

Л.В. Передерій, Бердянський університет менеджменту і бізнесу

ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ПІДГОТОВЦІ ФАХІВЦІВ З МАРКЕТИНГУ

Передерій Л.В.

Використання систем підтримки прийняття рішень при підготовці фахівців з маркетингу

Стаття присвячена огляду одного з методів розробки систем підтримки прийняття рішень, який базується на математичній моделі прогнозування ціноутворення та групування постачальників матеріалів на підприємство з метою підвищення якості маркетингових рішень.

Ключові слова: системи підтримки прийняття рішень, маркетингові дослідження, модель, часовий ряд, лінійний тренд, параболічний тренд, кластерний аналіз, аналіз дискримінанту.

Передерій Л.В.

Использование систем поддержки принятия решений при подготовке специалистов по маркетингу

Статья посвящена обзору одного из методов разработки систем поддержки принятия решений, который базируется на математической модели прогнозирования ценообразования и группирования поставщиков материалов на предприятие с целью повышения качества маркетинговых решений.

Ключевые слова: системы поддержки принятия решений, маркетинговые исследования, модель, часовой ряд, линейный тренд, параболический тренд, кластерный анализ, анализ дискриминанту.

Постановка проблеми. Нині підготовка фахівців з маркетингу неможлива без оволодіння ними сучасних інформаційних технологій, пов'язаних з ефективними методами аналізу даних. Маркетингові дослідження суттєво впливають на рівень рентабельності підприємства і подальший його розвиток. Маркетингові дослідження – це систематичний збір, відображення і аналіз даних по різних аспектах маркетингової діяльності, тобто функція, яка через інформацію пов'язує маркетологів з ринками, споживачами, конкурентами, зі всіма елементами зовнішнього середовища маркетингу.

Маркетингові дослідження пов'язані з ухваленням рішень по всіх аспектах маркетингової діяльності. Вони знижують рівень невизначеності і стосуються всіх елементів комплексу маркетингу і зовнішнього середовища по тих її компонентах, які роблять вплив на маркетинг певного продукту на конкретному ринку [1, с. 75]. Якість ухвалених рішень цілком залежить від методів аналізу отриманих даних і інтерпретації результатів аналізу. Застосування систем підтримки прийняття рішень (СППР) в учбовому процесі дає змогу автоматизувати маркетингові дослідження і підвищити обґрунтованість рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Важливе наукове і методологічне значення у виконанні даних досліджень мали роботи Ральфа Кімбола – широковідомого спеціаліста в галузі сховищ даних і бізнес-аналітики, Білла Інмона – автора концепції сховищ даних, Григорія П'ятецького-Шапіро – засновника напрямків Data Mining та Knowledge Discovery in Databases [2, с. 118].

Мета дослідження. При підготовці фахівців з маркетингу використовуються системи підтримки прийняття рішень, такі, наприклад, як Deductor російської компанії BaseGroup Labs, або власної розробки. Для розробки СППР з маркетингових рішень необхідно вирішувати такі основні задачі: прогнозувати ціноутворення і класифікувати існуючих і можливих постачальників матеріалів (сировини) на підприємство [3, с. 174]. Метою цієї статті є розробка математичної моделі прогнозування ціноутворення та групування постачальників матеріалів на підприємство за допомогою аналізу часових рядів, кластерного аналізу і аналізу дискримінанту, апробація її засобами MS Office Access.

Прогнозування ціни на товар реалізується на основі математичної моделі аналізу часових рядів. Часовий ряд – це послідовність впорядкованих в часі числових показників, що характеризують рівень стану і зміни явища, що вивчається. Пропонується використання двох видів трендів: лінійного і параболічного. Дані види трендів об'єднані у зв'язку з тим, що методика оцінки

їх параметрів має багато загального. Основою цієї методики служить метод найменших квадратів, який дає оцінки параметрів, що відповідають принципу максимальної правдоподібності: сума квадратів відхилень фактичних рівнів від тренда (від вирівняних по рівнянню тренда рівнів) повинна бути мінімальною для даного типу рівняння [4, с. 65]. Виступаючий при розрахунку рівняння тренда як незалежна змінна ряд номерів періодів або моментів часу не є випадковою варіюючою змінною. Ряд значень часу – це жорстко впорядкований ряд величин, і, отже, не може бути мови про кореляцію між ним і значеннями залежної змінної – варіюючих рівнів показника, що змінюється в часі. Розглянемо рівняння прямої лінії тренда. Рівняння має вигляд:

$$y_i = a + bt_i, \quad (1)$$

де y_i – рівень тренда для періоду або моменту з номером t_i ;

a – вільний член рівняння, рівний середньому рівню тренду для періоду (моменту) з нульовим номером t_i ;

b – головний параметр лінійного тренду – його константа – середня абсолютна зміна за прийняту в ряду одиницю часу.

