ІВАНО-ФРАНКІВСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ НАФТИ І ГАЗУ

На правах рукопису

УДК 62.001.57:681.518

Сегін Андрій Ігорович

МОДЕЛІ ДЖЕРЕЛ ІНФОРМАЦІЇ ТА МЕТОДИ ЇХ ФОРМУВАННЯ В СИСТЕМАХ РЕАЛЬНОГО ЧАСУ

Спеціальність 01.05.02 – математичне моделювання
та обчислювальні методи

Дисертація на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Науковий керівник
доктор технічних наук, професор
Я. М. Николайчук

Івано-Франківськ – 2001

ЗМІСТ

ВСТУП……………………………………………………………….….5

РОЗДІЛ 1

МОДЕЛІ ДЖЕРЕЛ ІНФОРМАЦІЇ. МЕТОДИ ЇХ ПРЕДСТАВЛЕННЯ.

1.1. Аналіз світових досягнень в розробці теорії джерел інформації………..11

1.2 Класифікація моделей джерел інформації………………..…………..…15

1.3. Математична формалізація моделей ДІ……………………………..…..19

1.4. Інформаційні технології формування моделей ДІ……………………..22

ВИСНОВКИ ДО ПЕРШОГО РОЗДІЛУ……………………………………..32

РОЗДІЛ 2

ТЕОРЕТИЧ НІ ОСНОВИ ФОРМУВАННЯ ДАНИХ ДЛЯ ПОБУДОВИ МОДЕЛЕЙ ОБ'ЄКТІВ УПРАВЛІННЯ.

2.1. Теорія сигнальних моделей, які відображають амплітуду, похідну та інтеграл параметру………………………………………………...…33

2.2. Методологія побудови статистичних моделей………………………..36

2.2.1. Кореляційні моделі……………………………………..………39

2.2.2. Спектральні моделі в базисах Фур'є, Радемахера і Крестенсона…50

2.2.3. Ентропійні моделі……………………………………………....53

2.3. Методологія побудови кластерних моделей

2.4. Моделі глобальної дисперсії……………………..…………….…72

2.5. Теорія побудови логіко-статистичних інформаційних моделей……..…74

2.6. Моделі розпізнавання образів……………………………………..80

2.6.1. Геометричний метод ……………………………………………..80

2.6.2. Метод Байєса…………………………………………...……82

2.6.3. Метод дискремінантних функцій………………………………..82

2.6.4. Кореляційний метод……………………………………….…83

2.6.5. Метод власних функцій……………………………………… …85

ВИСНОВКИ ДО ДРУГОГО РОЗДІЛУ……………………………….…88

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА СТРУКТУРНИХ СХЕМ АЛГОРИТМІВ ТА МЕТОДИКА ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ.

3.1. Структури алгоритмів формування даних кореляційними моделями…..90

3.2. Узагальнена структура алгоритму побудови ентропійних моделей та глобальної дисперсії……………..…………………………….……....96

3.3. Методологія побудови інформаційних моделей руху даних…………...102

3.4. Моделі джерел інформації в інтегральній технології на основі базису Галуа……………………………………………….……………......114

ВИСНОВКИ ДО ТРЕТЬОГО РОЗДІЛУ……………………….....…..121

РОЗДІЛ 4

ЦИФРОВА ОБРОБКА ДАНИХ, ПОБУДОВА ТА ВІДОБРАЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ ДІ В КОМП’ЮТЕРНИХ МЕРЕЖАХ

4.1. Оцінка впливу старіння інформації на кореляційні моделі багатоканальних об’єктів управління при аналого-цифровому перетворенні ……………………………………….………………….….122

4.2. Формувачі логіко-статистичних інформаційних моделей та аналіз стиснення даних різними класами моделей ДІ ……………..…131

4.3. Алгоритми і методи побудови статистичних моделей………………..….137

4.4. Способи представлення сигнальних моделей………………………....139

4.5. Інтерактивне подання моделей квазістаціонарних ДІ…………………..145

ВИСНОВКИ ДО ЧЕТВЕРТОГО РОЗДІЛУ……………………...…..148

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ……………………………….....…149

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ……………………………...…151

ДОДАТОК А……………………………………………………………...151

ДОДАТОК Б……………………………………………………………...154

ДОДАТОК В…………………………………………………………….…..155

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА ПОЗНАЧЕНЬ

АСУ – Автоматизовані системи управління

АЦП – Аналого-цифровий перетворювач

ДІ – Джерело інформації

ІІТ – Інтегральна інформаційна технологія

ІМ – інформаційні моделі

КМ –Кластерна модель

КФ – Кореляційна функція

ЛГ – Логічний граф

ММ – Матрична модель

РЛГ –Розгалужений логічний граф

ОК – об’єкт керування

СЧГ – Суміщений часовий граф

R_p-технологія – інформаційна технологія на основі паралельних кодів базису Радемахера

R_c-технологія – інформаційна технологія на основі послідовних кодів базису Радемахера

U-технологія – інформаційна технологія на основі унітарних кодів

І-технологія – інформаційна технологія на основі бінарного, тернарного та показникового кодування приростів

G-технологія – інформаційна технологія на основі кодів Галуа

ВСТУП

А к т у а л ь н і с т ь. Розробка моделей джерел інформації (ДІ), які обслуговуються розподіленими автоматизованими системами є актуальною задачею. Широкому використанню таких моделей сприяє швидкий розвиток комп’ютерної техніки та технічних засобів формування, обробки, передавання та відображення даних. Разом з цим, в проблемах моделювання ставляться нові задачі, які полягають у застосуванні більш складних комплексів моделей для різнотипних об’єктів керування (ОК), з метою підвищення якості та швидкості обробки даних, отримання повнішої інформації, покращення ергономічних характеристик та багато інших.

На сьогодні є розроблено ряд моделей джерел інформації, введених зарубіжними вченими, серед яких найбільш видатні: Шенон, Хартлі, Фрітч і вченими країн СНГ: Колмогоровим, Кузьміном, Боюном, Николайчуком, які відображають статистичні, кореляційні, спектральні, ентропійні та інші властивості і системні характеристики ОК. В той же час, практично, відсутня узагальнена система моделей джерел інформації, яка б базувалася на перспективних принципах глибокого розпаралелення процесів побудови моделей, формалізованих конвеєрних процедур їх формування. Дана задача особливо актуальна при побудові моделей ДІ розподілених систем керування реального часу.

Розробка та реалізація узагальненої системи моделей ДІ дозволяє суттєво підвищити функціональні можливості програмно-інформаційного забезпечення комп’ютерних систем збору, обробки, передавання даних та керування складними об’єктами, що в свою чергу знижує вартість комп’ютерних систем, собівартість організації руху даних, підвищує рівень достовірності ідентифікації станів об’єктів керування, а, в загальному, підвищує рівень надійності розподілених систем контролю та керування.

Таким чином створення узагальненої системи інформаційних моделей об'єктів керування, їх систематизація, дослідження властивостей і способів формування моделей ДІ в різних дискретних базисах та розробка нових моделей, які забезпечують розширення функціональних можливостей програмно-інформаційного забезпечення розподілених систем є актуальною науковою задачею.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Розробка інформаційних моделей, дослідження їх властивостей і методів побудови, а також методів формування та цифрової обробки даних в дискретних базисах здійснювались в межах науково-дослідних робіт, що проводились Івано-Франківським державним технічним університетом нафти і газу (ІФДТУНГ):

— НДР "Розробка методологічних основ (теорії, моделей, алгоритмів, процедур і технічних засобів) діагностування і автоматизованого управління об'єктами нафтогазового комплексу України". (Отримано формули що виражають оцінку ентропії через кореляційні функції).

— Держбюджетна тема Д-6-Ф № держреєстрації 01340001278 "Розробка теоретичних основ вертикальної інформаційної технології та вдосконалення методів автоматизованого контролю розподілених об'єктів нафтогазовидобувних підприємств" ТЗ ИГАЦ–537–98. (Розроблено методи кодування знакозмінних сигналів в інтегральній інформаційній технології, методи приведення процесів зі спадаючими ділянками до процесів, які не мають від'ємних приростів та побудовано інформаційну модель багатоканального джерела інформації в інтегральній технології.)

Мета і задачі дослідження. Мета роботи полягає в теоретичному обґрунтуванні та створенні системи моделей джерел інформації, методів їх побудови, орієнтованих на формування і відображення в системах реального часу; розроблення алгоритмів розпаралелення побудови кореляційних моделей та пакету програм діагностування станів об'єктів керування на основі теорії інформації, статистичного і спектрального аналізу.

Основні задачі дослідження:

— аналіз відомих моделей джерел інформації, їх властивостей та методів побудови;

— порівняння ефективності методів формування даних в різних базисах та цифрової обробки інформації про стани об’єктів керування, які описуються моделями джерел інформації;

— розроблення теоретичних основ формування даних для побудови моделей об’єктів керування;

— розроблення структурних схем розпаралелених алгоритмів побудови моделей джерел інформації;

— розроблення програмного забезпечення обробки даних в розподілених системах, що реалізують розроблені та досліджені моделі ДІ .

Об’єкт дослідження: об’єкти керування як джерела інформації.

Предмет дослідження: моделі джерел інформації.

Методи дослідження. При виконанні поставлених задач використовувалися методи та алгоритми цифрової обробки сигналів, статистичного і спектрального аналізу, апарат дискретної математики, теорія інформації, теорії множин та графів, математичне моделювання з використанням елементів теорії полів Галуа, комп’ютерне моделювання.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в наступному:

— одержали подальший розвиток кореляційні моделі джерел інформації, шляхом узагальнення їх властивостей та синтезом нових аналітичних виразів кореляційних оцінок;

— вперше введено модель глобальної дисперсії, побудованої на основі інформативних елементів матриці коефіцієнтів кореляції багатомірних ДІ, та, розробленої на її основі, п’ятої логіко-статистичної інформаційної моделі, які дозволяють ідентифікувати відхилення складних багатоканальних ДІ на основі визначення середньої дисперсії кореляційних зв’язків між процесами в каналах ДІ та характеризуються мінімальною надлишковістю даних в класі розроблених моделей;

— теоретично обґрунтовано ентропійні моделі джерел інформації, які базуються на кореляційній, структурній, модульній, полярній, знакові та еквівалентній функціях кореляції, що дозволяє враховувати статистичні взаємозв'язки між станами ДІ;

— розроблена ідентифікаційна модель двовимірних зображень на основі власних функцій, яка дозволяє спростити алгоритми розпізнавання графічних зображень, за рахунок відсутності операцій масштабування.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що за результатами проведених автором теоретичних досліджень розроблено алгоритми та програмне забезпечення обробки даних в розподілених комп'ютерних системах, які дозволяють контролювати стани складних об'єктів керування за багатьма параметрами в реальному масштабі часу. Практичну цінність мають такі результати:

— для підвищення швидкодії формування моделей, що особливо важливо в систем реального часу, розроблені розпаралелені алгоритми побудови моделей, які є основою для створення програмного забезпечення багатопроцесорних обчислювальних середовищ або процесорів паралельної дії.

— розроблено структурні схеми формувачів логіко-статистичних інформаційних моделей, апаратна реалізація яких на низовому рівні дозволяє суттєво зменшити надлишковість даних (у 2 рази і більше разів), що значно розвантажує лінії передавання, приймально-передавальні модулі та обчислювальні центри на вищих рівнях розподілених комп'ютерних систем

— розроблено алгоритмічне та програмне забезпечення обробки інформації на основі досліджених в роботі моделей;

— удосконалено структуру багатоканального АЦП Галуа, який здійснює перетворення аналогових сигналів в цифрові коди в базисі Галуа.

Удосконалення полягає у зменшенні в 2 рази кількості компараторів у порівнянні з відомою структурою АЦП такого типу.

Теоретичні і методологічні положення побудови інформаційних моделей, що досліджувались в дисертаційній роботі використані при дослідженні та аналізі аварійних та передаварійних станів об’єктів електроенергетики, викладанні курсу “Автоматизовані системи управління”, і курсовому проектуванні на кафедрі автоматизованого управління в технічних та організаційних системах Івано-Франківського державного технічного університету нафти і газу та при викладенні курсу “Низові комп’ютерні системи” на кафедрі спеціалізованих комп’ютерних систем Тернопільської академії народного господарства..

Особистий внесок здобувача полягає в наступному:

— розроблено модель глобальної дисперсії, на основі якої створено п’яту логіко-статистичну модель, та проаналізовано їх властивості [1];

— створено систему класифікації моделей джерел інформації, яка найбільш повно охоплює відомі класи інформаційних моделей, і розроблено рекомендації щодо їх використання на різних рівнях ієрархії систем управління [2, 6];

— досліджено властивості кореляційних моделей і розроблені графи розпаралелених алгоритмів їх формування [3-4];

— проаналізовано час затримки аналого-цифрового перетворення різними класами багатоканальних АЦП і розроблено вдосконалену структурну схему АЦП Галуа [4];

— введено ентропійні моделі, які базуються на структурній, модульній та еквівалентній функціях кореляції [5];

— обґрунтовано моделі розпізнавання образів на основі кореляційних оцінок та власних функцій [7-8].

Апробація результатів дисертації. Основні наукові результати і теоретичні положення дисертаційної роботи доповідались та отримали схвалення на VI міжнародній науково-практичній конференції “Проблеми створення, інтеграції і використання науково-технічної інформації на сучасному етапі” – Київ, 1999; XIV міжнародній міжвузівській школі-семінарі “Методи і засоби технічної діагностики” – Івано-Франківськ, 1999; 3-ій міжнародній конференції комп’ютерні технології друкарства: алгоритми, сигнали, системи “Друкотехн –2000” – Львів, 2000; науково-технічній конференції професорсько-викладацького складу Івано-Франківського державного технічного університету нафти і газу – Івано-Франківськ, 1999.

Публікації по роботі. Результати проведених в роботі досліджень відображені в 8 публікаціях: 5 статтях у фахових журналах і тез 3 доповідей; 4 праці опубліковані одноосібно.

Структура і об’єм дисертації. Дисертація складається з вступу, чотирьох розділів, списку використаних джерел та додатків. Загальний об’єм дисертації 186 сторінок, 68 рисунки на 56 сторінках, 3 таблиці на 7 сторінках, 4 додатки на 38 сторінках. Список використаних джерел містить 86 найменувань.

РОЗДІЛ 1

МОДЕЛІ ДЖЕРЕЛ ІНФРМАЦІЇ І МЕТОДИ ЇХ ПРЕДСТАВЛЕННЯ

1.1 Аналіз світових досягнень в розробці теорії джерел інформації.

