

УДК 51.001.57+371.214

О.М. Верес

Національний університет „Львівська політехніка”,
кафедра "Інформаційні системи та мережі"

ПРОГНОЗ І РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

© Верес О.М., 2002

Offered a time-table optimization criterions multitude of sparring employments and allocation of basic resources. For computation of integrated time-table variant estimation has been built dressing of plural regression.

Запропоновано множину критеріїв оптимізації розкладу навчальних занять та розподілу ресурсів. Для розрахунку інтегрованої оцінки варіанта розкладу побудовано рівняння множинної регресії.

ВСТУП

У різних сферах людської діяльності необхідно приймати рішення, що спрямовані на досягнення певних цілей і реалізуються в рамках деякої системи обмежень, що ґрунтується на конкретних обставинах проведення заходів. Найрозповсюдженішим є припущення, що цінність, корисність альтернатив різноманітна для осіб, що приймають рішення. При такому припущенні має зміст задача вибору найціннішої альтернативи або упорядкування альтернатив за корисністю. Для альтернатив бажано отримати їх оцінки від експертів і проаналізувати цей масив даних до побудови вирішуючого правила, врахувавши множину критеріїв оптимізації.

ІНТЕГРОВАНА ОЦІНКА ВАРІАНТА РОЗКЛАДУ

Критерії оптимізації, що відображають часовий аспект та ефективність завантаження основних ресурсів, залежать від виконання організаційних вимог до формування розкладу навчальних занять та розподілу ресурсів [1,2]. Слабкоструктурованість породжується людським чинником, наявністю множини побажань викладачів як в часовому, так і в ресурсному аспектах, мірою ефективності завантаження навчальної групи та викладача за всіма аспектами.

На основі аналізу побудованої системи критеріїв оптимізації та аналізу оптимізаційних вимог до укладання розкладу та розподілу основних ресурсів інтегрована оцінка варіанта розкладу містить такі показники:

- 1) оцінка варіанта призначення події – навчальної години (пара) проведення заняття протягом;
- 2) завантаження навчальної групи протягом дня;

- 3) завантаження студентів різними видами занять упродовж дня;
- 4) рівномірність розподілу занять одного виду з однієї дисципліни на тиждень;
- 5) рівномірність розподілу занять з однієї дисципліни на тиждень;
- 6) оцінка варіанта призначення викладача в межах дня;
- 7) завантаження викладача протягом дня;
- 8) завантаження викладача упродовж тижня;
- 9) оцінка варіанта призначення аудиторії для проведення заняття;
- 10) оцінка тривалості переходів навчальної групи та викладача між заняттями.

Для побудови множини значень показників критеріїв оптимізації слабкоструктурованої задачі формування розкладу застосовується апарат психодіагностичних процедур, а саме: методи тест-опитувань та експертні методи [3].

Під час розв'язання слабкоструктурованих задач формування розкладу та розподілу ресурсів розраховується інтегрована оцінка варіанта призначення, яка є критерієм прогнозованої валідності.

У деяких випадках проблеми психопрогнозування доцільніше починати вирішувати без будь-якого залучення зовнішньої відносно тесту критеріальної інформації, тобто засобами перевірки надійності, але не засобами перевірки валідності. Якщо вже таким методом буде отримано незадовільний результат, то такий ж результат буде отримано і для вимірювання валідності статичного прогнозу (основний принцип – валідність методики не перевищує її надійність).

Але надійність лиш необхідна, але, очевидно, не достатня умова прогностичної валідності. Можна переконатися у високій стійкості тестового показника на значних проміжках часу, але з цього не випливає, що буде отримана значуща лінійна кореляція тестового показника з необхідним критерієм валідності – ефективності – кореляції, що оправдують статичний прогноз.

Лінійні і порядкові стратегії прогнозу на практиці застосовуються не до одновимірних, але до багатовимірних даних. Серед математичних моделей прогнозування до цього часу найбільш популярні порівнянь прості (а іноді і невиправдано спрощені) регресивні моделі [4].

При цьому для багатовимірного випадку задача психометриста полягає у побудові рівняння множинної регресії:

$$Y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 \dots + \beta_i X_i + \beta_k X_k \quad , \quad (1)$$

де Y – прогноуюча змінна (критерій прогнозованої валідності);

X_i – значення i -го тестового показника з множини тестових показників, які розглядаються;

β_i – значення коефіцієнта ваги, що вказує на скільки (в одиницях стандартних відхилень) змінюється змінна прогнозу при зміні тестового показника X_i .

Для побудови вказаної рівності (1) необхідно провести вимірювання „з випередженням” тестових показників щодо критеріального показника Y , вимірювання якого проводиться через деякий відрізок часу ΔT , який у прогнозуванні називається періодом випередження.

Значення тестового показника X_i як критерію оптимізації формується на основі тест-опитувань за кожним з показників, а значення β_i коефіцієнта ваги чи важливості X_i в Y формуємо, застосувавши методи експертних оцінок.

