

Література

1. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст] / С. Хайкин. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Pao, Y. H. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks [Text] / Y. H. Pao. – Reading, MA: Addison-Wesley, 1989 – 320 p.
3. Yang, S.-S. An orthonormal neural network for function approximation [Text] / S.-S. Yang, C.-S. Tseng // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1996. – Vol. 26, № 12. – P. 925–935.
4. Lee, T. T. The Chebyshev polynomial-based unified model neural networks for function approximation [Text] / T. T. Lee, J. T. Jeng // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1998. – Vol. 28, № 12. – P. 925–935.
5. Patra, J. C. Nonlinear dynamic system identification using Chebyshev functional link artificial neural networks [Text] / J. C. Patra, A. C. Kot // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 2002. – Vol. 32, №4. – P. 505–511.
6. Бодянский, Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применение [Текст] / Е. В. Бодянский, О. Г. Руденко // Харьков. ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с.
7. Бидюк, П. И. Методы прогнозирования [Текст] : Т. 1 / П. И. Бидюк, О. С. Меняйленко, О. С. Половцев. – Луганск: Альма-матер, 2008 – 301 с.
8. Бидюк, П. И. Методы прогнозирования [Текст] : Т. 2 / П. И. Бидюк, О. С. Меняйленко, О. С. Половцев. – Луганск: Альма-матер, 2008 – 305 с.
9. Райбман, Н. С. Построение моделей процессов производства [Текст] / Н. С. Райбман, В. М. Чадеев. – М.: Энергия, 1975. – 376 с.
10. Бодянский, Е. В. Ортоинакс, ортонейроны и нейропредиктор на их основе [Текст] / Е. В. Бодянский, Е. А. Викторова, А. Н. Слипченко // Системи обробки інформації. – 2007. – Вип. 4 (62). – С. 139–143.
11. Бодянский, Е. В. Субоптимальное управление стохастическими процессами [Текст] / Е. В. Бодянский, С. Г. Удовенко, А. Е. Ачкасов, Г. К. Вороновский. – Харьков: Основа, 1997. – 140 с.
12. Перельман, И. И. Оперативная идентификация объектов управления [Текст] / И. И. Перельман. – М.: Энергоатомиздат, 1982. – 272 с.

В роботі представлено загальний метод кластеризації об'єктів, що використовує нечіткі бінарні відношення для визначення міри близькості векторів ознак об'єктів за «кутовою» та «довжинною» напівметриками. Даний метод реалізований у вигляді трьох алгоритмів. Програмна реалізація даного методу показала його ефективність при розв'язанні різних прикладних задач та простоту в застосуванні

Ключові слова: кластерний аналіз, кластер, нечіткі бінарні відношення, розбиття об'єктів, кластеризація об'єктів

В работе представлено общий метод кластеризации объектов, использующий нечеткие бинарные отношения для определения меры близости векторов признаков объектов по «угловой» полуметрике и полуметрике длины. Данный метод реализован в виде трех алгоритмов. Программная реализация данного метода показала его эффективность при решении различных прикладных задач и простоту в применении

Ключевые слова: кластерный анализ, кластер, нечеткие бинарные отношения, разбиение объектов, кластеризация объектов

УДК 519.8

ДЕЯКІ МЕТОДИ АВТОМАТИЧНОГО ГРУПУВАННЯ ОБ'ЄКТІВ

Н. Е. Кондрук

Кандидат технічних наук, доцент
Кафедра кібернетики і
прикладної математики
Ужгородський
національний університет
пл. Народна, 3, м. Ужгород,
Україна, 88000
E-mail: kondrukne@gmail.com

1. Вступ

В останні десятиліття спостерігається ріст інтересу до нового напрямку в обробці інформації – інтелектуальному аналізу даних (Data Mining).

В запропонованій роботі розглядається часткова задача інтелектуального аналізу даних – задача

кластерного аналізу, відома як задача автоматичного групування об'єктів, класифікації без учителя або таксономії.