Питання моделювання інформаційних процесів є одним з ключових при створенні та реорганізації автоматизованих систем управління (АСУ) і завжди піднімається в літературних джерелах при викладенні теоретичних основ побудови АСУ та інформаційних процесів, що в них відбуваються.

Значний вклад у розвиток теоретичних положень обробки інформації внесли такі зарубіжні вчені як К. Шенон [1] – засновник теорії інформації, Ж. Макс [2], який проаналізував похибки статистичних та кореляційних оцінок, М. Краус [3], який запропонував загальну модель якісного опису засобів збору даних, Ф. Ланге [4] та інші.

Питаннями створення адекватних інформаційних моделей займалися також вітчизняні вчені: А. Н. Колмогоров [5], Б. Н. Маліновський [6], В. П. Боюн [7, 8], Я. М. Николайчук [9].

Л. Френкс [10] розглядає процес моделювання сигналів із загальних позицій і відмічає, що перетворення досить широких множин сигналів в числові значення може бути здійснене за допомогою функціоналів, які, наприклад, мають вигляд [11]:

$$f_1 = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \varphi(t)\,dt\,;$$

$$f_1 = \int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) \cdot \varphi(t)\,dt$$

та інші.

Маліновський Б. Н. [6] зазначає, що доцільно застосовувати наближене перетворення сигналів у вигляді рядів, які можна розглядати як злічену послідовність функціоналів $\{f_k; k = 1, 2, \ldots\}$:

$$x(t) \approx \sum_k f_k(t) \cdot \varphi_k(t),$$

тут $\{\varphi_k; k = 1, 2, \ldots\}$ – задана множина сигналів вибраних незалежно від апроксимованого сигналу $x(t)$.

В автоматизованих системах носіями інформації є фізичні сигнали з великою кількістю параметрів. З інформаційних позицій не всі параметри є суттєвими, тобто несуть корисну інформацію. Тому для виділення інформативних параметрів, на базі наведених вище загальних функціоналів, необхідно використовувати відповідні конкретні моделі. Найбільш широко відомі і досліджені в літературі [12–14] статистичні моделі теорії ймовірності, оскільки переважна більшість сигналів мають індетермінований характер.

В теорії ймовірності основними числовими характеристиками є математичне сподівання і дисперсія – для одного сигналу, математичні сподівання і кореляційна матриця – для системи сигналів. Числові характеристики – традиційно дуже ефективний апарат, за допомогою якого досить легко можна вирішити ряд задач [12], без потреби визначення законів розподілу.

Математичного сподівання, яке деколи називають “середнє по часу”, для дискретних і неперервних сигналів виражається відповідно формулами:

$$m_x = \lim_{n \to \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} x_k; \qquad m_x = \lim_{T \to \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^{T} x(t)\,dt.$$

Дисперсія і середньоквадратичне відхилення характеризують відхилення сигналу від його математичного сподівання відповідно в квадратичному і лінійному просторах і визначаються за виразами:

$$D_x = \lim_{n\to\infty} \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\left(x_k - m_x\right)^2; \qquad D_x = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{2T}\int_{-\infty}^{\infty}\left[x(t) - m_x\right]^2 dt,$$

або

$$D_x = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\overset{0}{x}{}_k^{2}; \qquad D_x = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{2T}\int_{-\infty}^{\infty}\overset{0}{x}{}^{2}(t)\ dt, \qquad \sigma_x = \sqrt{D_x},$$

де $\overset{0}{x} = x - m_x$ – центровані значення сигналу.

Система сигналів не може в повній мірі бути описана математичним сподіванням і дисперсією. Тому вводиться спеціальна характеристика для визначення кількісної оцінки зв’язків між значеннями сигналів в різні моменти часу – кореляційна функція (КФ). Якщо статистичні зв’язки визначаються між зсунутими в часі значеннями одного процесу, то ця функція носить назву автокореляційної і записується відповідно формулами:

$$R_{xx}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\overset{0}{x}_k\cdot\overset{0}{x}_{k+j}; \qquad R_{xx}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty}\overset{0}{x}(t)\cdot\overset{0}{x}(t+\tau)dt.$$

Якщо зв’язки визначається для системи двох сигналів, то функція називається взаємокореляційною:

$$R_{xy}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\overset{0}{x}_k\cdot\overset{0}{y}_{k+j}; \qquad R_{xy}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty}\overset{0}{x}(t)\cdot\overset{0}{y}(t+\tau)dt.$$

В деяких випадках замість центрованих значень сигналів використовують нецентровані, і такі функції носять назву коваріаційних

$$K_{xy}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}x_k\cdot x_{k+j}; \qquad K_{xx}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty}x(t)\cdot x(t+\tau)dt;$$

$$K_{xy}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}x_k\cdot y_{k+j}; \qquad K_{xy}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty}x(t)\cdot y(t+\tau)dt.$$

Ж. Макс [2] відмічає, що на практиці використовують оцінки статистичних характеристик:

$$\hat{m}_x = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} x_k\,; \qquad \hat{m}_x = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-T}^{T} x(t)dt\,.$$

$$\hat{D}_x = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} \overset{0}{x}{}_k^2\,; \qquad \hat{D}_x = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty} \overset{0}{x}{}^2(t)\;dt\,,$$

$$\hat{R}_{xx}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} \overset{0}{x}_k\cdot \overset{0}{x}_{k+j}\,; \qquad \hat{R}_{xx}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty} \overset{0}{x}(t)\cdot \overset{0}{x}(t+\tau)dt\,.$$

$$\hat{R}_{xy}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} \overset{0}{x}_k\cdot \overset{0}{y}_{k+j}\,; \qquad \hat{R}_{xy}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty} \overset{0}{x}(t)\cdot \overset{0}{y}(t+\tau)dt\,;$$

$$\hat{K}_{xx}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} x_k\cdot x_{k+j}\,; \qquad \hat{K}_{xx}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty} x(t)\cdot x(t+\tau)dt\,;$$

$$\hat{K}_{xy}(j) = \lim_{n\to\infty}\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} x_k\cdot x_{k+j}\,; \qquad \hat{K}_{xy}(\tau) = \lim_{T\to\infty}\frac{1}{T}\int_{-\infty}^{\infty} x(t)\cdot y(t+\tau)dt$$

Це обумовлено тим, що числові значення сигналів відображаються обмеженою кількістю розрядів, що само по собі, вносить деяку похибку, і тим, що інтервал спостереження T чи кількість елементів послідовності дискретних значень n не прямують до нескінченності, а мають обмежені значення. Таким чином, оцінки відображають статистичні характеристики сигналів з деякою точністю, похибки яких досліджені в [15].

Для оцінки статистичних зв’язків можуть бути використані й інші кореляційні функції [15-19], наприклад, структурна функція Колмогорова [5], функція еквівалентності, запропонована і досліджена Я. М. Николайчуком [19] та інші, які подані в розділі 2.

З кореляційними оцінками сигналів тісно пов’язані моделі спектрального аналізу [20-22], які визначають спектральний склад сигналу, оцінки розпізнавання образів [23-25], які дозволяють визначити відхилення сигналу від норми за деякими ознакам w_i та ідентифікувати стани ОК з еталонними, кластерні моделі [26-27], які базуються на різних методах спрощення структур ДІ, що відображають стани ОК з врахуванням ваги цих станів, а також оцінки ентропії сигналів [1], які прямо залежать від корельованості сигналів [28-30].

1.2. Класифікація моделей джерел інформації.

Створення ефективної і зручної класифікації інформаційних моделей потребує аналізу самого процесу моделювання.

Наведена на рис. 1.1 структура моделювання базується на двох принципах сформульованих в [31].

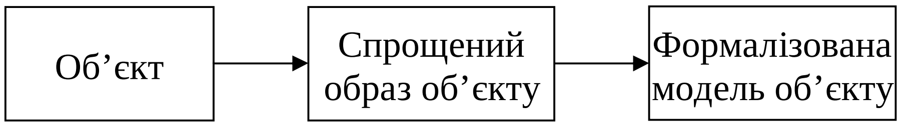


Рис. 1.1. Структурна схема процесу моделювання.

1. Семантична інформація про об’єкт залишається незмінною незалежно від форми її подання. Використовуючи математичний апарат цей принцип можна записати у вигляді:

$$\forall f\,(f \in F)\;\;(...SI_{f-1}\ ad\ SI_f\ \ ad\ SI_{f+1}...),$$

де f – знак довільної форми подання семантичної інформації;

F – множина форм подання семантичної інформації;

ad – знак відношення “адекватність”;

SI_f – знак семантичної інформації поданою одною з форм;

SI_{f-1}, SI_{f-1} – знаки семантичної інформації інших форм подання з множини F.

2. Повна адекватність первинної семантичної інформації об’єкту пізнання неможлива

$$\forall O(O\ \mathrm{Sem}\ SI_p)\;\;(O\ \overline{ad}\ SI_p);$$

де O` – об’єкт пізнання;

Sem – семантична операція, що полягає у формуванні первинної семантичної інформації про об’єкт;

SI_p – первинна семантична інформація одної з форм подання;

$\overline{ad}$ – знак відношення “неадекватність”.

Враховуючи другий принцип, для розробки моделі відбираються властивості і відношення в об’єкті, які є суттєвими для вирішення поставленої задачі. В результаті відбору отримаємо деякий спрощений образ об’єкту, при цьому важливе значення має те, наскільки правильно, з точки зору вирішуваної задачі, відібрані властивості і відношення реального об’єкту. Потім створюється абстрактна система, яка відповідає першому принципу і, власне, є моделлю. Абстрактна система, переважно, формалізується за допомогою математичного апарату або сукупності правил.

В цілому, процес моделювання [32] проходить три етапи: формування спрощеного образу; введення додаткових умов і спрощень для побудови самої моделі; вибір математичної схеми, яка найбільш адекватна об’єкту і відповідає вирішуваній задачі. Тут під адекватністю розуміється відносна адекватність, що відповідає вирішенню поставленої задачі.

Здійснити класифікацію інформаційних моделей (ІМ) можна за багатьма ознаками. Наприклад, за типом задачі, що вирішується, за типом вхідних і вихідних сигналів, за математичним апаратом, що використовується, за кількістю вхідних і вихідних каналів, за поведінкою моделі в часі, за типом інформації, яку модель надає про ОК (рис. 2.1) та іншими.

При здійсненні класифікації за типом задачі можна виділити велику кількість груп моделей, оскільки ІМ застосовуються в багатьох галузях для вирішення найрізноманітніших задач.

З точки зору інформаційних технологій та апаратних засобів, які використовуються для реалізації моделей, їх поділяють по типу вхідних і вихідних сигналів на аналогові, цифро-аналогові та цифрові. Сучасний розвиток елементної бази та апарату дискретної математики, який дозволяє ефективно використати цілочислене подання даних цифровими сигналами, обумовлює те, що перевага віддається цифровим моделям.

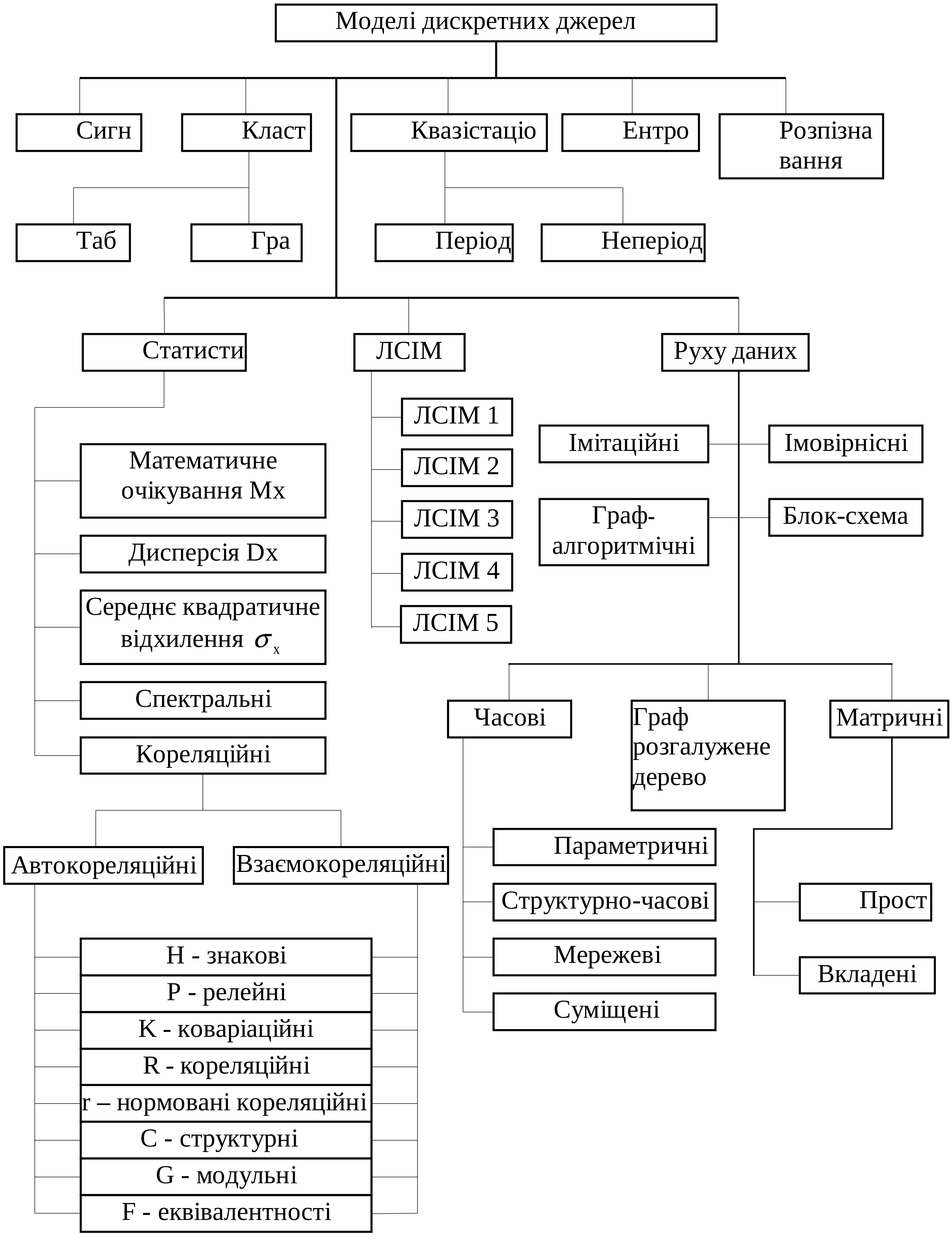


Рис. 1.2. Класифікація моделей джерел інформації.

За типом математичного апарату ІМ поділяють на два основні класи: детерміновані і статистичні, які, в свою чергу, можна розбити на підкласи, в залежності від математичних методів та теорій, які застосовуються в моделях.

