середніх значень і коваріацій використовувалися згладжені оцінки.

Рис. 4 ілюструє результати, отриманні при дослідженні паралельної схеми побудови класифікатора. У випадку використання послідовної схеми досягти таких результатів виявилось неможливим. Проблема полягає в тому, що при

використанні поточної навчальної вибірки необхідно оцінювати середні значення та варіації і коваріації кожної комірки першого ступеню. Після цього знаходиться їх реакція на цю вибірку. І тільки потім оцінюються параметри у комірках наступного, по ходу розповсюдження сигналу, ступеню. Таким чином, для послідовної схеми шлях навчального сигналу зі входу на вихід виявляється довшим, ніж для паралельної схеми. Тому, внаслідок випадкового характеру навчальних вибірок, накопичуються помилки. В результаті такий класифікатор гірше навчається.

ВИСНОВКИ

Як показали проведені дослідження, запропонований алгоритм класифікації по багатоканальним даним дозволяє виконувати навчання і перенавчання у реальному часі. Кількість ознак при цьому може бути скільки завгодно великою. В той же час, зберігаються всі переваги алгоритмів, які класифікують по максимуму правдоподібності.

З двох запропонованих схем класифікаторів була обрана паралельна тому, що вона забезпечує більшу швидкість навчання. Послідовна схема простіше з точки зору програмної реалізації, але вона не забезпечує достатню точність і якість навчання при великій кількості ознак.

Ще однією важливою перевагою запропонованого алгоритму є можливість розпаралелення роботи комірок класифікатора, що визначається самою його структурою. Це дозволяє, навіть у випадку використання дуже великої кількості ознак, відносно просто забезпечити роботу у режимі реального часу.

ЛІТЕРАТУРА

1. Рачкулик В.И., Ситникова М.В. *Отражающие свойства и состояние растительного покрова.* -Л: Гидрометеоиздат, 1981.-287с.
2. Заявка на патент №94010291 (Україна). МКИ А01 В 39/18. *Способ прополки пропашных культур и устройство для его осуществления/ Пиза Д.М., Пиза А.Д., Татарчук И.Н.* -Заявл. 17.12.92 г.
3. Hoffbeck, Joseph P. and David A. Landgrebe, *Classification of Remote Sensing Images having High Spectral Resolution, Remote Sensing of Environment, Vol. 57, No. 3, pp 119-126, September 1996.*
4. Пиза Д.М., Морцавка С.В., Скоробогатов Ю.В. *Выбор эффективного метода распознавания растений по коэффициентам спектральной яркости.* «Радиоэлектроника, информатика, управление», №1, Запорожье: ЗГТУ, 1999р., с.85-88.
5. Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д., *Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности. Справочное издание.* М.: "Финансы и статистика", 1989, - 530 с.