Кластерний аналіз (англ. Data clustering) – задача розбиття заданої вибірки об'єктів на підмножини (кластери), так, щоб кожен кластер складався з схожих об'єктів, а об'єкти різних кластерів істотно відрізнялися.

Кластерний аналіз, на відміну від більшості математико-статистичних методів, не накладає ніяких обмежень на вид об'єктів розбиття і дозволяє розглядати множини початкових даних практично довільної природи та дозволяє проводити розбиття об'єктів не лише по одному параметру, а й по цілому набору ознак. Крім того, кластерний аналіз дозволяє розглядати достатньо великий об'єм інформації і різко скорочувати, стискати великі масиви інформації довільної природи, робити їх компактними і предметними. Тому даний вид аналізу є актуальним і широко застосовується в інформаційних системах, медицині, психології, хімії, біології, державному управлінні, філології, маркетингу, соціології та інших дисциплінах.

Однак широта застосування породжує проблеми узгодженості та однозначності математичного апарату кластерного аналізу [1].

Зокрема, взявши до уваги, що дані кластеризації можуть мати різний фізичний зміст, а також те, що критерії схожості об'єктів не є універсальними і можуть визначатись для різних прикладних задач по різному, то актуальним є побудова альтернативних (до вже відомих) мір схожості, які задовольняють виникаючі потреби до групування об'єктів нових прикладних задач. Розв'язанню вищезазначеної проблеми і присвячена дана робота.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Розглянемо загальну задачу кластерного аналізу в наступній постановці.

Нехай дано деякі об'єкти O_1, \dots, O_m , які характеризуються n кількісними ознаками

Позначимо $(c_1^i, c_2^i, \dots, c_n^i)$ – вектор ознак, що характеризує об'єкт із номером i . Таким чином, кожному об'єкту $O_i, i = \overline{1, m}$ ставиться у відповідність вектор ознак $c_i = (c_1^i, c_2^i, \dots, c_n^i)$, $i = \overline{1, m}$.

Потрібно розбити дані об'єкти $O_i, i = \overline{1, m}$ на групи «схожості» по всіх n ознаках. Для цього, з математичної точки зору, потрібно розв'язати задачу кластеризації векторів ознак $c_i = (c_1^i, c_2^i, \dots, c_n^i)$, $i = \overline{1, m}$.

Розв'язання задач кластеризації принципове неоднозначне [1], і цьому є декілька причин: не існує однозначно якнайкращого критерію якості кластеризації; число кластерів, як правило, невідоме заздалегідь і встановлюється відповідно до деякого суб'єктивного критерію; результат кластеризації істотно залежить від обраної метрики.

Існує багато методів кластеризації, але загальноприйнятої їх класифікації не існує. Найпопулярнішими з них є метод k -середніх [2], самоорганізуюча карта Кохонена [3], ієрархічна кластеризація [4] або таксономія [5] та інші. З більш детальним аналізом методів кластеризації можна ознайомитись в [6 – 8].

Методика кластерного аналізу базується на поняттях подібності об'єктів або їх ознак. За допомогою підбору найбільш «подібних» об'єктів виконується розподіл сукупності на кластери (групи). Мірою подібності, як правило, виступає відстань між об'єктами, на основі якої і побудовані різні види метрик та напівметрик [7 – 9].

Існує цілий клас задач [10 – 12], із фізичного змісту яких слідує, що потрібно провести кластеризацію

об'єктів $O_i, i = \overline{1, m}$, взявши за міру схожості векторів $c_i, i = \overline{1, m}$ «кутову» та «довжинну» близькість між ними.

Таким чином, ставиться задача визначення «кутової» напівметрики та напівметрики довжини між векторами ознак $c_i, i = \overline{1, m}$ та розробки методу кластеризації, що їх використовують.

3. Мета та задачі дослідження

Метою роботи є підвищення ефективності розв'язання задач кластерного аналізу шляхом розробки загального методу та алгоритмів кластеризації об'єктів основаних на «кутовій» та «довжинній» метриках та бінарних відношеннях.

