

Рис. 4. Електрична структурна схема узгодження грубого і точного відліків.

Отже, двійковий код грубого відліку із скоректованим молодшим розрядом зчитується з лічильників 1 і 3. За сигналом x_3 здійснюється

обнулення лічильників, що підготовляє їх до наступного циклу вимірювання.

Застосування багатовідлікових перетворювачів кутових переміщень суттєво підвищує точність та розширює діапазон вимірювання, а метод згорткової корекції показів грубої і точної шкал дає змогу проводити корекцію в процесі вимірювання, за рахунок чого підвищується швидкість обробки вимірювальної інформації.

Під час побудови даних перетворювачів використані безконтактні сельсини типу БС-155А. На основі даних перетворювачів розроблена система вимірювання рівня в товарно-сировинних резервуарах, яка експлуатується на підприємствах нафтогазовидобувної та нафто-хімічної промисловостей [3].

1. *Электрические измерения неэлектрических величин. Изд. 5-е изд., испр. и доп. / Под ред. Новицкого. Л., 1975.* 2. *Петропавловский В.П., Синицын Н.В. Фазовые цифровые преобразователи угла. М., 1984.* 3. *Николайчук М.Я. Структура та організація автоматизованої системи обліку нафтопродуктів в резервуарних парках // Доп. II-ї Міжнар. наук.-практ. конф. «Управління енерговикористанням». Львів, 1997. С.123.*

УДК 681.5.621

МОДЕЛІ ДЖЕРЕЛ ІНФОРМАЦІЇ ТА МЕТОДИ ЇХ ПРЕДСТАВЛЕННЯ

© Николайчук Я. М., Сегін А.І., 1998

Івано-Франківський державний технічний університет нафти і газу

Запропонована систематизація дискретних джерел інформації, призначених для формування та цифрової обробки даних у автоматизованих системах реального часу. Сформульовані теоретичні основи класифікованих моделей та способи їх представлення в комп'ютерних автоматизованих системах.

Ефективне використання автоматизованих систем (АС), які включають обчислювальні мережі (ОМ), вимагає детального вивчення об'єкта управління (ОУ) як джерела даних, що підлягають відборі, передаванню, обробці і збереженню інформації в базах даних [1]. Для аналізу властивостей, ефективного кодування і оперативного керування ОУ необхідно створити відповідні моделі джерел інформації (МДІ), які повинні давати правильне розуміння процесів у реальному відліку часу, і основними атрибутами таких моделей повинні бути повнота та адекватність [2].

Побудова моделі з високим рівнем адекватності в просторі критеріїв ефективності, переваж-

но, приводить до глибшого розуміння поведінки ДІ і їх взаємодії із зовнішнім середовищем, виявлення складніших зв'язків у середині об'єкта та передбачення нових, раніше невідомих, властивостей ДІ.

Дані від ДІ передаються ОМ у цифровому вигляді, тому доцільно дослідити системні властивості різних класів дискретних ДІ. Очевидно, що властивості аналогових ДІ можна описати за допомогою дискретних з заданою точністю [3].

Реальні ДІ володіють різнотипними інформаційними даними, тому при побудові МДІ необхідно виділити ту частину інформації, яка стосується вирішення поставленого завдання