В залежності від кількості вхідних і вихідних каналів моделі вирізняють чотири класи:

— одноканальні двохрівневі;

— багатоканальні двохрівневі;

— одноканальні багаторівневі;

— багатоканальні багаторівневі.

Якщо за класифікаційну ознаку прийняти поведінку моделі в часі, то можна виділити детерміновані, стаціонарні, квазістаціонарні та нестаціонарні класи ІМ.

На рис. 1. 2 наведено класифікацію, яка здійснена з інформаційних позицій. В поданій класифікації за ознаки вибрано тип інформації, що надається моделлю.

Можливо класифікація не є повною, але вона дозволяє систематизувати широкий спектр моделей, використовуючи при цьому невелику кількість основних класів. Виходячи з інформаційних ознак, практично, кожну модель можна віднести або до одної з груп запропонованої класифікації або, в крайньому випадку, до деякого нової групи.

1.3. Математична формалізація інформаційних моделей.

В загальному формалізована математична інформаційна модель визначається як деяке зображення Θ елементів множини фізичних сигналів (повідомлень) X на множину перетворених сигналів (оброблених повідомлень) Y, при чому простір Y повинен бути повним і метричним [11]. Хоч таке визначення і не охоплює всіх видів обробки повідомлень, але все таки є достатньо загальним, щоб формально описати багато видів обробки сигналів в технічних системах.

Таким чином, інформаційні моделі можна подати у вигляді структурної схеми (рис. 1.3), де перетворення Θ реалізується за допомогою оператора Op.

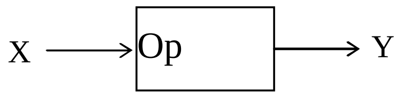


Рис 1.3. Узагальнена структурна схема інформаційної моделі.

Прообразом кожного з вихідних елементів y_i множини Y може бути як один елемент x_j множини X, або деяка підмножина елементів X_i, яка в граничному випадку може бути рівною X

$$y_i = Op\{x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{im}\};$$

де $X_i = \{x_{ik}\}$ – підмножина вхідних сигналів множини X, які визначають вихідний сигнал y_i з множини Y.

В деяких випадках вихідний сигнал y_i визначається не тільки вхідними сигналами з множини X, але й внутрішнім станом системи в даний момент або й декількома попередніми станами. Тоді формальний запис перетворення сигналів Θ можна подати у вигляді:

$$y_i = Op\{z_{l-n}, \ldots, z_{l-1}, x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{im}\};$$

де $\{z_l\}$ – деяка послідовність внутрішніх станів системи, від яких залежить образ y_i;

l – номер поточного стану;

n – максимально віддалений від поточного стан системи, який впливає на результат перетворення.

На основі наведеного вище загального визначення перетворення сигналів здійснимо формалізацію конкретних моделей, поданих у класифікації (рис. 1.2), за допомогою наступних виразів.

Сигнальні моделі:

$$SM = \begin{cases} 0, \ cond1(B,\ A); \\ 1, \ cond2(B,\ A), \end{cases}$$

де $cond1,\ cond2$ – умови порівняння параметру A і порогового значення B, відповідно до яких сигнальна модель SM приймає одне з двох можливих значень 0 або 1.

Статистичні моделі:

$$StM = st(A),$$

де st – статистична характеристика параметру A (математичне сподівання, дисперсія та інші).

Кореляційні моделі:

$$Kr_{авт} = kor(x_i,\ x_{i+j}),$$

$$Kr_{вз} = kor(x_i,\ y_{i+j}),$$

де $Kr_{авт}$, $Kr_{вз}$ – відповідно авто- і взаємокореляційні моделі;

kor – формальне позначення кореляційних функцій;

x, y – дискретні відліки випадкових величин.

Кластерні моделі:

$$Kl = S_i \rightarrow S_j,\ cond(p_{ij},\ p_i,\ p_j,\ \alpha, \beta),$$

де S – стани джерела інформації;

$\rightarrow$ – переходи між станами, які відображаються при виконанні умови $cond$;

p_i, p_j, p_{ij} – вагові коефіцієнти станів i, j та переходів між ними;

α, β – кількісний та семантичний критичні коефіцієнт значимості.

Ентропійні моделі:

$$EM = \log f(A)$$

де $f(A)$ – деяка функція, що враховує інформаційні властивості сигналу A.

Моделі розпізнавання образів:

$$a \, id \, e_j = \underset{1 \le j \le m}{extr} \left\lfloor f\left(w_i, a, e_j\right)\right\rfloor$$

де a – об’кт;

e_j – j-ий еталон з множини еталонів E, $j = \overline{1, m}$;

id – ознака відношення “ідентифікація”;

$\underset{1 \le j \le m}{extr}$ – ознака екстремуму функції ідентифікації f на інтервалі $1 \le j \le m$, яка виражає або $\min$, або $\max$ в залежності від вибраної функції f;

w_k – вагові коефіцієнти.

Логіко-статистичні інформаційні моделі:

$$L\{a_0, a_1, K, a_i, K, a_n\}$$

$$a_i = \begin{cases} 0, \ cond1[E, \ f(A)]; \\ 1, \ cond2[E, \ f(A)], \end{cases}$$

де L – вектор булевих змінних a_i, $i = \overline{1, n}$;

E – встановлена апертура для деякої характеристики $f(A)$ сигналу A.

Моделі руху даних мають багато форм, які важко звести до одного формального виразу. Тому здійснимо формальний опис кожної форми окремо.

Матрична модель:

$$MM = F[D_i, O_i, ДД, ПОД, ПрД, D_i O_i \to D_j O_j, a, b, c, d, e, n],$$

де $ДД$ – джерело даних;

$ПОД$ – пункт обробки даних

$ПрД$ – приймач даних;

D_i – дані;

O_i – системна операція;

$D_iO_i \to D_jO_j$ – пересилки даних між операціями;

a – початок виконання операції;

b – тривалість операції;

c – позначення типу операції згідно ГОСТ 19.003.80;

d – тривалість пересилки даних;

e – вартість операції;

n – кількість рівнів об’єкта управління або кількість вложень матричної моделі.

Граф – розгалужене дерево:

$$\text{ГрРД} = F[k, \text{ДД}, \text{ПОД}, \text{ПрД}, D_iO_i \to D_jO_j],$$

де k – кількість приймачів даних.

Параметрична часова модель:

$$\text{ПЧ} = F[\text{ДД}, \text{ПОД}, \text{ПрД}, b].$$

Структурна часова модель:

$$\text{СЧ} = F[\text{ДД}, \text{ПОД}, \text{ПрД}, D_iO_i \to D_jO_j].$$

Мережевий граф:

$$\text{МГр} = F[O_i, \text{ДД}, \text{ПОД}, \text{ПрД}, D_iO_i \to D_jO_j, a].$$

Суміщений часовий граф:

$$\text{СЧГр} = F_1[D_i, O_i, a, b].$$

Блок-схема алгоритму:

$$\text{БС} = F_2[D_i, O_i, a, b].$$

Граф-алгоритмічна модель:

$$\text{ГрА} = F[D_i, O_i, D_iO_i \to D_jO_j, c].$$

Квазістаціонарні моделі:

$$Kv = st(A, T_k),$$

де T_k – відрізки часу, на яких процес A стаціонарний.

1.4. Інформаційні технології формування моделей джерел інформації.

Важливу роль в організації автоматизованих систем управління та підборі технічних засобів відіграють інформаційні технології. Кожна з технологій використовує певний дискретний базис для кодування інформації та її обробки. Найчастіше використовуються наступні інформаційні технології [6]:

1) U-технологія;

2) I-технологія;

3) R_c-технологія;

4) R_p-технологія.

Кожна з технологій потребує використання технічних засобів, які пристосовані до роботи з кодами у відповідному базисі. В першу чергу це стосується перетворювачів вхідної інформації, які забезпечують подання вхідного аналогового сигналу у вигляді цифрового коду у відповідному базисі. Аналіз характеристик різних типів АЦП проведено в 4 розділі (див. п. 4.3).

Перспективним напрямком розвитку організації автоматизованих систем є I_G-технологія (при використанні інкрементних перетворювачів з системою кодування приростів кодами поля Галуа), яку в подальшому будемо позначати G-технологія. Ця технологія [35-37] отримала назву інтегральна інформаційної технології (ІІТ).

Кожна з технологій базується на представленні даних кодами відповідних базисів: U-технологія використовує коди унітарного базису; R_c- і R_p-технологія – коди базису Радемахера; G-технологія – коди базису Галуа. На рис. 1. 4 наведено матриці цих базисів.

Якщо коди унітарного базису і базису Радемахера широко відомі і часто використовуються, то коди базису Галуа маловідомі. Генерація кодів Галуа відбувається шляхом розгортання певних кодонів в ланцюг за породжуючим поліномом. Потрібно відмітити, що знайдено тільки група поліномів, які дозволяють отримати повний ланцюг [38-40]. Наприклад, з кодону 1111 за ключем $x_i = x_{i-4} \oplus x_{i-1}$, можна отримати наступний ланцюг:

$$1\ 1\ 1\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0, \qquad (1.1)$$

в якому останній нуль вставляється примусово. Таким чином утворюється інкрементна послідовність 4-х розрядних кодів Галуа, зсунутих один відносно одного на один біт, що мають значення: $1111_G=0_{10}$, $1110_G=1_{10}$, $1101_G=2_{10}$ і т. д.

$$M_U = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 & K & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & K & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & K & 1 & 1 & 1 \\ K\,K & K\,K & K\,K & K & K\,K & K & K \\ 0 & 0 & 1 & K & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & K & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & K & 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}; \quad M_R = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 & K & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & K & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K & 0 & 1 & 1 \\ K\,K & K\,K & K\,K & K & K\,K & K & K \\ 0 & 0 & 1 & K & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & K & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & K & 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

$$M_G = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & K & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & K & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & K & 0 & 1 & 1 \\ K\,K & K\,K & K\,K & K & K\,K & K & K \\ 0 & 0 & 0 & K & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & K & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & K & 1 & 0 & 0 \end{vmatrix},$$

Рис. 1. 4. – Базисні матриці: M_U – унітарного коду, розміром $N \times N$; M_R – двійкового коду , розміром $n \times n$; M_G – кодів поля Галуа, розміром $n \times N - 1$, де $N = 2^n$.

Для заданого початкового кодону, наприклад, x_1, x_2, x_3, x_4 з породжкючим поліномом $x_i = x_{i-4} \oplus x_{i-1}$, усі інші значення бітів Галуа можна виразити через початкові:

$$\left.\begin{array}{ll}
x_5 = x_1 \oplus x_4 & x_6 = x_2 \oplus x_5 = x_1 \oplus x_2 \oplus x_4 \\
x_7 = x_3 \oplus x_6 = x_1 \oplus x_2 \oplus x_3 \oplus x_4 & x_8 = x_4 \oplus x_7 = x_1 \oplus x_2 \oplus x_3 \\
x_9 = x_5 \oplus x_8 = x_2 \oplus x_3 \oplus x_4 & x_{10} = x_6 \oplus x_9 = x_1 \oplus x_3 \\
x_{11} = x_7 \oplus x_{10} = x_2 \oplus x_4 & x_{12} = x_8 \oplus x_{11} = x_1 \oplus x_3 \oplus x_4 \\
x_{13} = x_9 \oplus x_{12} = x_1 \oplus x_2 & x_{14} = x_{10} \oplus x_{13} = x_2 \oplus x_3 \\
x_{15} = x_{11} \oplus x_{14} = x_3 \oplus x_4 & x_{16} = st = 0 \text{ – біт стафінг.}
\end{array}\right\} \quad (1.2)$$

Подані на рис. 1. 4 базиси породжують системи числення з власними математичними апаратами.

В унітарній системі числення операція додавання двох додатних операндів відбувається згідно виразу:

$$S = 2\overset{\vee}{z}(A, B) + |A - B|,$$

де S – результат суми;

A, B – операнди;

$\overset{\vee}{z}$ – операція ”менше з двох”.

Якщо прийняти N за максимальну розрядність A, B, C, записати операнди векторами $A\{a_N, a_{N-1}, K, a_1\}$, $B\{b_N, b_{N-1}, K, b_1\}$, $C\{c_N, c_{N-1}, K, c_1\}$ і позначити кількість елементів, які приймають значення одиниці у векторах A і B відповідно n_A і n_B, то кількість елементів, які мають значення нуль, відповідно рівні $N - n_A$ і $N - n_B$. Тоді результуючий вектор C буде мати, починаючи з молодшого розряду $n_C = n_A + n_B$ одиниць і $N - n_C$ нулів в старших розрядах, при чому необхідною умовою виконання операції додавання є $n_A + n_B \le N$.

Ця ж операція в базисі Радемахера здійснюється за відомими правилами:

$$C\{c_N, c_{N-1}, K, c_1\} = A\{a_N, a_{N-1}, K, a_1\} + B\{b_N, b_{N-1}, K, b_1\};$$

де $c_i = a_i \oplus b_i \oplus p_{i-1}$;

$$p_i = \begin{cases} \overline{a}_i \overline{b}_i + \overline{a}_i b_i \overline{p}_{i-1} + a_i \overline{b}_i \overline{p}_{i-1}, \\ a_i b_i + \overline{a}_i b_i p_{i-1} + a_i \overline{b}_i p_{i-1}. \end{cases}$$

Результат операції додавання операндів A і B в базисі Галуа, при розрядності кодів $n = 4$, буде визначатися за виразами, що відповідають поданні операнда B в ланцюгу Галуа через x_1, x_2, x_3, x_4, які замінюються на значення розрядів a_1, a_2, a_3, a_4 операнда A [41-43]. Так, для наведеного прикладу ланцюга Галуа (1.1) і операндів $A = 1011_G = 5_{10}$ та $B = 0101_G = 4_{10}$, результат суми знаходиться за виразами, згідно (1.2):

$$c_1 = a_1 \oplus a_4 = 1 \oplus 1 = 0;$$

$$c_2 = a_1 \oplus a_2 \oplus a_4 = 1 \oplus 0 \oplus 1 = 0;$$

$$c_3 = a_1 \oplus a_2 \oplus a_3 \oplus a_4 = 1 \oplus 0 \oplus 1 \oplus 1 = 1;$$

$$c_4 = a_1 \oplus a_2 \oplus a_3 = 1 \oplus 0 \oplus 1 = 0;$$

оскільки

$$b_1 = x_1 \oplus x_4;$$

$$b_2 = x_1 \oplus x_2 \oplus x_4;$$

$$b_3 = x_1 \oplus x_2 \oplus x_3 \oplus x_4;$$

$$b_4 = x_1 \oplus x_2 \oplus x_3.$$

Отже,

$$C = 0010_G = 9_{10}$$

В унітарному коді “ваги” цифр не залежать від позиції в послідовності, що відображає число. В наслідок цього цей код має високу завадозахищеність, в порівнянні з позиційними, але й велику надлишковість.