Для досягнення мети в роботі необхідно розв'язати наступні задачі: розробити загальний метод кластеризації об'єктів оснований на нечітких бінарних відношеннях; визначити напівметрики, що характеризуватимуть міри близькості векторів ознак об'єктів за «кутовою» та «довжиною» схожістю; побудувати алгоритми кластеризації основані на групуванні об'єктів за введеними кутковою та довжинною напівметриками.

4. Розробка методу та алгоритмів кластеризації об'єктів основаних на нечітких бінарних відношеннях

Для розв'язання поставленої задачі пропонується використати математичний апарат нечітких множин та нечітких бінарних відношень.

Нехай задано деяке нечітке бінарне відношення R , що характеризує міру подібності двох об'єктів O_i та O_j за значенням функції належності $\phi_R(\bar{c}_i, \bar{c}_j)$ близькості їх векторів ознак. Причому, чим подібніші об'єкти, тим ϕ_R буде ближче до 1.

Автором пропонується загальний метод кластеризації об'єктів заснований на нечітких бінарних відношеннях описаний у вигляді наступних кроків.

Крок 1. Визначаємо число $\mu^* \in [0, 1]$, що визначає поріг схожості об'єктів. Очевидно чим ближче значення μ^* до одиниці, тим більше буде кількість кінцевих кластерів розбиття.

Крок j . Серед векторів \bar{c}_i , які ще не віднесені до жодного кластеру вибираємо деякий домінуючий \bar{c}^* . Якщо для деякого \bar{c}_i виконується $\phi_R(\bar{c}^*, \bar{c}_i) \geq \mu^*$, то тоді даний вектор \bar{c}_i відноситься до кластеру K^j .

Завершення процесу виконання ітерацій алгоритмів гарантується тим, що умови кластеризації $\phi_R(\bar{c}^*, \bar{c}_i) \geq \mu^*$ завжди виконуються хоча б для одного із векторів – домінуючого, тобто при $i = i^*$ (кожен вектор «близький» сам із собою). Тому не буде утворюватись «пустих» кластерів на кожному кроці.

Задамо два нечіткі бінарні відношення R^d і R^k , за допомогою яких визначатимемо міри схожості векторів за «кутовою» та «довжиною» напівметриками.

Введемо бінарне відношення R^d із функцією належності $\phi_{R^d} : \{ \bar{c}_i | i = \overline{1, m} \}^2 \rightarrow (0, 1]$:

$$\phi_{R^d}(\bar{c}_i, \bar{c}_j) = \frac{\Delta - \left| \|\bar{c}_i\| - \|\bar{c}_j\| \right|}{\Delta}, \quad (1)$$

де $\Delta = \max_i \|\bar{c}_i\|$, $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, m}$.

Дане нечітке бінарне відношення характеризує різницю між довжинами векторів \bar{c}_i і \bar{c}_j . Причому, чим менша різниця між довжинами, тим ϕ_{R^d} буде ближче до 1. І навпаки, чим ця різниця більша тим ϕ_{R^d} буде ближче до нуля. Таким чином, величина ϕ_{R^d} буде визначати близькість векторів \bar{c}_i , $i = \overline{1, m}$ за довжиною.

Бінарне відношення R^k із функцією належності $\phi_{R^k} : \{ \bar{c}_i | i = \overline{1, m} \}^2 \rightarrow [0, 1]$ визначається за формулою:

$$\phi_{R^k}(\bar{c}_i, \bar{c}_j) = \frac{1 + \frac{\bar{c}_i \cdot \bar{c}_j}{\|\bar{c}_i\| \cdot \|\bar{c}_j\|}}{2}, \quad i = \overline{1, m}, \quad j = \overline{1, m}. \quad (2)$$

Воно характеризує кут відхилення між векторами \bar{c}_i і \bar{c}_j . Очевидно, чим менший кут відхилення між \bar{c}_i і \bar{c}_j , тим значення ϕ_{R^k} буде ближчим до 1, і навпаки, чим більшим є цей кут тим ϕ_{R^k} буде ближче до нуля. Величина ϕ_{R^k} буде визначати близькість векторів \bar{c}_i , $i = \overline{1, m}$ за кутом.