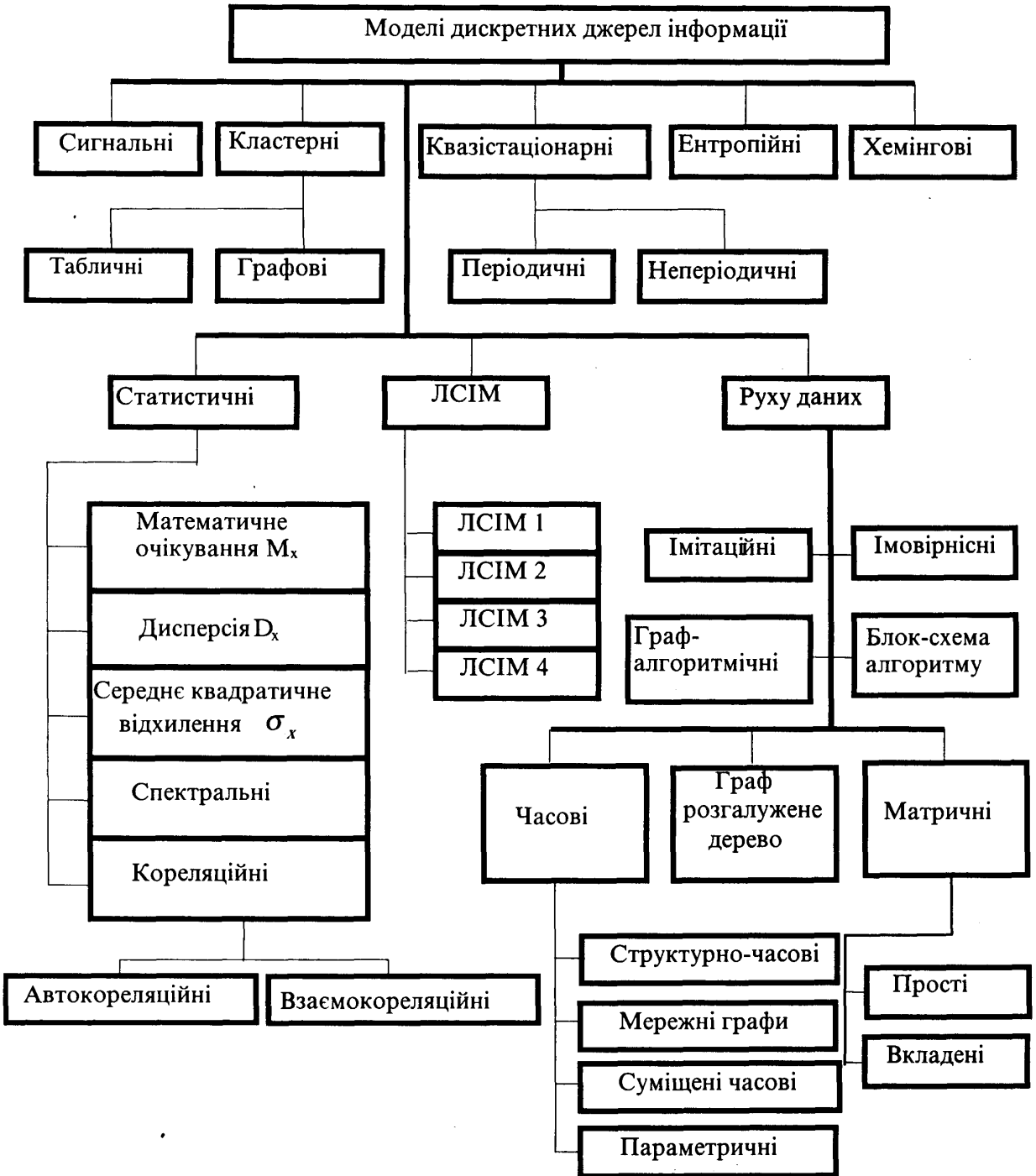


Рис.1. Класифікація моделей джерел інформації.

обробки даних або управління. Відповідно до цього можна здійснити класифікацію (рис.1).

Сигнальні моделі відображають певну характеристику джерела інформації в часі. Найчастіше цією характеристикою є амплітуда сигналу. Сигнальні моделі можуть знаходитись в одному з двох станів S_i

$$S_i = \begin{cases} 0, & x_i < E \\ 1, & x_i \geq E \end{cases} \quad (1)$$

Автокореляційні моделі відображають середньостатистичні зв'язки між станами ДІ в часі. Високий рівень розвитку і широке впровадження мікропроцесорної техніки, ВІС, спецпроцесорів для обробки повідомлень забезпечує простоту

реалізації та можливість широкого використання моделей цієї групи. В основу математичного представлення моделей покладено кореляційну функцію R_{xx} :

$$R_{xx}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \dot{x}_i \cdot \dot{x}_{i+j} \quad (2)$$

На основі кореляційної функції можна побудувати моделі такого типу. Взаємокореляційні моделі характеризують середньостатистичні зв'язки між двома процесами в часі. Найчастіше в якості одного з процесів виступає ідеальна (еталонна) послідовність відліків, а в якості іншого — реальні стани ДІ.

Взаємокореляційні моделі будують на основі взаємокореляційних функцій, які аналогічні до автокореляційних

$$R_{xy}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \dot{x}_i \cdot \dot{y}_{i+j} \quad (3)$$

Їх можна застосовувати для визначення спектрального складу сигналів ДІ.

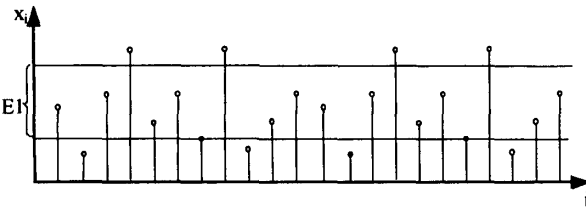


Рис. 2. Перша ЛСІМ.

Логіко-статистичні інформаційні моделі (ЛСІМ) дають змогу ідентифікувати стани ДІ відповідно до параметрів послідовності відліків та статистичних характеристик. Можна виділити чотири основні типи ЛСІМ.