Інкрементне кодування характеризується високою оперативністю перетворення і обробки інформації при значному спрощенні процесу обробки і скороченні апаратурних затрат. Завдяки цьому таке кодування використовується в слідкуючих перетворювачах різного типу.

Використання послідовного двійкового коду підвищує оперативність обробки даних і спрощує управління процесом обробки інформації.

Паралельний двійковий код використовується при обробці даних на комп’ютерній техніці і характеризується високою оперативністю. Але має нижчу завадозахищеність, відносно попередніх, і потребує великих апаратурних затрат.

Перетворення аналогового вхідного сигналу з діапазоном значень D із заданою точністю Δx в цифровий вид вимагає різну розрядність кодів в різних базисах.

Розрядність унітарного коду визначається за виразом:

$$n = \frac{D}{\Delta x}.$$

Кількість розрядів двійкового коду (базис Радемахера) рівна

$$n = \left]\log \frac{D}{\Delta x}\right[= \hat{E}\left[\log \frac{D}{\Delta x}\right].$$

Розрядність інкрементних кодів не залежить від діапазону D і кроку квантування Δx, визначається виключно способом кодування приростів. В бінарній системі прирости кодуються одним бітом, який може приймати два значення 1 і 0, що відповідають зміні аналогового сигналу на +1 і -1 квант. Нульове значення приростів кодується як послідовність приростів +1 і -1.

В тернарній системі прирости можуть мати три значення +1, 0 і -1, при цьому для кодування потрібно два розряди: один – знак (плюс переважно кодується “1”, а мінус – “0”.), а другий – значення приросту:

$$11 \to +1, \qquad 10 \to 0, \qquad 01 \to -1.$$

Крім одиничних приростів, в деяких випадках використовуються змінні прирости, які можуть бути цілим степенем двійки і кодуються більшою кількістю розрядів.

Інкрементні коди з Галуа кодуванням приростів можуть мати декілька модифікацій. Найбільш простим є випадок , коли вхідний аналоговий сигнал не має спадаючих ділянок, і оцифровані дані необхідно формувати тільки в моменти зміни вхідного сигналу на один квант. Тоді кожен приріст кодується бітом Галуа G, який може приймати значення 0 або 1, згідно послідовності в ланцюгу Галуа. Таке кодування має високу завадозахищеність і можливість відновлення даних при збоях в системі.

У випадку, коли вхідний аналоговий сигнал має спадаючі ділянки, тобто прирости можуть бути від’ємними, необхідно здійснити деякі додаткові процедури перетворення вхідного сигналу, щоб було можливим кодування приростів як у попередньому випадку.

1) Заміна вхідного сигналу його першим інтегралом, якщо вхідний сигнал не має від’ємних значень.

2) Заміна вхідного сигналу його другим інтегралом, якщо перший інтеграл має спадаючі ділянки, але не приймає від’ємних значень.

3) Підняття рівня амплітуди вхідного сигналу до діапазону невід’ємних значень, шляхом додавання постійного сигналу з амплітудою C, яка рівна модулю найменшого від’ємного значення вхідного сигналу, і заміна результуючого сигналу його першим інтегралом.

Ці процедури детальніше розглянуті в п. 3.4 і можуть бути використані для інших типів інкрементного кодування, в разі необхідності приведення довільного вхідного аналогового сигналу до сигналу з невід’ємними приростами.

Якщо перетворення здійснюється з певним кроком дискретизації Δt, використовується бінарне Галуа кодування приростів. Для попередньої умови, коли прирости можуть бути або додатними або рівними нулю, кодування відбувається наступним чином:

$$G \to +1, \qquad \overline{G} \to 0,$$

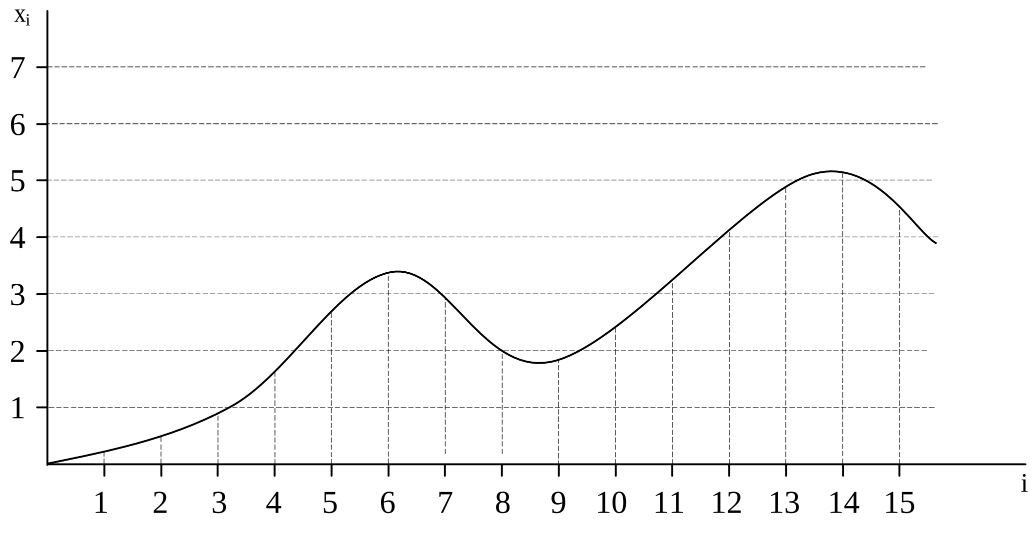
де $\overline{G}$ – інвертований біт Галуа.

Кодування прирості в базисі Галуа довільних вхідних аналогових сигналів потребує інших способів. В бінарній системі позитивний приріст кодується бітом Галуа G, а від’ємний – інвертованим бітом Галуа $\overline{G}$; відсутність приросту (нульовий приріст) – послідовністю прямих та інвертованих бітів Галуа $G\,\overline{G}$. При тернарній Галуа системі прирости кодуються двобітовою реверсивно-кодовою послідовністю (рис.1.5):

$$G\,G \to +1; \qquad \overline{G}\,\overline{G} \to 0; \qquad \overline{G}\,G \to -1;$$

або змішаним способом:

$$G1 \to +1; \qquad \overline{G}0 \to 0; \qquad G0 \to -1.$$



i	1	2	3	4	5	6	7	8	9
U	00000000	00000001	00000001	00000011	00000111	00000111	00000111	00000011	00000011
G	$\overline{G}\overline{G}$	GG	$\overline{G}\overline{G}$	GG	GG	$\overline{G}\overline{G}$	$\overline{G}\overline{G}$	$\overline{G}G$	$\overline{G}\overline{G}$
I	10	11	10	11	11	10	10	01	10
R_c	000	001	001	010	011	011	011	010	010

R_p	0 0 0	0 0 1	0 0 1	0 1 0	0 1 1	0 1 1	0 1 1	0 1 0	0 1 0

i	10	11	12	13	14	15
U	00000111	00000111	00001111	00011111	00011111	00001111
G	GG	$\overline{G}\overline{G}$	GG	GG	$\overline{G}\overline{G}$	$\overline{G}G$
I	11	10	11	11	10	01
R_c	011	011	100	101	101	100
R_p	0 1 1	0 1 1	1 0 0	1 0 1	1 0 1	1 0 0

Рис. 1. 5. Способи кодування дискретних даних в різних технологіях.

На рис. 1. 5 подано графік деякого вхідного сигналу і приклади кодування його дискретних значень в різних технологіях з використанням унітарних, двійкових і Галуа кодів.

Як видно з рис. 1. 5, реалізація R_p-технології вимагає великих об’ємів пам’яті, високої пропускної здатності каналів зв’язку та великої їх кількості. При цьому виникає надлишковість даних, для зменшення якої зняття цифрових даних здійснюється не на кожному кроці дискретизації, а зі значно більшим інтервалом часу. Але це вимагає додаткових процедур і апаратних затрат для відновлення значень інформації між знятими відліками.

В R_c- і U-технологіях дещо знижується оперативність обробки інформації, але зменшується надлишковість даних, кількість каналів зв’язку і, відповідно, апаратні затрати при передаванні даних.

Найбільш ефективною при слідкуючому режимі перетворення і обробки інформації є I-технологія [6], в тому числі і з Галуа кодуванням приростів. При її реалізації передається і обробляється тільки та частина інформації, що характеризує зміну сигналу, тобто, прирости. При забезпеченні такої ж точності, що й в R_p-технології, значно скорочується об’єм інформації. А це приводить до таких позитивних наслідків як зниження вимог до пропускної здатності каналів і часу обробки в число разів, рівне розрядності двійкового коду. Щоб використати повніше позитивні сторони

I-технології, необхідно вибрати крок дискретизації Δt таким, щоб зміна сигналу (прирости) були не більшою, ніж один квант. Тоді можна використати бінарне, тернарне та різні модифікації Галуа систем кодування приростів, які подані вище.

РОЗДІЛ 2
ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ФОРМУВАННЯ ДАНИХ ДЛЯ ПОБУДОВИ МОДЕЛЕЙ ОБ’ЄКТІВ УПРАВЛІННЯ

2.1. Теорія сигнальних моделей

Основою для побудови будь-якої сигнальної моделі є модель, що відображає значення амплітуди досліджуваного процесу (рис. 2. 1). Процес може бути або неперервним, або носити дискретний характер. Таким чином, інформаційні моделі теж можна поділити на дві групи: аналогові і дискретні.

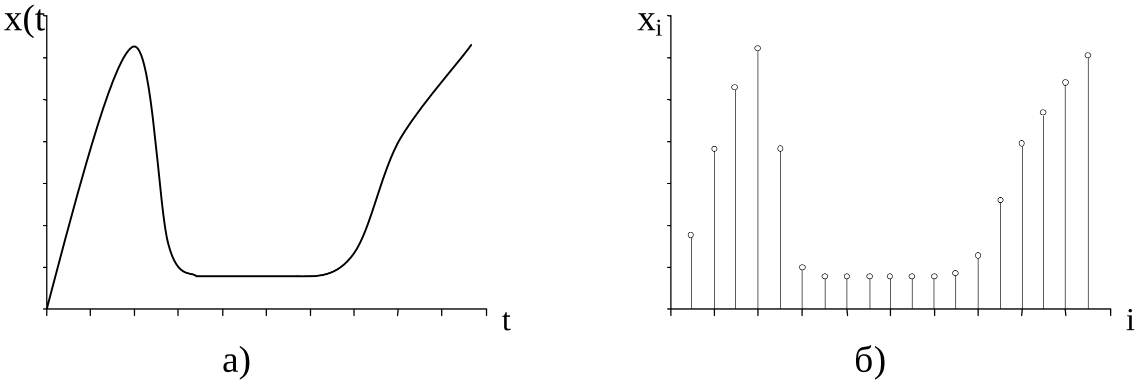


Рис. 2. 1. Відображення моделей ДІ в лінійному просторі: а) – аналогових сигналів; б) – дискретних сигналів.

Слід зауважити, що подання значень процесу в дискретному вигляді більш зручне для подальшого аналізу, оскільки сучасна обчислювальна техніка переважно використовує дискретні базиси. Очевидно, що властивості аналогових ДІ можуть бути описані за допомогою дискретних із заданою точністю.

Існує три способи переходу від аналогової величини $x(t)$ до дискретної x_i :

$$x_i = \hat{E}\left[\frac{x(t)}{\Delta}\right]; \qquad x_i = \check{E}\left[\frac{x(t)}{\Delta}\right]; \qquad x_i = \tilde{E}\left[\frac{x(t)}{\Delta}\right],$$

де $\hat{E}, \check{E}, \tilde{E}$ – цілочисельні функції з округленням відповідно до більшого, меншого і найближчого цілого;

Δ – крок квантування [44].

Крок квантування Δ вибирається у відповідності до заданої точності, і згідно нього та динаміки процесу, найчастіше на основі динаміки автокореляційних функцій [45], визначається час дискретизації Δt.

Ідеальна дискретизація аналогового сигналу $x(t)$ з частотою f_d здійснюється шляхом множення сигналу $x(t)$ на суму імпульсів Дірака, періодичність яких $t_d = \frac{1}{f_d}$:

$$D = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \delta\left(t - \frac{i}{f_d}\right).$$

Позначивши дискретизований сигнал x_i отримаємо наступний вираз:

$$x_i = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x\left(\frac{i}{f_d}\right) \cdot \delta\left(t - \frac{i}{f_d}\right) \text{ або } \quad x_i = x(t) \cdot \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta\left(t - \frac{i}{f_d}\right).$$

На основі амплітудних інформаційних моделей побудовані автоматизовані системи з U- і R-технологіями (див п. 1.4). G- і I-технології використовують інтегральні і диференціальні моделі.

Інтегральні моделі відображають значення процесу в інтегральному просторі і описуються наступним виразами:

$$I = \int_0^{\tau} x(t)\,dt,$$

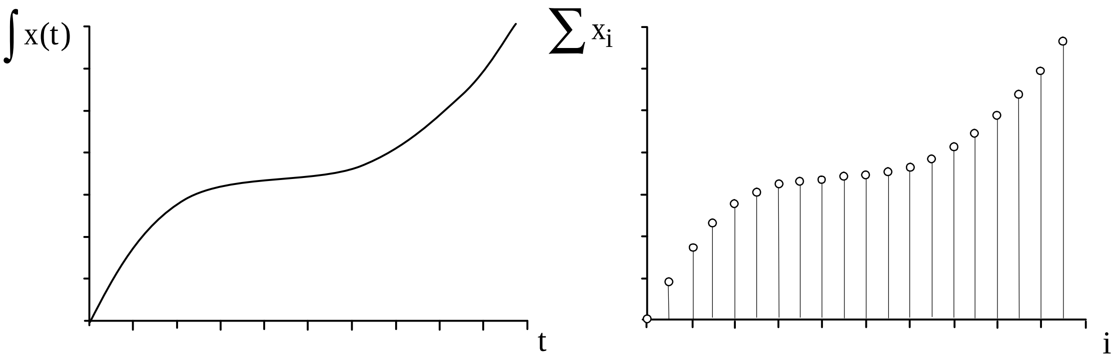
для аналогових сигналів, де τ – відрізок часу спостереження і

$$I = \Delta t \sum_{i=0}^{k} x_i,$$

для дискретних сигналів, де $k = \check{E}\left[\frac{\tau}{\Delta t}\right]$, Δt – крок дискретизації.