Із вищезначеного методу та введених напівметрик можна запропонувати наступні алгоритми кластеризації.

Алгоритм 1.

Крок 0.

Задаємо деяке число μ_k близьке до одиниці. Задане число буде характеризувати поріг близькості векторів \bar{c}_i , $i = \overline{1, m}$ за кутом між ними.

Крок 1.

Позначимо $F^1 = \{ \bar{c}_i | i = \overline{1, m} \}$, а $I^1 = \{ i | i = \overline{1, m} \}$. Серед векторів $\bar{c}_i \in F^1$ вибираємо деякий домінантний \bar{c}_{i^*} . За домінантний вектор можна, наприклад, взяти «найбільш ізольований», тобто для якого виконується $\phi_{i^*j} = \max_{\substack{i,j \in I^1 \\ i \neq j}} \phi_{ij}$, причому $\phi_{ij} = \phi_{R^k}(\bar{c}_i, \bar{c}_j)$, $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, m}$.

1. Із векторів $\bar{c}_i \in F^1$, для яких $\phi_{R^k}(\bar{c}_{i^*}, \bar{c}_i) \geq \mu_k$ створимо кластер K^1 .

2. Позначимо $F^2 = F^1 \setminus K^1$, а $I^2 = \{ i | \bar{c}_i \in F^2 \}$.

Крок t.

1. Серед векторів $\bar{c}_i \in F^t$ вибираємо домінантний \bar{c}_{i^*} так само як і на кроці 1.

2. Із векторів $\bar{c}_i \in F^t$, для яких $\phi_{R^k}(\bar{c}_{i^*}, \bar{c}_i) \geq \mu_k$, створимо кластер K^t .

3. Позначимо $F^{t+1} = F^t \setminus K^t$, а $I^{t+1} = \{ i | \bar{c}_i \in F^{t+1} \}$.

Процес завершуємо на деякому кроці T, якщо $\phi_{R^k}(\bar{c}_i, \bar{c}_j) \geq \mu_k$ для будь-яких $i, j \in I^{T+1}$. Причому $K^{T+1} = F^{T+1}$.

Даний алгоритм проводить кластеризацію векторів \bar{c}_i , $i = \overline{1, m}$ конусами (рис. 1).

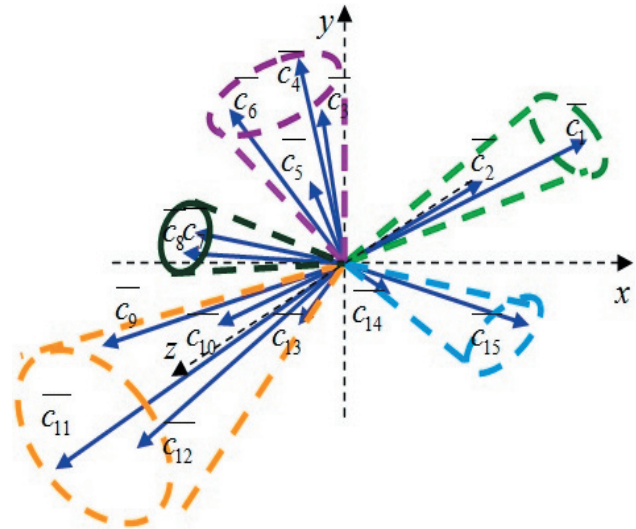


Рис. 1. Приклад можливої кластеризації векторів $\bar{c}_i, i = \overline{1, 15}$ алгоритмом 1

Алгоритм 2.

Крок 0.

1. Задаємо деякі числа μ_k , μ_d близькі до одиниці. Дані величини будуть характеризувати пороги близькості векторів \bar{c}_i , $i = \overline{1, m}$ за кутом та довжиною відповідно.

2. Позначимо $\Phi^k = \{ \phi_{ij} \}$, де $\phi_{ij} = \phi_{R^k}(\bar{c}_i, \bar{c}_j)$, $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, m}$.

Крок 1.