ЗАГАЛЬНА ЕФЕКТИВНІСТЬ ПРОГНОЗУ

Загальна ефективність прогнозу на основі регресивного рівняння оцінюється за допомогою підрахунку коефіцієнта множинної кореляції R^2 [5] і наступної оцінки його значимості за критерем Фішера:

$$F_e = \frac{R^2(N-k-1)}{(1-R^2)(k-1)}, \quad (2)$$

де F_e – емпіричне значення статистики Фішера зі степенями свободи $V_1 = k$ і $V_2 = N - k$;

N – кількість індивідів;

k – кількість тестових показників.

Не слід забувати, що основою застосування цієї моделі прогнозу є екстраполяція – припущення про те, що на новому відрізку часу $\Delta T'$ будуть діяти ті ж тенденції зв'язку змінних, що й на відрізку ΔT , на якому скоріше вимірювалися коефіцієнти ваги β_i . Не слід також забувати, що коректність прогнозу зумовлена величиною періода випередження: для більших (або менших) величин ΔT застосування рівняння (1) може бути некоректним.

Зупинимося на підході, який сьогодні є реальною альтернативою обмеженим лінійним статистичним моделям і дає змогу будувати ефективний прогноз для складніших залежностей між прогнозованими (залежними) і прогнозуючими (незалежними) змінними.

Цей підхід, за традицією, прийнято називати «розпізнаванням образів», оскільки розроблення його математичного апарату було стимульоване інженерними задачами конструювання штучних систем «зору», «слуху», інших органів сприйняття [6].

У психодіагностиці роль «елементарних сенсорних даних» виконують первинні тестові показники X_1, X_2, \dots, X_k , а роль «образу» (вихідного сигналу системи) виконує відповідна діагностична категорія. З погляду «розпізнавання образів» попередня задача діагностики (перед практичною діагностикою) – визначити межі діагностичних категорій – областей в просторі параметрів, яким емпірично коректно приписуються деякі порогові (якісно специфічні) значення прогнозованого критеріального показника. Це задача побудови «роздільного правила» (або «правила рішення»). Точність такого розподілу і визначає прогностичну валідність методики на даній сукупності обстежуваних у цій діагностичній ситуації.

Репрезентативність вибірки при цьому визначається ступенем зміни точності поділу при збільшенні множини обстежуваного. Вплив того чи іншого параметра на точність поділу визначає «вага», з якою входить даний параметр у задачу діагностики.

АЛГОРИТМИ ОБЧИСЛЕННЯ ОЦІНОК

Зупинемося на одному з методів розпізнавання, що має досвід застосування у психодіагностиці – на множині алгоритмів обчислення оцінок (АОО), які запропоновані і розроблені Ю.І. Журавльовим та його учнями [7].

Змістовно основну задачу розпізнавання образів можна сформулювати як задачу віднесення об'єкта S до одного або декількох класів K_1, K_2, \dots, K_l на основі інформації про класи $I(K_1), I(K_2), \dots, I(K_l)$, інформації про об'єкт $I(S)$ і припущення про близькість об'єкта до класу. Іншими словами, задачу розпізнавання можна сформулювати як задачу визначення того, чи володіє об'єкт певними здібностями.

В основі АОО (або алгоритмів голосування) лежить принцип часткової прецедентності: близькість об'єкта до класу тим більша, чим більше частин в його описанні «подібні» на відповідні частини в описаннях об'єктів, чия належність до класу відома. Наприклад, в одному з варіантів АОО [8] функція близькості об'єкта S до класу K визначається як:

$$\Gamma(S, K) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m P_j B(a_j(S), a_j(S_i^k)), \quad (3)$$

$$B(a_j(S), a_j(S_i^k)) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } |a_j(S) - a_j(S_i^k)| \leq \varepsilon_j, \\ 0 & \text{в інших випадках,} \end{cases}$$

де S_i^k – i -й об'єкт, належність якого до класу K вже відома;

$a_j(S)$ – j -й елемент (параметр) в описанні об'єкта;

P_j – його вага;

ε_j – j -й поріг.

Після того, як обчислені $\Gamma(S_1 K_1), \dots, \Gamma(S_1 K_l)$ на основі деякого правила розв'язання (залежного від вектора параметрів \bar{B}), приймається рішення про належність об'єкта до одного або декількох класів K_1, K_2, \dots, K_l . У задачах психодіагностики S – це обстежуваний.

Отже, кожний варіант АОО визначає набір значень параметрів. У нашому випадку – це вектори $\bar{p} = (\bar{p}_1, \dots, \bar{p}_m)$, $\varepsilon = \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_m$. Якщо інформація про об'єкт S подана у вигляді $I(S) = (a_1, \dots, a_m)$, то елемент вектора опорних множин $w_j(S) = a_j$, а ε_j – j -й поріг.

Як приклад правила розв'язання можна навести таке (лінійне порогове правила вирішення):

– об'єкт S належить до класу K_l , якщо

$$\sum_{i=1}^l b_i' \Gamma(S, K_i) > C_l' \quad (4)$$

– об'єкт S не належить до класу K_l , якщо

$$\sum_{i=1}^l b_i^l \Gamma(S, K_i) < C_2^l, \quad (5)$$

– в інших випадках – відмова від розпізнавання належності об'єкта S до класу K_l .