Таким чином, для наведених на рис. 2. 1 процесів інтегральні моделі можна подати у вигляді графіків (рис. 2. 2).

Інтегральні моделі в кожен момент часу несуть інформацію як про поточне значення процесу так і про весь процес в цілому за весь період спостереження τ, тому є більш інформативними, ніж моделі в лінійному просторі. Недоліком є те, що в інтегральних моделях різко зростає діапазон квантування і розрядність апаратних засобі при визначенні, передаванні, обробці та відображенні даних. Такі моделі знайшли ефективне застосування в автоматизованих системах з інтегральною інформаційною технологією на базі кодів поля Галуа [35].



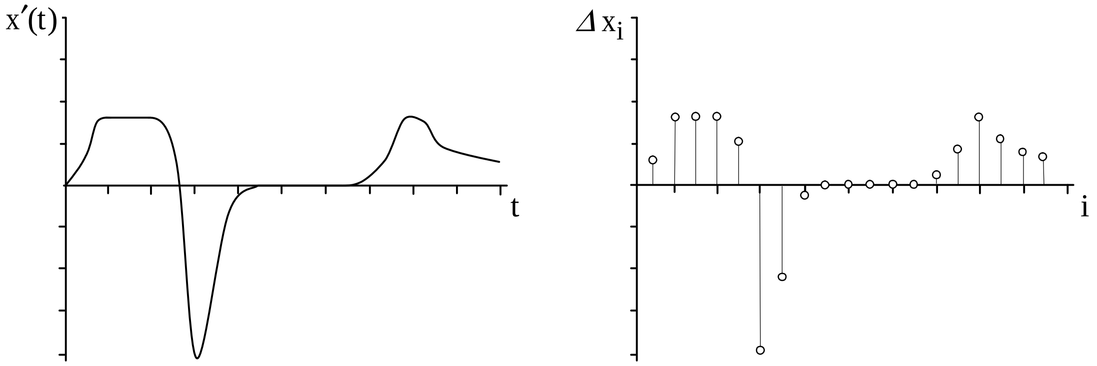
а) б)

Рис. 2. 2. Відображення моделей ДІ в інтегральному просторі: а) – в аналоговому вигляді; б) – в дискретному вигляді.

Диференціальні моделі характеризують похідну сигналу і описуються виразами: $D(t) = x'(t)$ – для аналогових процесів і $D_i = \frac{x_i - x_{i-1}}{\Delta t}$ – для дискретних процесів. Коли $\Delta t = 1$ $D_i = x_i - x_{i-1}$.

Останній вираз є першою різницею дискретних відліків і характеризує зміну поточного значення відносно попереднього (рис. 2.3). Очевидно, що на даній моделі, по суті, базується автоматизовані системи з І -технологію [6].

Оскільки похідна характеризує градієнт нахилу дотичної до кривої процесу, то це дає можливість прогнозувати поведінку процесу на деякий відрізок часу наперед. Тривалість цього відрізку і точність прогнозування залежить від динаміки процесу. Ще одною перевагою моделі є зменшення діапазону значень і надлишковості відліків.



а) б)

Рис. 2.3. Диференціальні моделі сигналів а) – аналогові; б) – дискретні.

В дискретних інтегральних та диференціальних моделях операції інтегрування і диференціювання замінюються відповідно на операції суми і віднімання. Ці операції значно легше реалізувати в технічних обчислювальних системах. В наслідок цього дискретні моделі є більш перспективними ніж аналогові при використанні в автоматизованих комп’ютерних системах. Тому в подальшому будемо розглядати тільки дискретні сигнали.

2.2. Методологія побудови статистичних моделей

Як вже відмічалося, одними з найрозповсюдженіших і ефективних засобів аналізу сигналів є статистичні моделі. В першу чергу – це оцінки математичного сподівання та середнє по ансамблю. Оцінка середнього по ансамблю потребує наявність певної кількості реалізацій, тому може використовуватись для статистичного аналізу сигналів після їх отримання. Для комп’ютерних систем управління реального часу використовується тільки модель математичного сподівання, класичним варіантом якої є вибіркова оцінка

$$M_x = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i .$$

Вибіркова оцінка математичного сподівання дозволяє зменшити об’єм даних в n разів і здійснити низькочастотну фільтрацію сигналу (рис. 2. 4).

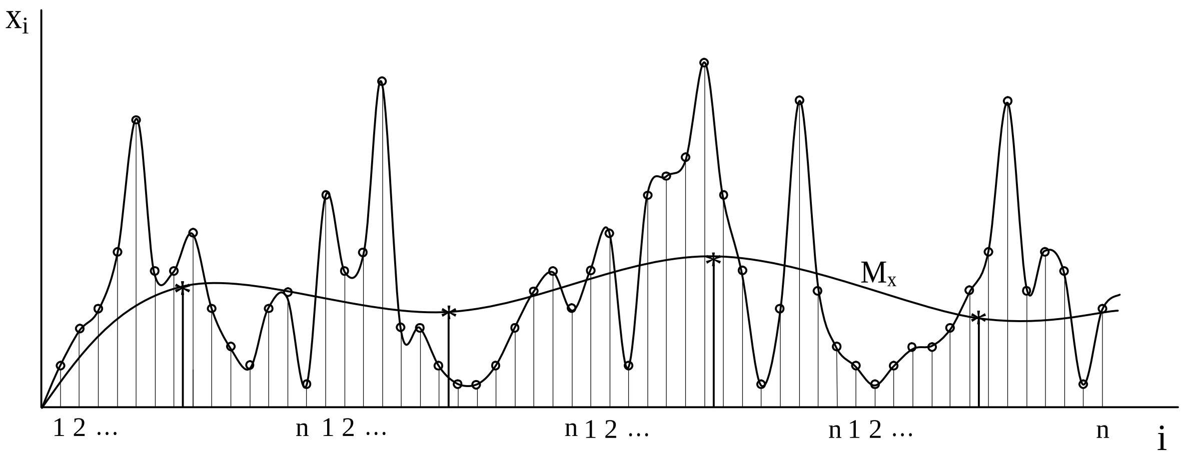


Рис. 2. 4. Решітчаті функції сигналу x та вибіркової оцінки математичного сподівання M_x.

Модифікацію оцінки середнього по часі є ковзна оцінка

$$M_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_{i+j} ,$$

де j – дискретний зсув в часі.

Ковзна модель математичного сподівання також здійснює низькочастотну фільтрацію і зменшує вплив одиничних випадкових скачків значень сигналу на відображення загального стану сигналу. На відміну від попередньої, ковзна модель з більшою точністю відтворює вихідний сигнал, проте об’єм даних практично не зменшується (рис. 2. 5).

Існує також зважена оцінка середнього по часі, яка враховує старіння даних або інші властивості сигналу, використовуючи вагові коефіцієнти (рис. 2. 6)

$$M_p = \sum_{i=1}^{n} p_i\, x_i\,,$$

де p_i – вагові коефіцієнти, при чому $\sum_{i=1}^{n} p_i = 1$.

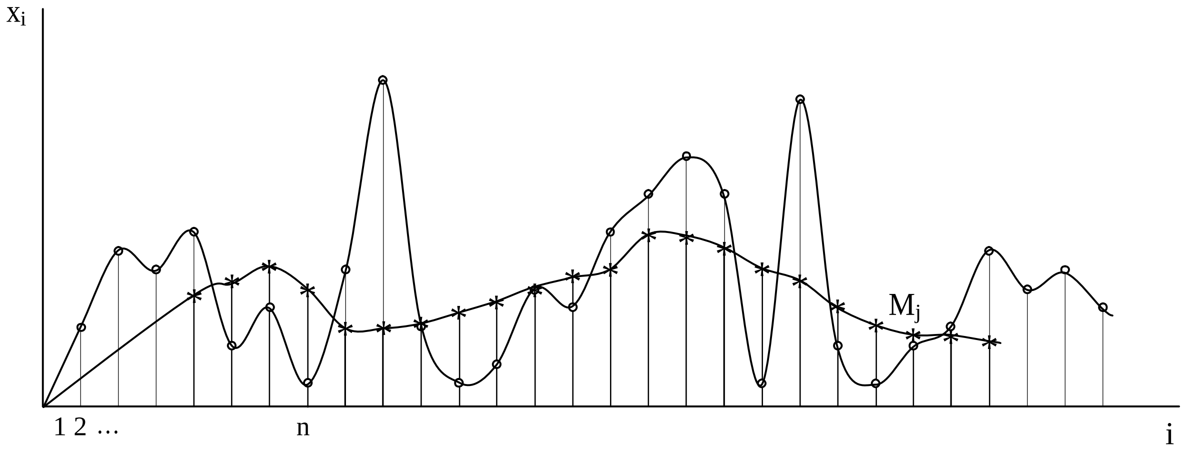
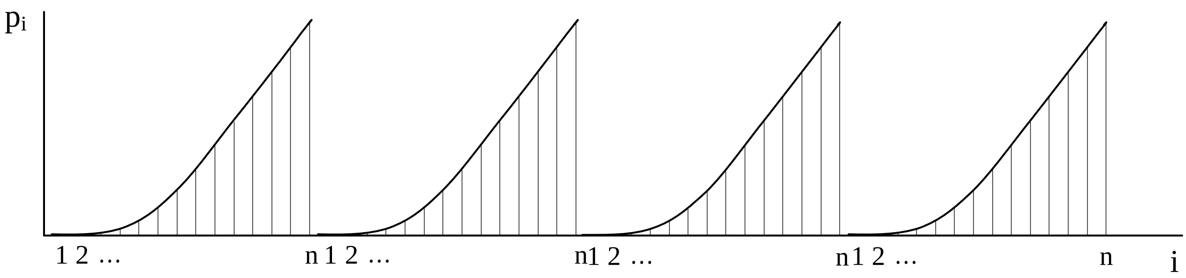
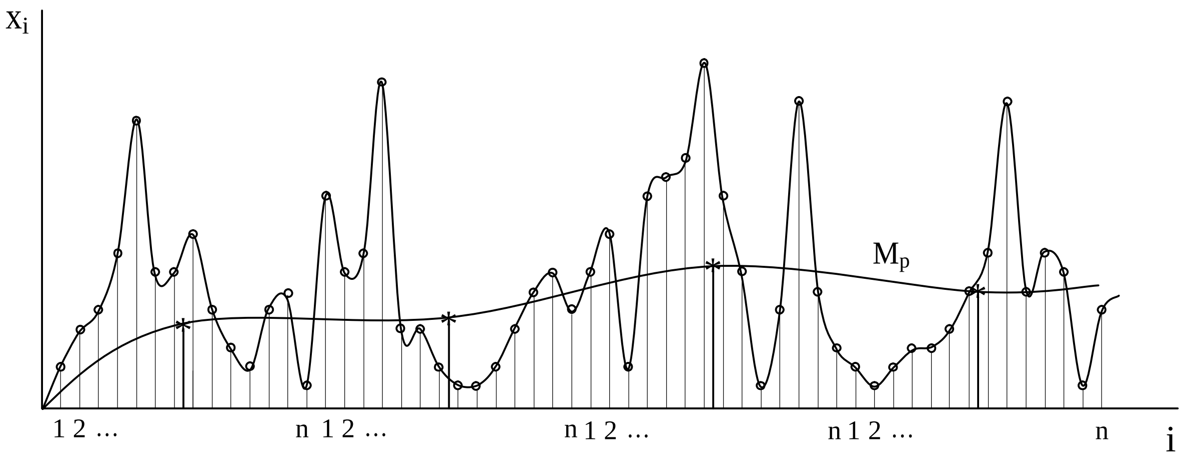


Рис. 2. 5. Решітчаті функції сигналу x та ковзної оцінки математичного сподівання M_j.



а)



б)

Рис. 2. 6. Графіки а) – вагової функції p_i, що має експоненціальний характер; б) – сигналу x_i та зваженої оцінки математичного сподівання M_p.

Якщо вибіркова оцінка добре відома і часто зустрічається в літературі, то ковзна і зважена моделі мало відомі, але їх використання в технічних системах може мати більшу ефективність ніж використання вибіркової моделі.

Важливою статистичною характеристикою є дисперсія, оцінка якої визначається виразом:

$$D_x = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i - M_x\right)^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\overset{0}{x}_i{}^2 ,$$

а також середньоквадратичне відхилення

$$\sigma_x = \sqrt{D_x} .$$

Оцінки дисперсії і середньоквадратичного відхилення аналогічно математичному сподівання, можуть реалізовуватись по вибірках, на ковзному інтервалі та з врахуванням вагових коефіцієнтів.

2.2.1. Кореляційні моделі. Одними з найпростіших в побудові та реалізації є кореляційні моделі [2], які поділяються на два типи: автокореляційні та взаємокореляційні.

Автокореляційні моделі відображають середньостатистичні зв’язки між послідовностями відліків одного сигналу в часі. Як показано А. Г. Івахненко [46], найбільш загальною оцінкою середнього стаціонарних процесів є поліном Колмогорова-Габора:

$$g[x(t)] = r_0 + \sum_{0}^{n} r_0 x_n + \sum_{0}^{n}\sum_{0}^{n} r_{n_1 n_2} x_{n_1} x_{n_2} + \sum_{0}^{n}\sum_{0}^{n}\sum_{0}^{n} r_{n_1 n_2 n_3} x_{n_1} x_{n_2} x_{n_3} + K ,$$

де $r_0, r_{n_1 n_2 K}$ – вагові коефіцієнти;

x_n – дискретні відліки сигналу.

На практиці використовуються кореляційні оцінки, які простіші в обчисленні й відображають статистичні зв’язки з достатньою точністю.

Високий рівень розвитку і широке впровадження мікропроцесорної техніки, великих інтегральних схем, спецпроцесорів для обробки повідомлень забезпечує простоту реалізації та можливість широкого використання моделей цієї групи. В основу моделей покладено кореляційну функцію $R_{xx}(j)$:

$$R_{xx}(j) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \overset{0}{x}_i \cdot \overset{0}{x}_{i+j}\ ; \qquad (2.1)$$

Обчислення кореляційної функції забезпечує високу точність визначення зв’язків між станами ДІ при невеликій вибірці. Вона також має важливі асимптотичні властивості: значення кореляційної функції при нульовому зміщенні рівне дисперсії $R_{xx}(0) = D_x$, а для ергодичних процесів при $j \to \infty$, $R_{xx}(j) \to 0$. Діапазон квантування зменшується за рахунок використання центрованих значень, але це також приводить до значної затрати часу, що негативно відображається на швидкодії автокореляційної моделі. На основі кореляційної функції можна побудувати ряд інших моделей такого типу [18].