Величина параметрів a і b визначається за методом найменших квадратів шляхом прирівнювання приватних перших похідних функції

$$f(a, b) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a - bt_i)^2, \quad (2)$$

до нуля.

$$\frac{df}{da} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - a - bt_i) \cdot (-1) = 0, \quad (3)$$

$$\frac{df}{db} = 2 \sum_{i=1}^n (y_i - a - bt_i) \cdot (-t) = 0, \quad (4)$$

Після алгебраїчних перетворень отримуємо два «нормальні рівняння» методу найменших квадратів (МНК) для прямої:

$$na + b \sum_{i=1}^n t_i = \sum_{i=1}^n y_i, \quad (5)$$

$$a \sum_{i=1}^n t_i + b \sum_{i=1}^n t_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i t_i). \quad (6)$$

Вирішуючи ці рівняння з двома невідомими за даними фактичного часового ряду \hat{y}_i ($i = 1-n$), набуваємо значень a і b . Якщо номери періодів (моментів) часу відлічуються від початку ряду так, що перший період (момент) позначений номером $t = 1$, то вільний член a є рівень тренду для попереднього періоду (моменту), а не першого в ряду, як часто помилково вважають. Для першого періоду рівень тренду \hat{y}_1 рівний $a + b$, для другого $\hat{y}_2 = a + 2b$ і так далі. Проте раціональніше початок відліку часу перенести в середину ряду, тобто при непарному n – на період (момент) з номером $(n+1)/2$, а при парному числі рівнів ряду – на середину між періодом з номером $n/2$ і $(n/2)+1$. В останньому випадку всі номери періодів t_i будуть дробами. При нумерації періодів часу точно від середини ряду половина номерів t_i буде негативними числами (аналогічно рокам до нашої ери), а половина – позитивними, тобто $\sum_{i=1}^n t_i = 0$.

У такому разі система нормальних рівнянь МНК розпадається на два рівняння з одним невідомим в кожному:

$$na = \sum_{i=1}^n y_i, \quad (7)$$

$$b \sum_{i=1}^n t_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i t_i. \quad (8)$$

Звідки маємо:

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} = \bar{y}, \quad (9)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i t_i)}{\sum_{i=1}^n t_i^2} = \bar{y}. \quad (10)$$

Знаменник у формулі (10) при нумерації періодів від середини ряду обчислюється при $n \leq 10$ або по формулі:

$$\sum_{i=-\frac{n+1}{2}}^{+\frac{n+1}{2}} t_i^2 = \frac{n^3 - n}{12}. \quad (11)$$

Розглянемо рівняння параболічного (II порядку) тренду. Під назвою параболічного матимемо на увазі тренд, виражений параболою II порядку з рівнянням:

$$\hat{y}_i = a + b * t + c * t^2. \quad (12)$$

Значення (сенса, суті) параметрів параболи II порядку такі: вільний член a – це середній (вирівняний) рівень тренду на момент або період, прийнятий за початок відліку часу, тобто $t = 0$; b – це середній за весь період середньорічний приріст, який вже не є константою, а змінюється рівномірно з середнім прискоренням, рівним $2c$, яке і служить константою, головним параметром параболи II порядку. Отже, тренд у формі параболи II порядку застосовується для відображення таких тенденцій динаміки, яким властиве приблизно постійне прискорення абсолютних змін рівнів. Оскільки вільний член рівняння a як значення показника в початковий момент (період) відліку часу, як правило, величина позитивна, то характер тренду визначається знаками параметрів b і c :

а) при $b > 0$ і $c > 0$ маємо висхідну гілку, тобто тенденцію до прискореного зростання рівнів;

б) при $b < 0$ і $c < 0$ маємо низхідну гілку – тенденцію до прискореного скорочення рівнів;

в) при $b > 0$ і $c < 0$ маємо або висхідну гілку із сповільнюючимся зростанням рівнів, або обидві гілки параболи, висхідну і низхідну, якщо їх по суті можна вважати єдиним процесом;

г) при $b < 0$ і $c > 0$ маємо або низхідну гілку із сповільнюючимся скороченням рівнів, або обидві гілки – низхідну і висхідну, якщо їх можна вважати єдиною тенденцією.