1. Позначимо $F^1 = \{ \bar{c}_i | i = \overline{1, m} \}$, а $I^1 = \{ i | i = \overline{1, m} \}$. Серед векторів $\bar{c}_i \in F^1$ знайдемо домінантний \bar{c}_{i^*} для якого виконується умова $\phi_{i^*j} = \max_{\substack{i,j \in I^1 \\ i \neq j}} \phi_{ij}$.

2. Відносно домінантного вектора \bar{c}_{i^*} будемо множини-конус $\Psi_{i^*} = \{ \bar{c}_i | \bar{c}_i \in F^1 \text{ і } \phi_{R^k}(\bar{c}_{i^*}, \bar{c}_i) \geq \mu_k \}$.

3. Створимо кластер K^1 , фільтруючи елементи із множини Ψ_{i^*} : $K^1 = \{ \bar{c}_i | \bar{c}_i \in \Psi_{i^*} \text{ і } \phi_{R^d}(\bar{c}_{i^*}, \bar{c}_i) \geq \mu_d \}$.

4. Позначимо $F^2 = F^1 \setminus K^1$, а $I^2 = \{ i | \bar{c}_i \in F^2 \}$.

Крок t.

1. Серед векторів $\bar{c}_i \in F^t$ виберемо домінантний \bar{c}_{i^*} , для якого виконується $\phi_{i^*j} = \max_{\substack{i,j \in I^t \\ i \neq j}} \phi_{ij}$.

2. Будемо множини-конус

$$\Psi_{i^*} = \{ \bar{c}_i | \bar{c}_i \in F^t \text{ і } \phi_{R^k}(\bar{c}_{i^*}, \bar{c}_i) \geq \mu_k \}.$$

3. Фільтруємо елементи Ψ_{i^*} :

$$K^t = \{ \bar{c}_i | \bar{c}_i \in \Psi_{i^*} \text{ і } \phi_{R^d}(\bar{c}_{i^*}, \bar{c}_i) \geq \mu_d \}.$$

4. Позначимо $F^{t+1} = F^t \setminus K^t$, а $I^{t+1} = \{ i | \bar{c}_i \in F^{t+1} \}$.

Процес завершуємо на деякому кроці T, якщо $\phi_{R^k}(\bar{c}_i, \bar{c}_j) \geq \mu_k$ і $\phi_{R^d}(\bar{c}_i, \bar{c}_j) \geq \mu_d$ для будь-яких $i, j \in I^{T+1}$. Причому $K^{T+1} = F^{T+1}$.

Даний алгоритм проводить дворівневу кластеризацію векторів $c_i, i=1, m$: на першому рівні конусами, а на другому сферами в середині кожного конусу.

Алгоритм 3.

Крок 0.

Задаємо деяке число μ_d близьке до одиниці. Задане число буде характеризувати поріг близькості векторів $c_i, i=1, m$ за їх довжиною.

Крок 1.

3. Позначимо $F^1 = \{c_i | i=1, m\}$, а $I^1 = \{i | i=1, m\}$. Серед векторів $c_i \in F^1$ вибираємо деякий домінуючий c_{i^*} . Домінуючим вектором може бути:

а) вектор, який задасть особа, що приймає рішення (ОПР) на основі відповідного домінуючого об'єкту;

б) вектор, довжина якого є найбільшою, тобто $\|c_{i^*}\| = \max_{i \in I^1} \|c_i\|$;

в) вектор, для якого відповідно $\phi_{i^*j} = \max_{\substack{i,j \in I^1 \\ i \neq j}} \phi_{ij}$, причому $\phi_{ij} = \phi_{R^d}(c_i, c_j), i=1, m, j=1, m$.

4. Із векторів $c_i \in F^1$, для яких $\phi_{R^d}(c_i, c_j) \geq \mu_d$, створимо кластер K^1 .

5. Позначимо $F^2 = F^1 \setminus K^1$, а $I^2 = \{i | c_i \in F^2\}$.

Крок t.

4. Серед векторів $c_i \in F^t$ вибираємо домінуючий c_{i^*} , так само як і на кроці 1.