Автоковаріаційна модель не містить операції центрування і дозволяє проводити оцінку статистичних зв’язків в реальному відліку часу:

$$K_{xx}(j) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \cdot x_{i+j}\ . \qquad (2.2)$$

Автоковаріаційна модель завжди приймає позитивні значення і в нульовій точці несе інформацію про математичне очікування M_x і дисперсію D_x: $K_{xx}(0) = D_x + M_x^2$, і при $j \to \infty$ прямує до дисперсії D_x.

Нормована автокореляційна модель зручна для оцінки спектру сигналу, що є, фактично, ідентифікацією її з функціями різних частот косинуса і синуса в базисі Фур’є, пилоподібною функцією в базисі Крестенсона і прямокутною функцією в базисі Радемахера (див п. 2.2.2). Дана модель описується виразом:

$$\rho_{xx}(j) = \frac{R_{xx}(j)}{D_x}\ . \qquad (2.3)$$

Оцінка спектру в базисі Фур'є здійснюється обчисленням кореляції нормованої автокореляційної функції, зваженої ваговою функцією $e^{-\alpha \cdot j}$, з синусоїдами чи косинусоїдами. Використання вагової функції $e^{-\alpha \cdot j}$, де α – коефіцієнт згасання кореляційної функції, забезпечує приведення нормованої функції автокореляції до стаціонарності, внаслідок чого підвищується точність і адекватність оцінки спектру:

$$S(\omega) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} [(\rho_{xx}(j) \cdot e^{-\alpha \cdot j}) \cdot \cos(\omega j)]. \qquad (2.4)$$

При обмеженому об'ємі вибірки ($n < 256$), що часто трапляється на практиці в системах реального часу, значення $\rho_{xx}(j)$ при зміщенні $j > 16$ стають дуже неточними. Для підвищення точності представлення $\rho_{xx}(j)$ обчислюється з великою точністю початкову ділянку її значень, а потім методом максимальної ентропії інтерполюють значення $\rho_{xx}(j)$ на послідуючих ділянках за допомогою математичних обчислень. Таким чином одержують розрахункове значення $\rho_{xx}(j)$, яке при обчисленні спектру дає точність на два порядки вищу. Цей метод може бути використаний для підвищення точності інших моделей.

Нормована функція автокореляції виражена в квадратичному просторі, що створює незручності при практичному використанні, а також потребує великого об'єму обчислень і приводить до низької швидкодії. Вона володіє наступними властивостями: $-1 \le \rho_{xx}(j) \le 1$, а в асимтотиках приймає значення $\rho_{xx}(0) = 1$ і для ергодичних процесів $\rho_{xx}(j) \underset{j \to \infty}{\to} 0$.

Знакова автокореляційна модель використовується для аналізу швидкопротікаючих процесів, який проводиться на основі виявлення залежності між полярністю зсунутих в часі відліків. Знакова автокореляційна модель описується виразом:

$$H_{xx}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\text{sgn}[\overset{0}{x}_i]\cdot\text{sgn}[\overset{0}{x}_{i+j}]\ ,\qquad(2.5)$$

де $\text{sgn}[x_i]=\begin{cases}1,\ x_i>0;\\0,\ x_i=0\\-1,\ x_i<0\end{cases}$ – знакова функція.

На практиці, модель реалізується за допомогою логічного процесора, який здатний працювати з високою частотою (до 100-нь Мгц), проте вона втрачає в точності і потребує великої вибірки. Очевидно, що $H_{xx}(0)=1$ і діапазон значень оцінки знаходиться в межах $-1\le H_{xx}(j)\le 1$.

Релейна автокореляційна модель дозволяє підвищити точність оцінки і зменшити об’єм вибірки, зберігаючи досить високу швидкодію:

$$P_{xx}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\overset{0}{x}_i\cdot\text{sgn}[\overset{0}{x}_{i+j}]\quad\text{або}\quad P_{xx}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i\cdot\text{sgn}[\overset{0}{x}_{i+j}].\qquad(2.6)$$

Структурна автокореляційна модель забезпечує високу точність оцінки при великих зміщеннях j і дає можливість в асимптотичному наближенні отримати значення дисперсії $C_{xx}(j)\underset{j\to\infty}{\to}2D_x$:

$$C_{xx}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-x_{i+j})^2\ .\qquad(2.7)$$

Така модель дещо незручна у використанні через отримання результатів в квадратичному просторі. Цей недолік усувається наступною моделлю.

Модульна автокореляційна модель має усі властивості структурної, але дозволяє отримати результат в лінійному просторі:

$$G_{xx}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|x_i-x_{i+j}\right|.\qquad(2.8)$$

Модель, для марковських процесів, в асимптотиці, при $j\to\infty$, приймає значення математичного сподівання і має високу швидкодію.

Структурна і модульна автокореляційні моделі дають підвищену точність оцінки в наслідок більшої інформативності елементів суми.

Автокореляційна функція еквівалентності забезпечує високу ефективність в оперативній обробці інформації, за рахунок можливості реалізації її з найбільшою швидкодією серед усіх кореляційних моделей:

$$\check{F}_{xx}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\check{z}_i[x_i, x_{i+j}], \qquad (2.9)$$

де $\check{z}_i[x_i, x_{i+j}]=\check{z}_i=\begin{cases}x_i, \text{ при } x_i \le x_{i+j},\\ x_{i+j}, \text{ при } x_i > x_{i+j}.\end{cases}$ – функція “менше з двох”.

Характерною властивістю моделі є те, що в нульовій точці функція еквівалентності рівна математичному сподіванню: $F_{xx}(0)=M_x$.

Модель еквівалентності можна подати в модифікованому вигляді замінивши функцію “менше з двох” $\check{z}$ на функцію “більше з двох” $\hat{z}$

$$\hat{F}_{xx}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\hat{z}_i[x_i, x_{i+j}]. \qquad (2.10)$$

Між наведеними оцінками кореляційних функцій, провівши деякі прості перетворення, можна встановити аналітичні залежності, які для стаціонарних сигналів будуть мати вигляд:

$$\left.\begin{aligned}K_{xx}(j)&=R_{xx}(j)+M_x^2;\\ C_{xx}(j)&=2\left|D_x+M_x^2-K_{xx}(j)\right|=2\left[D_x-R_{xx}(j)\right];\\ G_{xx}(j)&=2\left(M_x-\check{F}_{xx}(j)\right);\\ \hat{F}_{xx}(j)&=2M_x-\check{F}_{xx}(j),\end{aligned}\right\} \qquad (2.11)$$

де $\hat{z}_i[x_i, x_{i+j}]=\hat{z}_i=\begin{cases}x_i, \text{ якщо } x_i \ge x_{i+j},\\ x_{i+j}, \text{ якщо } x_i < x_{i+j},\end{cases}$

а також статистичні залежності [16]:

$$\rho_{xx}(j)=1-\frac{G_{xx}^2(j)}{2\mu_x\sigma_x^2}; \quad \rho_{xx}(j)=\frac{1}{\mu_x\sigma_x}P_{xx}(j); \quad \rho_{xx}(j)=\sin\left(\frac{1}{\mu^2}H_{xx}(j)\right);$$

де μ_x – коефіцієнт, що залежить від закону розподілу.

Для гаусового закону розподілу [15-17] $\mu = \sqrt{\frac{2}{\pi}}$ і відповідно попередні вирази будуть мати вигляд:

$$\left.\begin{aligned} G_{xx}(j) &= \frac{2}{\sqrt{\pi}}\sqrt{D_x - R_{xx}(j)} \\ \rho_{xx}(j) &= \sin\left[\frac{\pi}{2}H_{xx}(j)\right]; \\ \rho_{xx}(j) &= \sqrt{\frac{\pi}{2}}\cdot\frac{P_{xx}(j)}{\sigma_x}; \end{aligned}\right\} \quad (2.12)$$

Особливими кореляційними оцінками є

$$\left.\begin{aligned} B_{xx}(j) &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i + x_{i+j}\right), \\ Q_{xx}(j) &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(x_i^2 + x_{i+j}^2\right), \end{aligned}\right\} \quad (2.13)$$

які вироджуються в статистичні характеристики стаціонарних сигналів $B_{xx}(j) = 2M_x$ і $Q_{xx}(j) = 2(D_x + M_x^2)$, в наслідок чого втрачають властивість відображати кореляційні зв'язки. Ефект виродження виникає в наслідок того, що оцінки (2.13) є сумою симетричних функцій, в результаті чого гасяться кореляційні властивості:

$$\left.\begin{aligned} B_{xx}(j) &= 2\overset{\vee}{F}{}^{2}_{xx}(j) + G_{xx}(j), \\ Q_{xx}(j) &= 2\overset{\vee}{F}{}^{2}_{xx}(j) + 2\frac{1}{n}\sum_{i}^{n}\overset{\vee}{z}_i\cdot\left|x_i - x_{i+j}\right| + C_{xx}(j), \end{aligned}\right\} \quad (2.14)$$

де $\overset{\vee}{F}{}^{2}_{xx}(j) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\overset{\vee}{z}{}_i^2(x_i, x_{i+j})$ – квадратична функція еквівалентності.

З другого виразу (2.14) видно, що між функціями $\overset{\vee}{F}{}^{2}_{xx}(j)$ і $C_{xx}(j)$ існує аналітичний зв'язок, який виражається через функцію

$$Tm_{xx}(j) = \frac{1}{n}\sum_{i}^{n} \check{z}_i \cdot \left| x_i - x_{i+j} \right| \qquad (2.15)$$

По аналогії введемо інші функції, які по відношенню до $Tm_{xx}(j)$ не несуть нової інформації, але можуть бути більш зручними в плані обчислення

$$\left.\begin{aligned} Tb_{xx}(j) &= \frac{1}{n}\sum_{i}^{n} \hat{z}_i \cdot \left| x_i - x_{i+j} \right|, \\ T1_{xx}(j) = \frac{1}{n}\sum_{i}^{n} x_i \cdot \left| x_i - x_{i+j} \right| &= T2_{xx}(j) = \frac{1}{n}\sum_{i}^{n} x_{i+j} \cdot \left| x_i - x_{i+j} \right|, \\ Ts_{xx}(j) &= \frac{1}{n}\sum_{i}^{n} \left(x_i + x_{i+j} \right) \cdot \left| x_i - x_{i+j} \right|. \end{aligned}\right\} \qquad (2.16)$$

Здійснивши нескладні перетворення, виразимо функції (2.16) через (2.15):

$$\left.\begin{aligned} Tb_{xx}(j) &= Tm_{xx}(j) + C_{xx}(j), \\ T1_{xx}(j) &= Tm_{xx}(j) + C_{xx}(j)/2, \\ Ts_{xx}(j) &= 2Tm_{xx}(j) + C_{xx}(j). \end{aligned}\right\} \qquad (2.17)$$

Тоді, на основі (2.14), з врахуванням (2.11) можна записати:

$$Tm_{xx}(j) = K_{xx}(j) - 2\check{F}^{2}_{xx}(j). \qquad (2.18)$$

На рис. 2.6 – 2.7 подано графіки наведених оцінок (2.1–2.3), (2.5–2.10), (2.15–2.16), обчислені для функцій типу $x_i = \sum_{j=1}^{k} \sin(i\omega_j + \varphi_j)$, які згруповані так, щоб відобразити їх симетричність.

На практиці часто неможливо отримати ідеальні значення сигналів, які не мають спотворень. Більшість сигналів зазнають впливу завад різної природи, які спричиняють шуми. Як зазначалось, ці шуми переважно мають випадковий характер з нормальним законом розподілу. Тому доцільним є дослідити вплив таких шумів на адекватність кореляційних моделей.

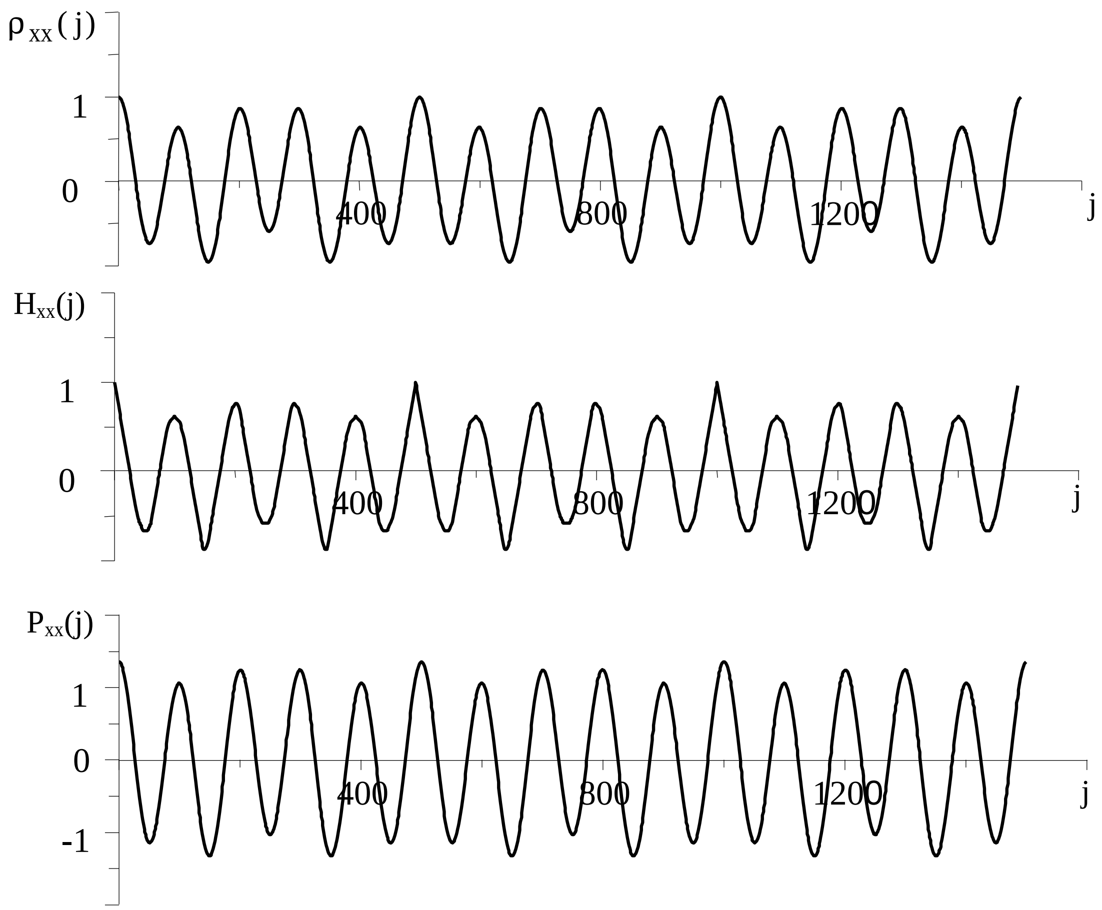


Рис. 2.6. Графіки нормованої, знакової та полярної кореляційних оцінок.