Екстремальна точка параболи (12) досягається при нульовому значенні першої похідної:

$$\frac{df}{dt} = (a + bt + ct^2) = b + 2ct. \quad (13)$$

З рівності $b + 2ct = 0$ маємо $t = \frac{-b}{2c}$.

У загальному випадку для обчислення параметрів a , b , c за методом найменших квадратів три приватні похідні функції:

$$f(a, b, c) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (14)$$

прирівнюються до нуля, і після перетворень отримуємо систему трьох рівнянь з трьома невідомими:

$$na + b\sum_{i=1}^n t_i + c\sum_{i=1}^n t_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i, \quad (15)$$

$$a\sum_{i=1}^n t_i + b\sum_{i=1}^n t_i^2 + c\sum_{i=1}^n t_i^3 = \sum_{i=1}^n y_i t_i, \quad (16)$$

$$a\sum_{i=1}^n t_i^2 + b\sum_{i=1}^n t_i^3 + c\sum_{i=1}^n t_i^4 = \sum_{i=1}^n y_i t_i^2. \quad (17)$$

При перенесенні початку відліку періодів (моментів) часу в середину ряду суми непарних ступенів номерів цих періодів $\sum t_i$ і $\sum t_i^3$ обертаються в нуль. При цьому друге рівняння обертається в рівняння з одним невідомим, звідки:

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n y_i t_i^2}{\sum_{i=1}^n t_i^2}. \quad (18)$$

Рівняння утворюють систему двох рівнянь з двома невідомими:

$$na + c\sum_{i=1}^n t_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i, \quad (19)$$

$$a\sum_{i=1}^n t_i^2 + c\sum_{i=1}^n t_i^4 = \sum_{i=1}^n y_i t_i^2, \quad (20)$$

де

$$\sum t_i^2 = \frac{n^3 - n}{12}, \quad \sum_{i=1}^n t_i^4 = \frac{3n^5 - 10n^3 + 7n}{240}. \quad (21)$$

Прогнозування цін на товар згідно розробленій моделі перевіримо на даних про ціни за кожен місяць минулих років, представлених у таблиці 1.

Таблиця 1

Ціни на товар за кожен місяць минулих років

	2004	2005	2006	2007	2008	2009
Січень	572	950	760	1026	961	1182
Лютий	633	884	795	960	902	1190

Березень	780	878	825	941	902	1180
Квітень	776	830	834	878	902	1165
Травень	779	739	846	868	900	1176
Червень	726	819	807	867	872	1239
Липень	765	874	848	865	905	1262
Серпень	869	886	886	859	882	1248
Вересень	847	869	880	843	892	1235
Жовтень	962	799	902	828	915	1199
Листопад	839	824	914	884	972	1199
Грудень	858	835	911	909	1001	1206

Після введення даних у систему проводиться розрахунок характеристик часового ряду. Результатами роботи програми є обчислені рівняння лінійного і параболічного тренду та графічне зображення ліній досліджуваних лінійного і параболічного трендів [5, с. 254]. Рівняння лінійного тренду:

$$\hat{Y}_i = 916,89 + 67,50 * i, \quad (22)$$

Рівняння параболічного тренду:

$$\hat{Y}_i = 853,96 + 67,50 * i + 21,57 * i^2. \quad (23)$$

Лінії трендів і середнє значення за рік зображені на рис. 1.