5. Із векторів $c_i \in F^t$, для яких $\phi_{R^d}(c_i, c_j) \geq \mu_d$ створимо кластер K^t .

6. Позначимо $F^{t+1} = F^t \setminus K^t$, а $I^{t+1} = \{i | c_i \in F^{t+1}\}$.

Процес завершуємо на деякому кроці T , якщо $\phi_{R^d}(c_i, c_j) \geq \mu_d$ для будь-яких $i, j \in I^{T+1}$. Причому $K^{T+1} = F^{T+1}$.

Даний алгоритм проводить кластеризацію векторів $c_i, i=1, m$ сферами (рис. 2).

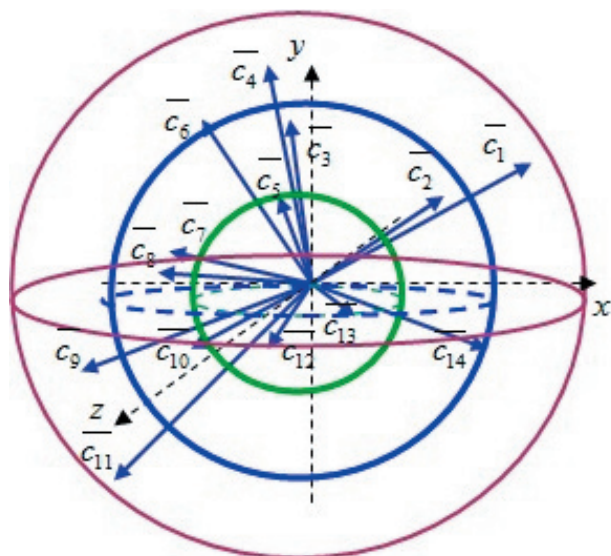


Рис. 2. Приклад можливої кластеризації векторів $c_i, i=1, 14$ алгоритмом 3

5. Обчислювальний експеримент

Основні ідеї, представлені в даній роботі, були використані для створення системи підтримки прийняття рішень для лікаря-дієтолога «Дієтолог» [12]. Даний програмний пакет реалізований в середовищі Delphi 5 і використовуються для складання індивідуалізованих дієт задач збалансованого харчування та дієтотерапії. Використана математична модель задачі збалансованого харчування представлена в [10] і описана на основі векторної задачі лінійного програмування із критеріальним простором великої розмірності. При розв'язанні даної задачі критеріальний простір задачі розбивається на кластери за допомогою алгоритму 1 при значенні порога $\mu_k=0,8$ та використаний загальний підхід описаний в [11].

6. Висновки

Таким чином, в даній роботі розроблено загальний метод кластеризації об'єктів, заснований на нечітких бінарних відношеннях, який є альтернативним до вже існуючих в застосованій методології його побудови. Даний метод дає можливість кластеризувати об'єкти, якщо міра їх схожості може бути виражена у вигляді нечіткого бінарного відношення. Також, автором вперше у вигляді нечітких бінарних відношень визначено напівметрики, що характеризують міри близькості векторів ознак об'єктів за «кутовою» та «довжинною» схожістю. На основі запропонованого методу побудовано алгоритми кластеризації, що групують об'єкти за введеними «кутовою» та «довжинною» напівметриками.

Представлені математичні засоби дозволяють розв'язувати деякі специфічні класи задач кластеризації, що, зокрема, виникають в процесі кластеризації критеріального простору векторних задач лінійного програмування із великою критеріальною розмірністю.

Література

1. Estivill-Castro, V. Why so many clustering algorithms – A Position Paper [Text] / V. Estivill-Castro // ACM SIGKDD Explorations Newsletter. – 2002. – Vol. 4 (1). – P. 65–75.
2. Huang, Z. Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values [Text] / Z. Huang // Data Mining and Knowledge Discovery. – 1998. – Vol. 2. – P. 283–304.
3. Mingoti, S. Comparing SOM neural network with Fuzzy c-means, K-means and traditional hierarchical clustering algorithms [Text] / S. Mingoti, J. Lima // European Journal of Operational Research. – 2006. – Vol. 174 (3). – P. 1742–1759.
4. Székely, G. J. Hierarchical clustering via Joint Between-Within Distances: Extending Ward's Minimum Variance Method [Text] / G. J. Székely, M. L. Rizzo // Journal of Classification. – 2005. – Vol. 22. – P. 151–183.
5. Bailey, K. Numerical Taxonomy and Cluster Analysis [Text] / K. Bailey. – Typologies and Taxonomies, 1994. – 34 p.