Перша ЛСІМ здійснює ідентифікацію станів за амплітудою відліків x_i (рис.2). Встановлюється апертура амплітуди $E1$ і перевіряється належність відліків даній апертурі. Якщо амплітуда відліку виходить за межі апертури, то модель набуває значення логічної одиниці, а якщо знаходиться в межах апертури, то перша ЛСІМ набуває значення логічного нуля

$$L1 = \begin{cases} 0, x_i \in E1 \\ 1, x_i \notin E1 \end{cases} \quad (4)$$

Перша ЛСІМ має декілька модифікацій, в яких як відліки використовують значення вибіркового математичного очікування M_x , ковзного математичного очікування M_j , або дисперсії D_x

$$L11 = \begin{cases} 0, M_x \in E1 \\ 1, M_x \notin E1 \end{cases}; L12 = \begin{cases} 0, M_j \in E1 \\ 1, M_j \notin E1 \end{cases}; L13 = \begin{cases} 0, D_x \in E1 \\ 1, D_x \notin E1 \end{cases} \quad (5)$$

Наведені модифікації частково усувають високу чутливість першої ЛСІМ до миттєвих викидів амплітуди. Застосування першої ЛСІМ дає змогу зменшити обсяг інформації, яка передається ОМ, за рахунок переходу моделі в статус сигнального ДІ.

Для побудови другої ЛСІМ обчислюють автокореляційну функцію $R_{xx}(j)$ послідовності відліків $\{x_i\}$ і встановлюють апертуру затухання цієї функції $E2$ на значення δ (рис.3).

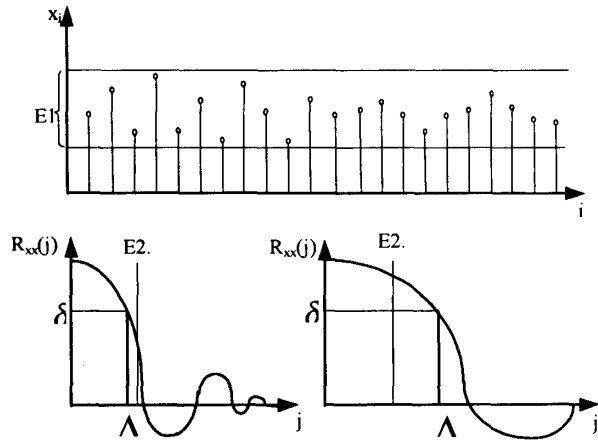


Рис. 3. Друга ЛСІМ.

Оскільки автокореляційна функція $R_{xx}(j)$ характеризує динаміку процесу, то дану модель використовують для ідентифікації станів відповідно до зміни динаміки станів ДІ

$$L2 = \begin{cases} 0, \Delta t < E2 \\ 1, \Delta t \geq E2 \end{cases} \quad (6)$$

Третя ЛСІМ здійснює ідентифікацію фази процесу відповідно до еталонного (рис.4). Модель реалізується обчисленням нормованої взаємокореляційної функції r_{xy} між реальним процесом і тестовим та порівняння її з встановленою апертурою $E3$

$$L3 = \begin{cases} 0, r_{xy} < E3 \\ 1, r_{xy}(j) \geq E3 \end{cases} \quad (7)$$

Попередні три моделі нечутливі до зміни спектрального складу ДІ. Цей недолік усувається використанням четвертої ЛСІМ. Її будують визначенням складових гармонік за допомогою низькочастотної та високочастотної фільтрацій (рис.5). Якщо позначити наявність гармонік на виходах ФВЧ і ФНЧ відповідно A і B , то математично модель можна виразити так:

$$L4 = \begin{cases} 0, A \wedge B < E4 \\ 1, A \wedge B \geq E4 \end{cases} \quad (8)$$

де $E4$ — апертюра зміни спектрального складу.

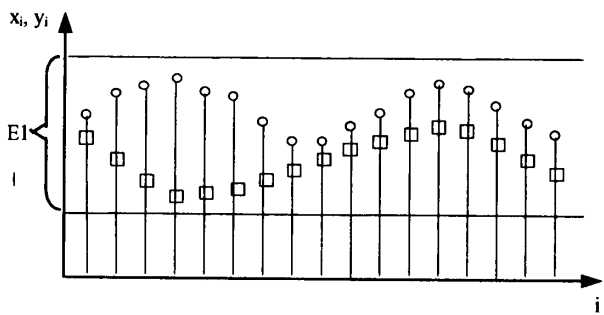


Рис.4. Третя ЛСІМ.