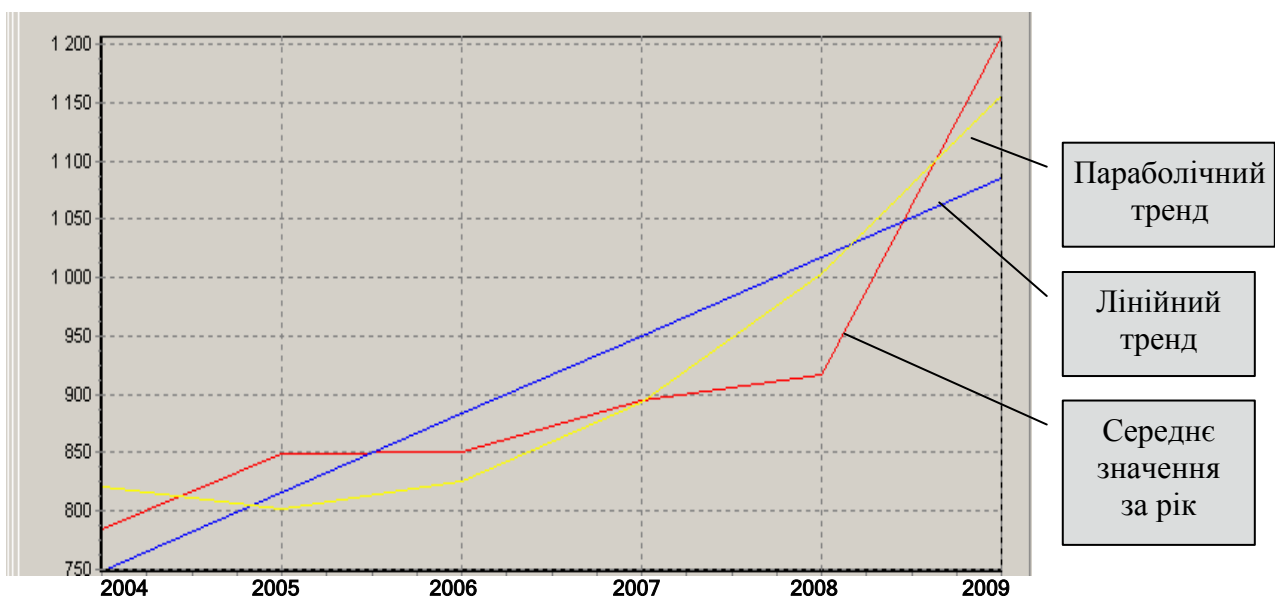


Рис. 1. Лінії трендів

Проміжні результати розрахунків – середньорічні значення і індекси сезонності – представлені у таблиці 2 і таблиці 3 відповідно.

Таблиця 2

Середньорічні значення ціни на товар

2004	2005	2006	2007	2008	2009
783,83	848,92	850,67	894,00	917,117	1206,75

Таблиця 3

Індекси сезонності

	2004	2005	2006	2007	2008	2009	Середнє значення
Січень	72,97	111,91	89,34	114,77	104,78	97,95	98,62
Лютий	80,76	104,13	93,46	107,38	98,35	98,61	97,11
Березень	99,51	103,43	96,98	105,26	98,35	97,78	100,22
Квітень	99,00	97,77	98,04	98,21	98,35	96,54	97,99
Травень	99,38	87,05	99,45	97,09	98,13	97,45	96,43
Червень	92,62	96,48	94,87	96,98	95,08	102,67	96,45
Липень	97,60	102,95	99,69	96,76	98,67	104,58	100,04
Серпень	110,87	104,37	104,115	96,09	96,17	103,42	102,51
Вересень	108,06	102,37	103,45	94,30	97,26	102,34	101,29
Жовтень	122,73	94,12	106,03	92,62	99,76	99,36	102,44
Листопад	107,04	97,06	107,45	98,88	105,98	99,36	102,63
Грудень	109,46	98,36	107,09	101,68	109,14	99,94	104,28

Підсумкові результати роботи прогнозу моделі представлені у табл. 4.

Таблиця 4

Прогноз ціни на товар на поточний рік по місяцях

	Лінійний тренд	Параболічний тренд
Січень	1137,24	1335,82
Лютий	1119,88	1315,43
Березень	1155,67	1327,22
Квітень	1129,92	1327,22

Травень	1111,95	1306,11
Червень	1112,20	1306,41
Липень	1153,63	1355,07
Серпень	1182,09	1388,51
Вересень	1168,08	1372,05
Жовтень	1181,26	1387,53
Листопад	1183,46	1390,11
Грудень	1202,49	1412,47

Таким чином, використовуючи прогнозу модель, ми отримали прогноз цін на товар у кожному місяці поточного року, що дає можливість приймати відповідні маркетингові рішення.

Для класифікації існуючих і можливих постачальників матеріалів (сировини) на підприємство використовується кластерний і дискримінантний аналіз. Кластерний аналіз здійснюється за допомогою агломеративного ієрархічного алгоритму, який відноситься до ієрархічних (деревоподібних) процедур. Принцип роботи ієрархічних агломеративних процедур полягає в послідовному об'єднанні груп елементів спочатку найближчих, а потім все більш віддалених один від одного. До недоліків ієрархічних процедур слід віднести громіздкість їх обчислювальної реалізації. Реалізація таких алгоритмів при великому числі спостережень недоцільна, а у ряді випадків і неможлива.

На першому кроці кожне спостереження розглядається як окремий кластер. Надалі на кожному кроці роботи алгоритму відбувається об'єднання двох найближчих кластерів, і, з урахуванням прийнятої відстані, по формулі перераховується матриця відстаней, розмірність якої знижується на 1. Робота алгоритму закінчується, коли всі спостереження об'єднані в один клас. Як вхідні дані в завданні кластерного аналізу служить прямокутна таблиця, кожен рядок якої представляє результат вимірювання k даних ознак у n об'єктів.