6. Jain, A. K. Flynn Data clustering: a review [Text] / A. K. Jain, M. N. Murty // ACM Comput. Surv. – 1999. – Vol. 31(3). – P. 264–323.
7. Пістунов, І. М. Кластерний аналіз в економіці [Текст] / І. М. Пістунов, О. П. Антонюк та ін. – Дніпропетровськ: Національний гірничий університет, 2008. – 84 с.
8. Ким, Дж. Факторний, дискримінантний и кластерний аналіз [Текст] / Дж. Ким, Ч. У. Мьюллер, У. Р. Клекка. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 215 с.
9. Дюран, Б. Кластерний аналіз [Текст] / Б. Дюран, П. Оделл. – М.: «Статистика», 1977. – 128 с.
10. Кондрук, Н. Е. Застосування багатокритеріальних моделей для задач збалансованого харчування [Текст] / Н. Е. Кондрук, М. М. Маляр // Вісник Черкаського державного технологічного університету. Серія: технічні науки. – 2010. – Вип. 1, № 1. – С. 3–7.
11. Кондрук, Н. Э. Некоторые применения кластеризации критериального пространства для задач выбора [Текст] / Н. Э. Кондрук, Н. Н. Маляр // Компьютерная математика. – 2009. – № 2. – С. 142–149.
12. А61К8/19, А61К8/30, МПК (2006.01). Патент на корисну модель 64777 Україна. Спосіб автоматизованого складання дієтичного харчування «Дієтолог» [Текст] / Маляр М. М., Кондрук Н. Е., Горленко О. М., Томей А. І. – № u201100007; Заявл. від 04.01.2011; Опубл. 25.11.2011, Бюл.№ 22.

В роботі запропонована інформаційна технологія прогнозування нестационарних часових рядів, яка не зводиться до стационарних, характеризуються нелінійним трендом та завуальованими періодичними компонентами. З метою побудови моделі прогнозування визначається поведінка компонент часового ряду у декількох фазових просторах, побудованих з використанням методу сингулярного спектрального аналізу (SSA)

Ключові слова: часовий ряд, прогнозування, інформаційна технологія, сингулярний спектральний аналіз, фазовий простір

В работе предложена информационная технология прогнозирования нестационарных временных рядов, которые не приводятся к стационарным, характеризуются нелинейным трендом и завуальированными периодическими компонентами. Для построения модели прогнозирования определяется поведение компонент временного ряда в нескольких фазовых пространствах, построенных с использованием метода сингулярного спектрального анализа (SSA)

Ключевые слова: временной ряд, прогнозирование, информационная технология, сингулярный спектральный анализ, фазовое пространство

УДК 517.534

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СИНГУЛЯРНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛИЗА

А. А. Чистякова

Аспирант*

E-mail: anna.chistyakova.prn@gmail.com

Б. В. Шамша

Кандидат технических наук, профессор*

E-mail: shamsha.b.v@gmail.com

*Кафедра информационных управляющих систем
Харьковский национальный университет
радиоэлектроники
пр. Ленина, 16, г. Харьков, Украина, 61166

1. Введение

Прогнозирование является одним из решающих элементов эффективной организации управления предприятиями вследствие того, что результат принимаемых решений в большей степени определяется качеством прогнозирования их последствий. Поэтому решения, принимаемые сегодня, должны опираться на

достоверные оценки возможного развития изучаемых явлений, изменения технико-экономических показателей и событий в будущем.

Применение прогнозирования в информационных технологиях (ИТ) позволит воздействовать на ускоренный процесс анализа, обработки, распространения и использования обширной базы информации, а также своевременно принимать управленческие ре-