Моделі Хемінгового простору дають можливість розпізнавати образи двовимірних полів. Хемінговий простір — це двовимірний дискретний простір, у вузлах якого розміщені відліки двовимірної решітчастої функції (рис.6).

Віддаленість реального об'єкта від еталонного визначається Хемінговою відстанню

$$d(x_l, x_p) = \sqrt{\sum_{k=1}^n [w_k \cdot (x_{l,k} - x_{p,k})^2]}, \quad (9)$$

де p, l — координати Хемінгового простору; k — порядковий номер вузла; $x_{l,k}$ — координати відліків реального об'єкта; $x_{p,k}$ — координати відліків еталонного об'єкта; w_k — вагова функція k -ї точки Хемінгового простору.

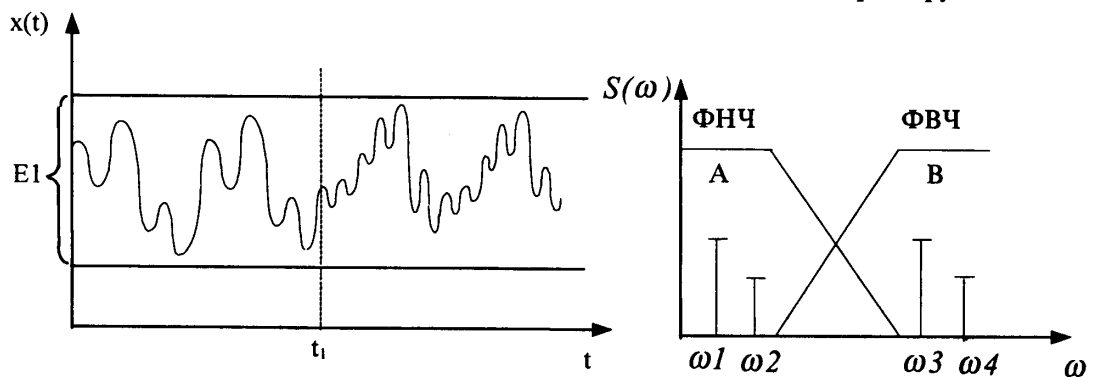


Рис.5. Четверта ЛСІМ.

ЛСІМ описані в базисі Фур'є, що не завжди доцільно. Список ЛСІМ можна продовжити в інших базисах: Уолша, Радемахера, Крестенсона, Галуа. Чутливість ЛСІМ у них у деяких випадках набагато більша, ніж у базисі Фур'є.

Для ідентифікації двовимірних образів еталонний об'єкт переміщується в просторі. У разі збігу його з реальним об'єктом Хемінгова відстань набуває нульове значення (рис.7). В усіх інших випадках вона набуває значень, які дуже відрізняються від нуля, що дає змогу точно ідентифікувати об'єкт і усуває можливість сприйняття випадкової завади, як точки ідентифікації. Оцінка Хемінгової відстані фактично є обчисленням значення структурної функції в лінійному просторі. Недоліком такої оцінки є низька швидкодія за рахунок складності реалізації функції піднесення до квадрата та взяття квадратного кореня. Для підвищення швидкодії можна замінити структурну функцію на модульну, яку досить легко реалізувати

Отже, оцінку Хемінгової відстані можна зарахувати до вагових функцій взаємкореляції. Існує принаймні дванадцять оцінок Хемінгової відстані, які можна використовувати при обробці двовимірних сигналів.

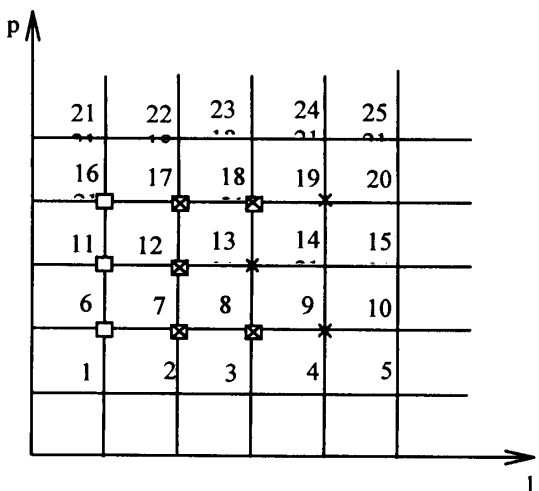


Рис.6. Хемінговий простір:

□ - реальний об'єкт; x - еталонний об'єкт.