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{pmatrix} \quad (24)$$

Як відстань між об'єктами використовується звичайна евклідова відстань:

$$\rho_E(X_i, X_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^k (x_{il} - x_{jl})^2}, \quad (25)$$

де x_{il}, x_{jl} – величина l -ої компоненти у i -го (j -го) об'єкту ($l = 1, 2, \dots, k; i, j = 1, 2, \dots, n$).

З геометричної точки зору і змістовної інтерпретації евклідова відстань може виявитися безглуздою, якщо її ознаки мають різні одиниці вимірювання. Для приведення ознак до однакових одиниць удаються до нормування кожної ознаки шляхом ділення центрованої величини на середнє квадратичне відхилення і переходять від матриці X до нормованої матриці з елементами

$$x_{il}^H = \frac{x_{il} - \bar{x}_l}{s_l}, \quad (26)$$

де x_{il} – значення l -ої ознаки у i -го об'єкту;

\bar{x}_l – середнє арифметичне значення l -ої ознаки;

$s_l = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i (x_{il} - \bar{x}_l)^2}$ – середнє квадратичне відхилення l -ої ознаки.

Таким чином, будуємо матрицю відстаней. Діагональні елементи матриці відстаней будуть рівні 0, сама матриця буде симетричною. Після того, як матриця відстаней побудована, шукаємо об'єкти, які найбільш близькі між собою, і тому вони об'єднуються в один кластер. Відстань між кластерами визначається за принципом найближчого сусіда. Припустимо:

S_i – i -та група (клас, кластер), що складається з n_i об'єктів;

\bar{x}_i – середнє арифметичне векторних спостережень S_i групи, тобто центр тяжіння i -ої групи;

$\rho(S_1, S_m)$ – відстань між групами S_1 і S_m .

Відстань вимірюється за принципом найближчого сусіда:

$$\rho_{\min}(S_l, S_m) = \min \rho(x_i, x_j) \quad (27)$$

Після визначення найближчих об'єктів, визначаємо відстані між кластерами. Відстань між класами S_l і $S_{(m,q)}$, що є об'єднанням двох інших класів S_m і S_q , можна визначити по формулі:

$$\rho_{l,(m,q)} = \rho(S_l, S_{(m,q)}) = \alpha\rho_{lm} + \beta\rho_{lq} + \gamma\rho_{mq} + \delta(\rho_{lm} - \rho_{lq}), \quad (28)$$

де $\rho_{lm} = \rho(S_l, S_m)$; $\rho_{lq} = \rho(S_l, S_q)$; $\rho_{mq} = \rho(S_m, S_q)$ – відстані між класами S_l , S_m , S_q ;

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$ – числові коефіцієнти, значення яких визначає специфіку процедури, її алгоритм.

Цикл здійснюється до тих пір, поки об'єкти не будуть об'єднані в один кластер, після чого фахівець-аналітик повинен зробити висновок, якому етапу класифікації віддати перевагу. Дані для кластерного аналізу представлені у таблиці 5.

Таблиця 5

Готові дані для кластерного аналізу

№	Назва підприємства	Ціна постачання	Ціна закупки одиниці товару	Час виконання
1	Підприємство_1	3600	1320	144
2	Підприємство_2	2950	1110	200
3	Підприємство_3	3900	1200	96
4	Підприємство_4	2500	1250	76
5	Підприємство_5	2400	1225	150
6	Підприємство_6	3000	1100	180
7	Підприємство_7	3500	1280	170

Результати кластерного аналізу представляються у вигляді діаграми: дендрограми (рис. 2).