На рис. 2.8. показані графіки зміни дисперсії кореляційних моделей в залежності від зростання дисперсії шуму з нормальним законом розподілом. який має математичне сподівання рівне одиниці. Як видно з цих графіків, нововведена модель має найвищу чутливість до збільшення шумів, що дозволяє використовувати її найбільш ефективно для ідентифікації збільшення рівня шумів, які порушують нормальний стан ОК.

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 будуються на основі взаємокореляційних функцій, які аналогічні до технологій побудови автокореляційних.

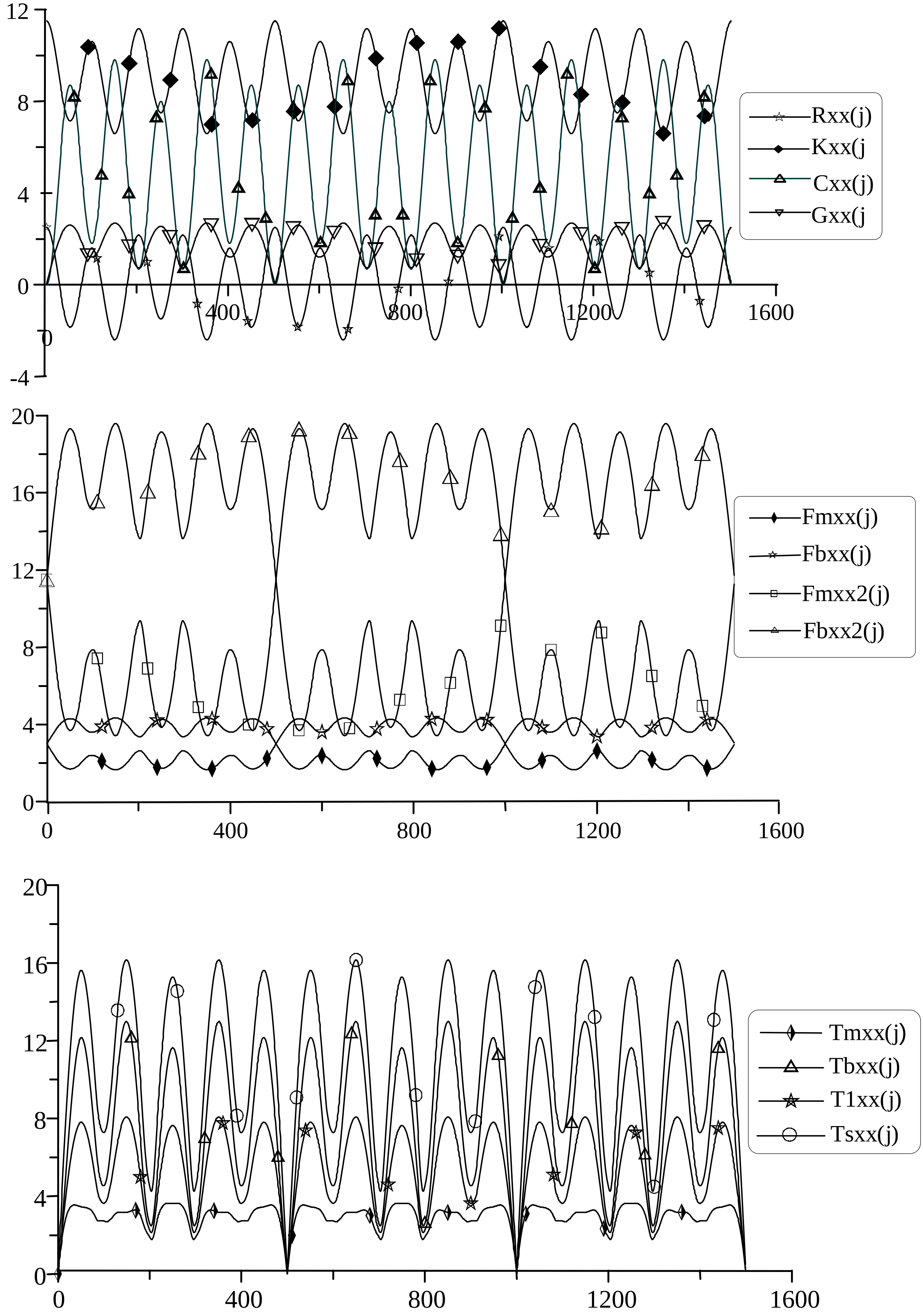
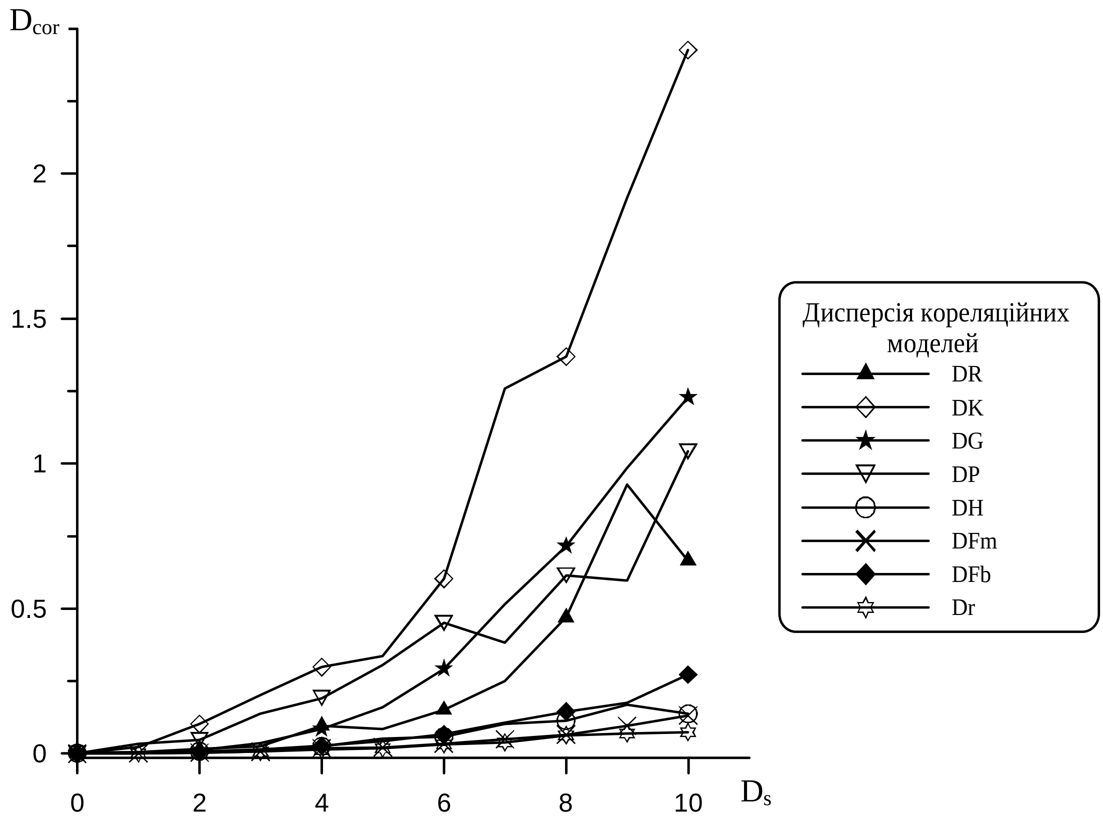


Рис. 2.7. Графіки кореляційних оцінок.



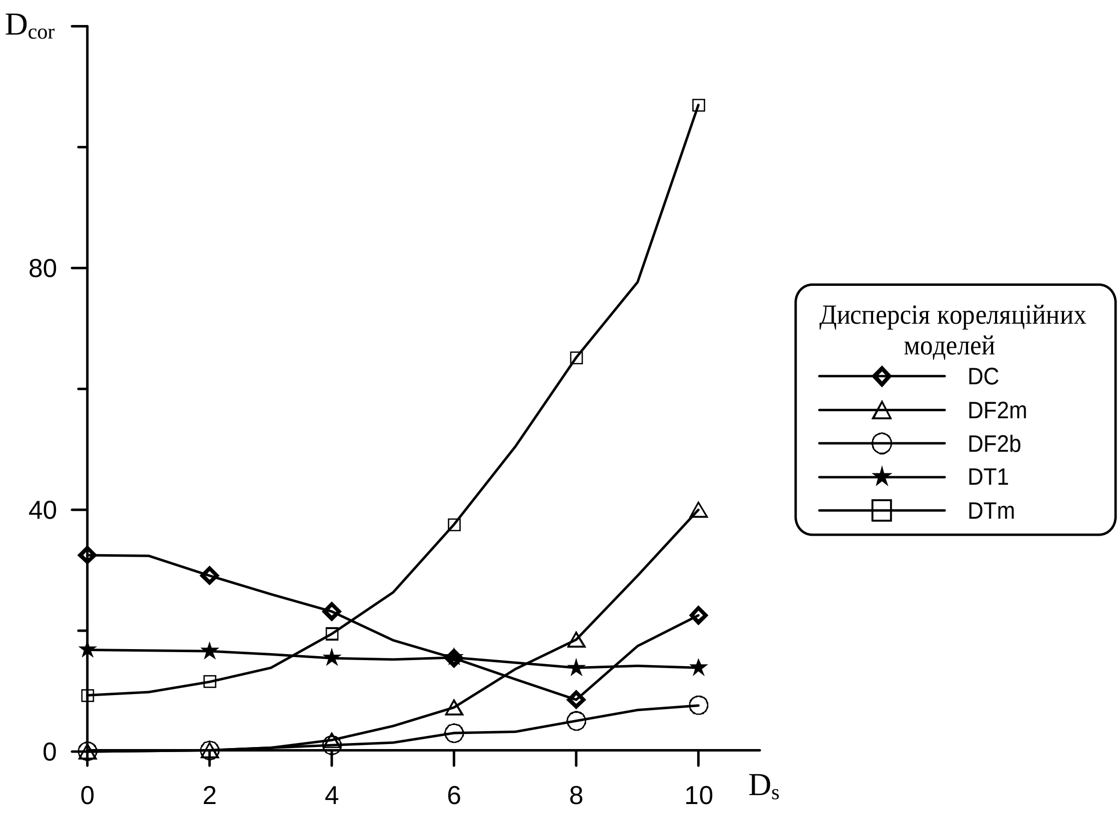


Рис. 2.8. Графіки зміни дисперсії кореляційних моделей при збільшенні дисперсії шуму з нормальним законом розподілу.

Взаємокореляційна функція:

$$R_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathring{x}_i\cdot\mathring{y}_{i+j}\,. \tag{2.19}$$

Взаємоковаріаційна функція:

$$K_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i\cdot y_{i+j}\,. \tag{2.20}$$

Нормована взаємокореляційна функція:

$$r_{xx}(j)=\frac{R_{xy}(j)}{\sqrt{D_x\cdot D_y}}\,. \tag{2.21}$$

Знакова взаємокореляційна функція:

$$H_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathrm{sign}[\mathring{x}_i]\cdot\mathrm{sign}[\mathring{y}_{i+j}]\,. \tag{2.22}$$

Структурна взаємокореляційна функція:

$$C_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_{i+j})^2\,. \tag{2.23}$$

Як видно з графіків (рис. 2.8), найменш чутливими до шуму є знакова, нормована та еквівалентні кореляційні моделі, а нововведена кореляційна модель характеризується найбільшою чутливістю до збільшення дисперсії шуму.

Модульна взаємокореляційна функція:

$$G_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|x_i-y_{i+j}\right|. \tag{2.24}$$

Полярна функція взаємокореляції:

$$P_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathring{x}_i\,\mathrm{sign}[\mathring{y}_{i+j}] \quad \text{або} \quad P_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}x_i\cdot\mathrm{sign}[\mathring{y}_{i+j}]. \tag{2.25}$$

Взаємокореляційна функція еквівалентності:

$$\check{F}_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\check{z}_j[x_i,y_{i+j}] \quad \text{або} \quad \hat{F}_{xy}(j)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\hat{z}_j[x_i,y_{i+j}]. \tag{2.26}$$

Приведені оцінки кореляційні створюють основу для побудови більш складних моделей, і самі по собі є важливим інструментом дослідження властивостей ДІ. В додатку А (рис.А.1-А.4) наведено приклад застосування взаємокореляційних моделей для ідентифікації аварій в електромережах.

2.2.2. Спектральні моделі в базисах Фур'є, Радемахера та Крестенсона. Поряд з часовими статистичними характеристиками, важливе місце в інформаційному аналізі стохастичних сигналів займають спектральні характеристики. Спектральний аналіз базувався, як правило на прямому та зворотному перетворенні Фур'є. Проте в математи ці відомо багато інших систем ортогональних функцій або, як їх називають в інформаційно-вимірювальній техніці, системи стандартних сигналів: Чебешева, Лежандра, Бесселя, поліноми Лагера і ін. Але при практичній реалізації виникає потреба простоти формування стандартних сигналів.

З розвитком цифрової обчислювальної техніки та апарату дискретної математики все частіше використовуються системи прямокутних ортогональних функцій Уолша, Хаара, Віленкіна-Крестенсона. Як відмічається в [48-50] спектральна обробка в базисах Уолша, Хаара, Хаара- та Уолшеподібних функцій найбільше задовольняють сучасну елементну базу, а також тенденції її розвитку. При виборі базисних функцій в спектральній обробці сигналів, крім простоти формування стандартних сигналів, намагаються досягнути також мінімальної кількості гармонік, необхідної для апроксимації сигналу [51-52].

Дослідимо збіжність процесу апроксимації сигналу в трьох базисах стандартних сигналів: Фур'є, Радемахера (частковий випадок базису Уолша) і Крестенсона (рис. 2.9). Більшість технологічних об'єктів мають ергодичний характер зміни станів [47], для яких нормована автокореляційна функція $\rho_{xx}(j)$ при великих зміщеннях j прямує до нуля або приймає випадкові значення, які згладжуються функцією експоненти (рис. 2.10) .