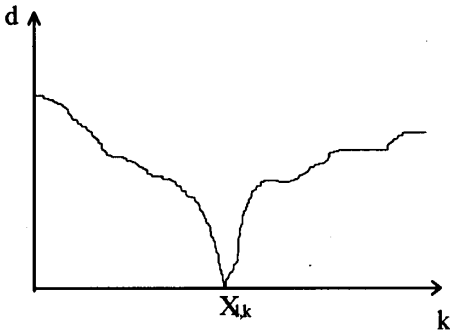


Рис.7. Ідентифікація об'єкта в Хемінговому просторі: x_{1k} - точка ідентифікації об'єкта.

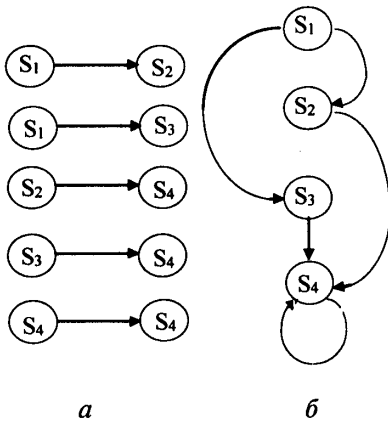


Рис.8. Кластерна модель:
а - таблична; б - графова.

Кластерні моделі будують на основі матриць імовірностей переходу об'єкта з одних станів в інші. Їх доцільно використовувати для передбачення найімовірніших станів ДІ та послідовності їх зміни. Для об'єкта управління, який може перебувати тільки в чотирьох станах така матриця матиме вигляд, наведений у таблиці. Імовірність переходу p_{ij} визначають за формулою:

$$p_{ij} = \frac{N_{ij}}{N}, \tag{10}$$

де N_{ij} — кількість переходів з стану S_i в стан S_j ; N — загальна кількість переходів.

Таблиця імовірностей переходу ДІ з стану S_i в стан S_j .

$S_i \backslash S_j$	S_1	S_2	S_3	S_4
S_1	p_{11}	p_{12}	p_{13}	p_{14}
S_2	p_{21}	p_{22}	p_{23}	p_{24}
S_3	p_{31}	p_{32}	p_{33}	p_{34}
S_4	p_{41}	p_{42}	p_{43}	p_{44}

Для побудови моделі задається коефіцієнт значимості α і вибирають усі переходи, за яких

$p_{ij} \geq \alpha$. Отримані так переходи в зміні станів ДІ зображують у вигляді таблиці (рис.8, а) або у вигляді графа (рис.8, б), за умови, що $p_{12} \geq \alpha$, $p_{13} \geq \alpha$, $p_{24} \geq \alpha$, $p_{34} \geq \alpha$, $p_{44} \geq \alpha$.

Ентропійні моделі визначають обсяг інформації, який формується ДІ. Розрахунок ентропії дає змогу оцінити надмірність інформаційних потоків і призначити оптимальні процедури відбору інформації та її ефективного кодування. Для визначення верхньої оцінки ентропії застосовують інформаційну міру Хартлі

$$I = \hat{E}[\log_2 A], \text{ при } A \neq 2^k$$

і

$$I = \log_2 A, \text{ при } A = 2^k, \tag{11}$$

де \hat{E} — цілочисельна функція округлення до більшого цілого.

Більшість промислових об'єктів формують дані, які підлягають нормальному закону розподілу, а це означає, що майже повністю інформація передається в діапазоні $3\sigma_x$. Тому для таких ДІ доцільно застосовувати таку оцінку ентропії:

$$I_2 = \hat{E}[\log_2 3\sigma_x]. \tag{12}$$

Власна ентропія ДІ визначається функцією автокореляції, яка встановлює статистичний зв'язок між різними станами об'єкта управління в часі. Оцінка I_2 не враховує імовірність переходу з одного стану в інший. Тому в таких випадках використовують оцінку

$$I_3 = \hat{E}[\log_2(1 - C_{xx}(j))]. \tag{13}$$

Наведена оцінка дає змогу точніше визначити ентропію ДІ за рахунок врахування імовірностей зміни станів.

Моделі руху даних призначені для відображення характеристик передавання інформації з різних позицій. Відповідно існують моделі та їх модифікації, які подані в класифікації (рис.1). Характеристиками, що формуються моделями руху даних можуть бути параметри

- порядок виконання операцій;
- час виконання кожної операції;
- час передавання даних між операціями;
- типи операцій;
- загальний час виконання операцій однако-вих типів;
- структура руху даних тощо.

1. Дж. Мартин. Организация баз данных в вычислительных системах. М., 1980. 2. Николайчук Я.М. Низові обчислювальні мережі: Навч. посібник. К., 1990. 3. Бэлима А.С. Теоретические основы централизованного контроля технологических процессов. К., 1973.