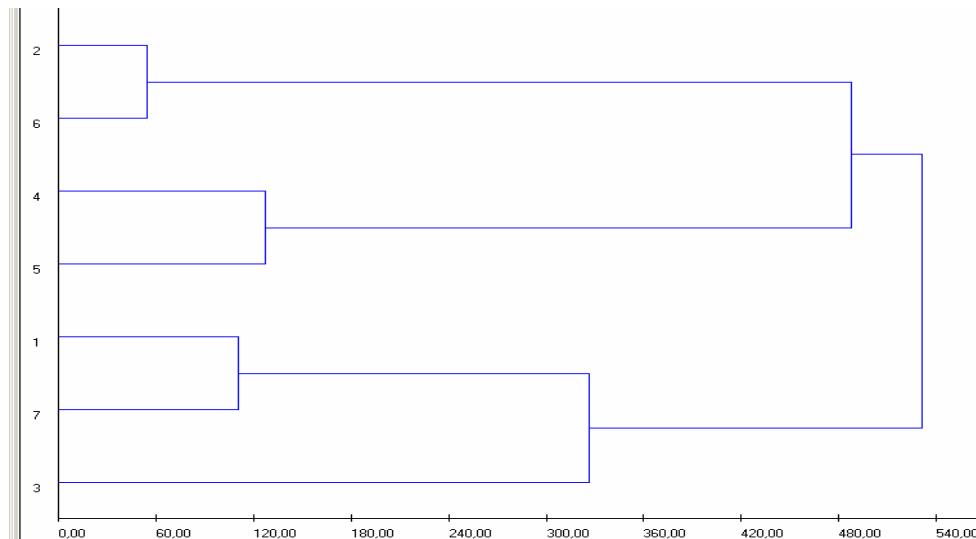


Рис. 2. Дендрограма класифікації

Лінії на дендрограмі – відстані між об'єднуваними на даному етапі кластерами (об'єктами). Перевагу слід віддавати передостанньому етапу класифікації, коли всі об'єкти об'єднуються в два кластери [6, с. 116]. Для нас це будуть (сприятливі і несприятливі) постачальники.

Результати розрахунку представлені на рис. 3.

<p>Результати розрахунку</p> <hr/> <p>Підприємства 1-ої групи [X]: Підприємство_1, Підприємство_3, Підприємство_7</p> <p>Підприємства 2-ої групи [Y]: Підприємство_2, Підприємство_4, Підприємство_5, Підприємство_6</p>

Рис. 3. Результати кластерного аналізу

Дискримінантний аналіз включає статистичні методи класифікації багатовимірних спостережень в ситуації, коли дослідник володіє повчальними вибірками (класифікація з вчителем).

У загальному випадку завдання розрізнення (дискримінація) формулюється таким чином. Хай результатом спостереження над об'єктом є реалізація k -мірного випадкового вектора $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)^T$. Потрібно встановити правило, згідно якому по спостережуваному значенню вектора x

об'єкт відносять до однієї з можливих сукупностей, π_i , $i = 1, 2, \dots, l$. Для побудови правила дискримінації весь вибірковий простір R значень вектора x розбивається на області R_i , $i = 1, 2, \dots, l$, так, що при попаданні x в R_i об'єкт відносять до сукупності π_i . З погляду застосування дискримінантного аналізу найбільш важливою є ситуація, коли початкова інформація про розподіл представлена вибірками з них.

Розглянемо дискримінантний аналіз при нормальному законі розподілу показників. Є дві генеральні сукупності X і Y , що мають тривимірний нормальний закон розподілу з невідомими, але рівними ковариаційними матрицями. З них узяті повчальні вибірки з об'ємами n_1 у X і n_2 у Y .

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{n_2 1} & x_{n_2 2} & x_{n_2 3} \end{pmatrix}, \quad (29)$$

$$Y = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & y_{13} \\ y_{21} & y_{22} & y_{23} \\ \dots & \dots & \dots \\ y_{n_2 1} & y_{n_2 2} & y_{n_2 3} \end{pmatrix} \quad (30)$$

Метою дискримінантного аналізу є віднесення нового спостереження (рядки матриці Z) або до X , або до Y .

$$Z = \begin{pmatrix} z_{11} & z_{12} & z_{13} \\ z_{21} & z_{22} & z_{23} \\ \dots & \dots & \dots \\ z_{l1} & z_{l2} & z_{l3} \end{pmatrix} \quad (31)$$

Для вирішення завдання по повчальних вибірках визначаються вектори середніх

$$\bar{X} = \begin{pmatrix} \bar{x}_1 \\ \bar{x}_2 \\ \bar{x}_3 \end{pmatrix} \text{ і } \bar{Y} = \begin{pmatrix} \bar{y}_1 \\ \bar{y}_2 \\ \bar{y}_3 \end{pmatrix}. \quad (32)$$

Визначаються оцінки ковариаційних матриць

$$S_x = \{s_{ki}\}_x \text{ і } S_y = \{s_{ki}\}_y; \bar{x}_j = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} x_{ij}. \quad (33)$$

Знайдемо елемент матриці S_x :

$$s_{kj}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n_1} (x_{ij} - \bar{x})(x_{ik} - \bar{x}_k) = x_j x_k - \bar{x}_j \bar{x}_k. \quad (34)$$

Розрахуємо незміщену оцінку сумарної ковариаційної матриці:

$$S = \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} (n_1 S_x + n_2 S_y). \quad (35)$$

Визначимо матрицю S^{-1} , зворотну до S .