У роботі алгоритмів розпізнавання взагалі оптимальне в деякому сенсі розпізнавання об'єктів навчальної вибірки (об'єктів, належність яких до класів K_1, K_2, \dots, K_l відома). На етапі власне розпізнавання відбувається віднесення до класів K_1, K_2, \dots, K_l тих об'єктів, належність яких до класів апріорно невідома.

Точність розпізнавання на етапі навчання вимірюється повнотою і адекватністю розпізнавання еталонних об'єктів. Разом з поняттям «точність» (абсолютне відокремлення) деколи зручно використовувати поняття відносної відокремленості об'єктів навчальної вибірки, що належать до різних класів. У випадку, коли розпізнавання ведеться для двох класів, відносне відокремлення можна визначити як

$$\frac{\chi - \chi_{\min}}{100 - \chi_{\min}}, \quad (6)$$

де χ – точність при навчанні (виражена у відсотках), а χ_{\min} – мінімальна можлива точність при навчанні (збігається з частиною об'єктів у найбільшому класі від загального об'єму навчальної вибірки).

На етапі самого розпізнавання точність характеризується головним чином репрезентативністю навчальної вибірки (вибірки валідизації). Чим вища репрезентативність, тим краще збігаються показники точності на етапі навчання і самого розпізнавання.

Використання АОО, крім розв'язання задачі розпізнавання, дає змогу отримати і таку інформацію:

1. Інформаційну вагу окремих елементів (параметрів) описання об'єктів. Ці значення ваги вимірюються зміною точності розпізнавання при виключенні відповідних параметрів з описання еталонів об'єктів:

$$\varepsilon(a_j) = (\chi - \chi(\bar{a}_j)) \cdot \alpha, \quad (7)$$

де χ – точність розпізнавання при $P_j = 1$;

$\chi(\bar{a}_j)$ – точність розпізнавання при $P_j = 0$, а α – нормуючий множник.

Інформаційні ваги інтерпретуються як міра прогнозованої важливості параметрів.

2. Оптимальні значення порогів $\bar{\varepsilon}$, тобто значення $\bar{\varepsilon}$, які забезпечують найвищу точність розпізнавання. Ці значення порогів, у нашому випадку, можна інтерпретувати як чутливість методики. ε_j – своєрідний диференційний поріг на шкалі тестового показника a_j , що визначає перехід індивіду з однієї діагностичної категорії в іншу. Нехай на етапі розроблення теста досліджувалася група з K чоловік, про яких відомо, що K_1 з них

належать до одного класу, а K_2 – до іншого, $K = K_1 + K_2$. Вибравши випадково з цієї групи M ($M \ll K$) багатовимірних описів, проводимо на них процедуру навчання алгоритму. Точність навчання характеризує валідність тесту. Після цього застосовуємо процедуру самого розпізнавання (за вибраним правилом) для інших $K - M$ описів. В результаті цієї процедури ми визначаємо приналежність респондентів (обстежуваних) до наших класів. Порівнюючи ці результати з апіорними (еталонними) даними про належність до обстежуваних класів, ми визначаємо точність самого розпізнавання. Якщо ця точність близька до точності навчання, то наша пілотна вибірка об'ємом M може бути визнана репрезентативною для навчання. Далі можна переходити до задачі визначення інформаційних ваг.

Висновок

Наведений аналіз психодіагностичних процедур дає змогу вибору апарату для формування інтегрованої оцінки та множини значень показників критеріїв оптимізації слабкоструктурованої задачі укладання розкладу та розподілу ресурсів. Застосування алгоритмів обчислення оцінок як одного з методів розпізнавання дає змогу також вирішити проблему отримання інформаційної ваги окремих елементів інтегрованої оцінки, удосконалити побудову та проведення тестів.

1. Верес О.М. Побудова множини критеріїв оптимізації укладання розкладу навчальних занять у ВЗО // Вісн. Національного університету "Львівська політехніка". – 2000. – №406. – С.59–65.
2. Верес О.М. Постановка задачі та система вимог до укладання розкладу навчальних занять у ВЗО // Вісн. Вісник ДУ "Львівська політехніка". – 1999. – №383. – С.18–23.
3. Верес О.М. Застосування психодіагностичних процедур в задачах укладання розкладу навчальних занять // Вісн. Національного університету "Львівська політехніка". – 2001. – №433. – С.225–233.
4. Общая психодиагностика / Под ред. А.А.Бодаева, В.В.Столина. – М., 1987. – 300с.
5. Суходольский Г.В. Основы математической статистики для психологов. М., 1972. 345с.
6. Распознавание образов. М., 1970. 288с.
7. Журавлев Ю.Л. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. – 1978. – Вып. 33. – С.5–68.
8. Зеличенко А.И. Некоторые экстремальные задачи распознавания образов: Дис. на соиск. учен. ст. канд. физ.-мат. наук. М., 1982