Обчислимо вектор оцінок коефіцієнтів дискримінантної функції $a = S^{-1}(\bar{X} - \bar{Y})$.

Розрахуємо оцінки векторів значень дискримінантної функції для матриць початкових даних $\hat{U}_x = Xa$, $\hat{U}_y = Ya$.

Обчислимо середні значення оцінок дискримінантної функції:

$$\bar{u}_x = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \hat{u}_{xi}, \quad \bar{u}_y = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} \hat{u}_{yi}. \quad (36)$$

Визначимо константу:

$$\hat{C} = \frac{1}{2} (\bar{u}_x + \bar{u}_y). \quad (37)$$

Функцію дискримінанта для v -го спостереження, підмета дискримінації, отримаємо, вирішивши рівняння:

$$\hat{u}_v = z_{v1} a_1 + z_{v2} a_2 + z_{v3} a_3. \quad (38)$$

Якщо $u_v \geq \hat{C}$, то v -е спостереження слід віднести до сукупності y .

Дискримінантний аналіз є доповненням і додатком кластерного аналізу. По суті дискримінантний аналіз включає статистичні методи класифікації багатовимірних спостережень за ситуації, коли дослідник володіє повчальними вибірками.

Розглянемо ситуацію, коли необхідно додати новий об'єкт (підприємство_8) до певної групи об'єктів (у нас об'єкти розбиваються тільки на

два кластери). Для початку необхідно провести кластерний аналіз об'єктів, до яких відноситимемо досліджуваний об'єкт, це також будуть початкові дані для аналізу дискримінанта. Для даного випадку результати виконаного кластерного аналізу цілком підходять.

Проведемо аналіз дискримінанта. Для цього необхідно використати дані про новий об'єкт, представлені у таблиці «Аналізоване підприємство» (табл. 6).

Таблиця 6

Аналізоване підприємство

Назва підприємства	Ціна постачання	Ціна закупки одиниці товару	Час виконання
Підприємство_8	2700	1200	300

Дане підприємство не відображається на дендрограмі, для його відображення досліджуване підприємство з дискримінантного аналізу треба записати в кластерний аналіз у загальний список.

Таблиця 7

Додавання нового підприємства в загальний список

№	Назва підприємства	Ціна постачання	Ціна закупки одиниці товару	Час виконання
1	Підприємство_1	3600	1320	144
2	Підприємство_2	2950	1110	200
3	Підприємство_3	3900	1200	96
4	Підприємство_4	2500	1250	76
5	Підприємство_5	2400	1225	150
6	Підприємство_6	3000	1100	180
7	Підприємство_7	3500	1280	170
8	Підприємство_8	2700	1200	300

Дендрограма з новим підприємством представлена на рис. 4.

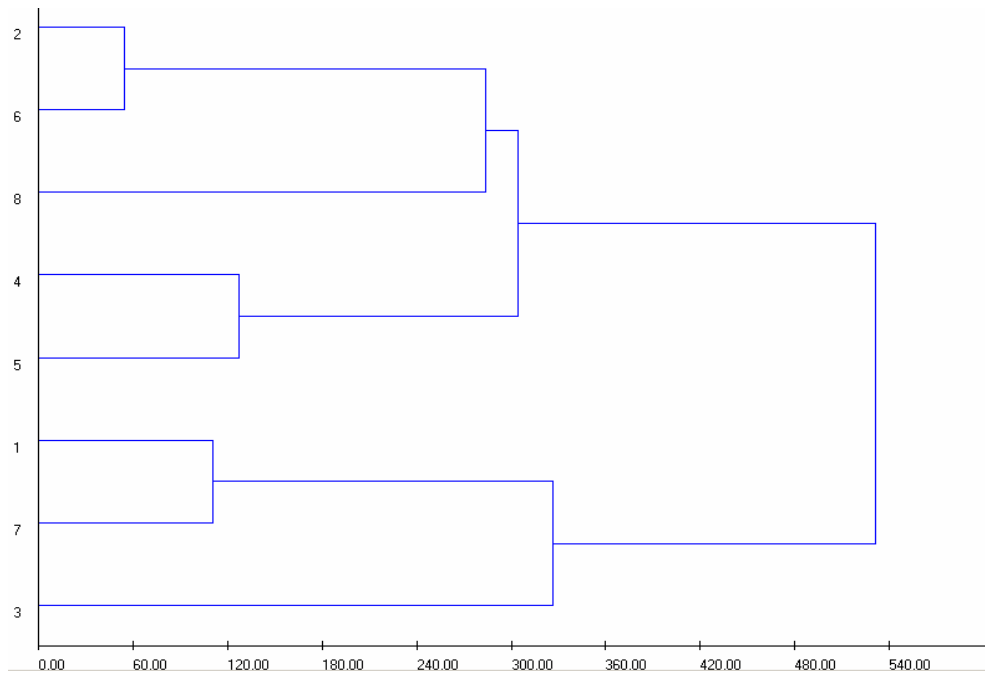


Рис. 4. Дендрограма з новим підприємством (8)

Результатом дискримінантного аналізу від СППР видається повідомлення про те, до якої групи підприємств слід віднести досліджуваний об'єкт (рис. 5).

<p>Результати розрахунку</p> <p>Підприємства 1-ої групи [Y]: Підприємство_2, Підприємство_4, Підприємство_5, Підприємство_6, Підприємство_8</p> <p>Підприємства 2-ої групи [X]: Підприємство_1, Підприємство_3, Підприємство_7</p> <p>Середнє значення оцінок дискримінантної функції для першої групи [X]: $u_x = 946,48$</p> <p>Середнє значення оцінок дискримінантної функції для другої групи [Y]: $u_y = 1123,61$</p> <p>Константа $C = 1035,05$</p> <p>Середнє значення дискримінантної функції для нового підприємства "Підприємство_8": $u_z=952,75$</p> <p>Висновок:</p> <p>Підприємство "Підприємство_8" слід віднести до першої групи</p>

Рис. 5. Результати дискримінантного аналізу

Висновки. Розроблена математична модель була застосована в системі підтримки прийняття рішень, розробленій засобами MS Office Access, яка при прогнозуванні ціноутворення формує таку інформацію:

- індекси сезонності;
- графіки, на яких відображаються середньорічні ціни на досліджувану продукцію, лінійний тренд цін, параболічний тренд цін;

– значення цін для кожного місяця прогнозованого року відповідно до лінійного і параболічного трендів.

При виконанні кластерного і дискримінантного аналізу формується наступна інформація:

– результати класифікації об'єктів в графічному вигляді (дендрограма);

– результати класифікації об'єктів в текстовому вигляді (розбиття підприємств-постачальників на групи);

– результати класифікації досліджуваного об'єкту (віднесення об'єкту до тієї або іншої групи).

Таким чином розроблена математична модель дає змогу розробляти повноцінні системи підтримки прийняття рішень для маркетингових досліджень, придатні для використання в навчальному процесі.

Подальші дослідження спрямовані на розробку і апробацію моделей знаходження залежності, що з події X слідує подія Y (так званих асоціативних правил), встановлення закономірностей між пов'язаними в часі подіями.

Література

1. **Котлер Ф.** Основы маркетинга : пер. с англ. / Общ. ред. и вступ. ст. Е. М. Пеньковой. – М. : Прогресс, 1990. – 736 с.

2. **Бизнес-аналитика: от данных к знаниям** / Н. Б. Паклин, В. И. Орешков. – СПб. : Питер, 2009. – 624 с.

3. **Владимирова Л. П.** Прогнозирование и планирование в условиях рынка : учебное пособие / Рецензент: С. Р. Малютин ; 2-е изд. перераб. и доп. – М. : Издательский дом «Дашков и К», 2001. – 308 с.

4. **Математические методы в экономике** : учебник. / О. О. Замков, А. В. Толстопятенко, Ю. Н. Черемных. – М. : ДИС, 1997. – 368 с.

5. **Прикладная информатика: справочник: учебное пособие** / Под ред. Н. В. Волковой и В. Н. Юрьева. – М. : Финансы и статистика; Инфра-М, 2008. – 352 с.

6. **Статистический** анализ данных на компьютере / Ю. Н. Тюрин, А. А. Макаров / Под ред. В. Э. Фигурнова. – М. : Инфра-М, 1998. – 305 с.

Perederiy L.V.

The article is devoted one review of methods of development of the systems of support of making a decision, which is based on the mathematical model of prognostication of pricing and grouping of suppliers of materials on an enterprise with the purpose of upgrading marketings decisions.

Key words: systems of support of making a decision, marketings researches, model, sentinel row, linear тренд, parabolic тренд, cluster analysis, analysis dascriminant.

Відомості про автора

Передерій Людмила Василівна – доцент кафедри інформаційних систем і технологій Бердянського університету менеджменту і бізнесу. Основні наукові інтереси зосереджені навколо сучасних інформаційних технологій, зокрема безпеки інформаційних систем, проектування інформаційних систем, методів аналізу інформації.