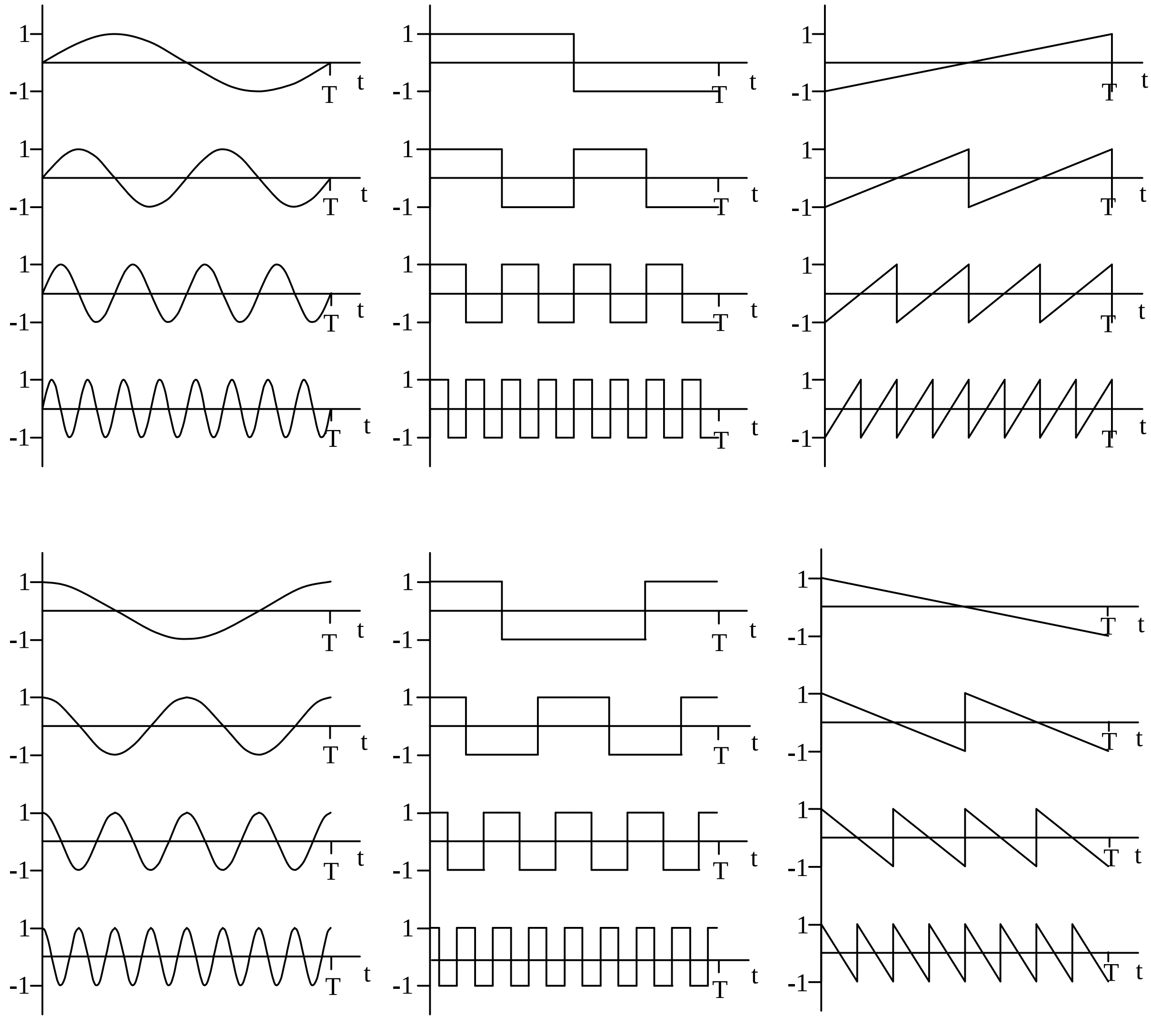
Для спектрального аналізу стаціонарних випадкових процесів шукають енергетичний спектр, який визначається за теоремою Хінчіна-Вінера, яка для системи гармонічних функцій записується виразом:

$$G_x(f) = \int_{-\infty}^{\infty} \rho_{xx}(\tau) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau$$

або в дискретному просторі:

$$G_x(f) = \sum_{k=1}^{n} \rho_{xx}(k) \cdot e^{-j2\pi fk}, \qquad (2.27)$$

де ρ_{xx} – нормована автокореляційна функція.



а) б) в)

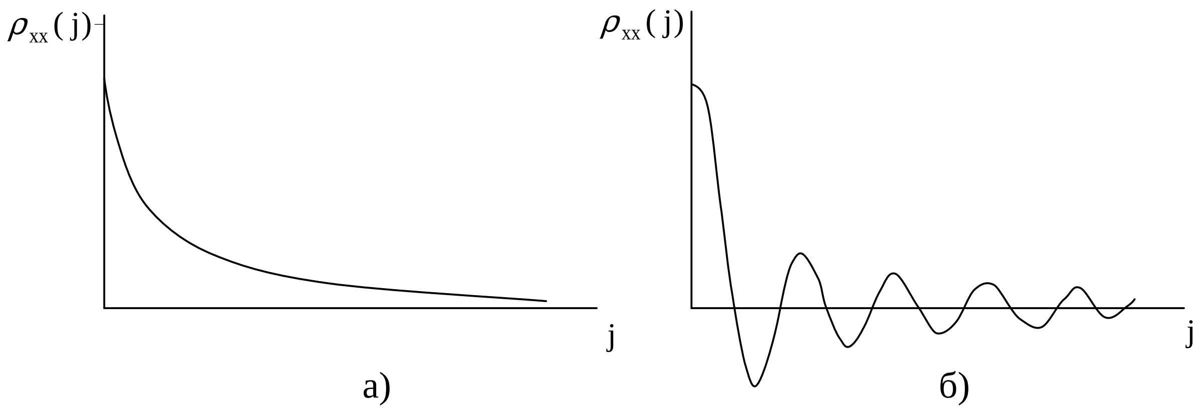
Рис. 2.9. Системи стандартних сигналів а) – Фур'є; б) – Радемахера; в) – Крестенсона.

Вираз (2.27) виражає взаємокореляцію між ρ_{xx} і гармонічними сигналами різної частоти. Тоді прокорелювавши ρ_{xx} з стандартними сигналами в базисі Радемахера визначимо спектр сигналу в цьому базисі:

$$G_x(f) = \sum_{k=1}^{n} \rho_{xx}(k) \cdot \mathrm{rad}(i, \theta), \qquad (2.28)$$

де $\mathrm{rad}(i, \theta) = \mathrm{sig}[\sin(2^i \pi\theta)]$, або $\mathrm{rad}(i, \theta) = (-1)^{\mathrm{ent}(2^{i+1}\theta)}$, $\mathrm{ent}(x)$ – ціла частина від x;

$\theta = t/T$ – аргумент, нормований до періоду сигналу T.



а) б)

Рис. 2.10. Нормована автокореляційна функція ергодичного процесу а) – без гармонічних складових; б) – з гармонічними складовими.

Аналогічно визначимо енергетичний спектр сигналу в базисі Крестенсона:

$$G_x(f) = \sum_{k=1}^{n} \rho_{xx}(k) \cdot \mathrm{cr}(i, \theta), \qquad (2.29)$$

де $\mathrm{cr}(i, \theta) = 1 - \mathrm{zal}(2^{-i}\theta)$, – залишок від x.

Для сигналів $x(t)$ з широким спектром найкращу збіжність забезпечує розклад в базисі Крестенсона, оскільки, як показано на рис. 2.11 одна гармоніка базису Крестенсона включає практично всі кратні гармоніки базису Фур'є.

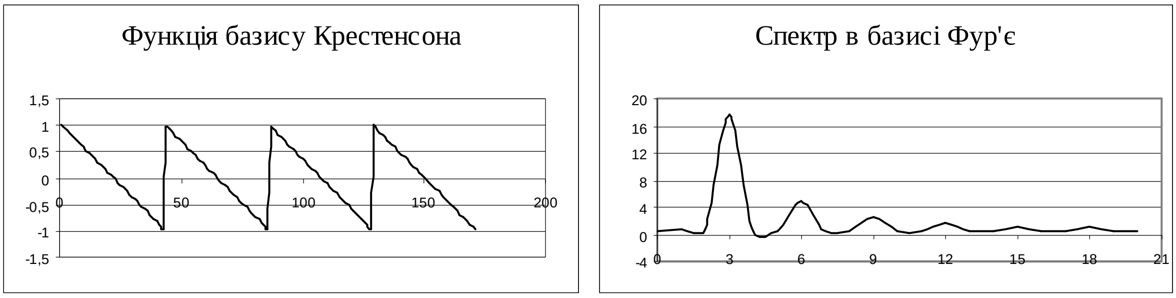


Рис. 2.11. Спектральний розклад базисної функції Крестенсона в базисі Фур’є.

Проте недоліком цього базису є складність генерування апаратними засобами стндартних сигналів.

2.2.3. Ентропійні моделі. Як практичну міру ентропії дискретного джерела інформації Р. Хартлі [53] запропонував функцію логарифма кількості можливих станів ДІ

$$H = \log S^{n} = n \cdot \log S \; ; \qquad (2.30)$$

де H – ентропія;

S – число незалежних рівноймовірних станів ДІ;

n – довжина вибірки.

Більшість технологічних об’єктів, які в даному випадку розглядаються як стохастичні ДІ, формують дані, що підлягають гаусовому закону розподілу імовірностей. Для таких ДІ переважна більшість відліків лежить в діапазоні 3σ в околі математичного сподівання. Відповідно, ентропія буде визначатися згідно виразу:

$$H = \log 3\sigma \, .$$

При кодуванні неперервних ДІ із заданою точністю квантування по рівню і кроці дискретизації по часу А. Н. Колмогоровим [5] запропонована нова міра інформації – ε-ентропія, яка визначається кількістю елементів ε при переході ДІ в різні стани:

$$H_{\varepsilon} \le \frac{T}{\Delta t} + \log \frac{C}{\varepsilon} \; ;$$

де Δt – крок дискретизації, що забезпечує точність квантування ε;

C – діапазон квантування;

T – інтервал часу спостереження ДІ.

Якщо визначити кількість значень, яке може бути отримане в F-просторі за час T у вигляді:

$$\varphi(t) = 2^{\frac{T}{\Delta t}};$$

отримаємо:

$$H_{\varepsilon} \le \log\left(\frac{C}{\varepsilon} \cdot 2^{\frac{T}{\Delta t}}\right).$$

В частковому випадку, коли $\frac{C}{\varepsilon} = 2^m$ і $\frac{T}{\Delta t} = 2^n$

$$H_{\varepsilon} \le \log_2\left(2^m \cdot 2^n\right) = m + n.$$

Оцінки ентропії ДІ у вигляді міри Хартлі, 3σ і ε-ентропії Колмогорова вирішуються в цілих числах в тому випадку, коли діапазон квантування станів ДІ вибирається кратним цілому степеню числа два. В іншому випадку, коли $S \ne 2^k$ $(k = 1, 2, 3, \ldots)$ необхідно користуватися оцінками:

$$H = n \cdot \hat{E}[\log S] = n \cdot]\log S[;$$

$$H = \hat{E}[\log 3\sigma];$$

$$H_{\varepsilon} = \hat{E}\left[\log\left(\frac{C}{\varepsilon} \cdot 2^{\frac{T}{\Delta t}}\right)\right];$$

де $\hat{E}$ – символ цілочисельної функції з округлення до більшого цілого;

][– ознака операції округлення до більшого цілого.

Приведені оцінки ентропії ДІ базуються на умові, що кожен S_j стан джерела кодується n-розрядним двійковим кодом однакової довжини.

Розглянуті оцінки відповідають ДІ з рівноймовірними станами і, як правило, є максимальними, оскільки не враховують надлишковість ДІ за рахунок не рівноймовірності розподілу різних станів S_j ДІ.

Для ДІ з нерівноймовірними станами К. Шеноном [1] введена міра ентропії

$$H = -k \cdot \sum_{i=1}^{n} p_i \cdot \log p_i \; ; \qquad (2.31)$$

де k – додатній коефіцієнт, що враховує основу логарифма; p_i – ймовірність S_j-го стану дискретного ДІ.

Були також здійснені спроби використання теорії інформації для оцінки виміряних значень, тобто кількісної характеристики фізичної величини або, в більш широкому змісті, джерела інформації.

Дж. Лонго [54] запропонував розширити шенонівську теорію інформації введенням “якісних” параметрів, які б характеризували корисність інформації, тоді як шенонівське визначення використовує тільки імовірнісні (повторюваність) стану ДІ без будь-якої семантики. Кожному стану ДІ Дж. Лонго ставить у відповідність коефіцієнти корисності $u_i \geq 0$.

Розподіл коефіцієнтів корисності не залежить від розподілу імовірностей, а визначається з семантичних міркувань. Тоді кількість інформації буде визначатися за виразом:

$$I(u, p) = -k\, u \cdot \log p \; ;$$

де k – стала величина;

$p = p_i$ – імовірність S_j-го стану.

Ентропія корисності визначається як середнє статистичне значення усіх можливих повідомлень, з врахуванням коефіцієнтів u_i:

$$H(u, p) = -k \sum_{i=1}^{n} [u_i\, p_i \cdot \log p_i \,] .$$

Якщо всі $u_i = \mathrm{const}$, ентропія корисності переходить в звичайну шенонівську ентропію ДІ.

Для некорисних станів, імовірність яких $p_i > 0$, вважаються $u_i = 0$. Якщо з умови $u_i > 0$ випливає, що $p_i = 0$, то це означає, що корисні стани не можливі.

Г. Шульц [55] намагався узагальнити шенонівську ентропію і тим самим створити поняття оціночної ентропії. Він видозмінив ентропію як середнє значення об'єму інформації $\log\frac{1}{p_i}$ окремих станів, щоб її можна було б використовувати не тільки для передачі, але й для оцінки значимості інформації. Шульц встановив оціночну шкалу, по якій найбільш «несприятливому» стану надавалось найнижче значення, а найбільш сприятливому стану – найвище. Для зручності користування значення шкали вибиралися кратними степеню числа 2.

$$W_0 = 2^0 = 1,\ W_1 = 2^1 = 2,\ W_2 = 2^2 = 4, \ldots, W_n = 2^n.$$

З цих значень утворювалися оціночні коефіцієнти

$$\text{від } w_0 = \frac{W_0}{\sum_{i=1}^{n} W_i} \text{ до } w_n = \frac{W_n}{\sum_{i=1}^{n} W_i}.$$

Вони еквівалентні послідовності частот p_i.

Для забезпечення додаткової умови, яка вимагає, щоб при однаковій семантичній оцінці всіх станів ДІ утворювалась би шенонівська ентропія, використовується формула:

$$H(p,w) = H(p_1, p_2, K, p_n, w_1, w_2, K, w_n) = -\sum_{i=1}^{n}\left[\frac{p_i w_i}{\sum_{j=1}^{n} p_j w_j} \cdot \log\frac{p_i w_i}{\sum_{j=1}^{n} p_j w_j}\right]$$

Легко помітити, що функція $H(p,w)$ симетрична відносно змінних p і w. Для $p = const$ вона приймає вигляд:

$$H(w) = -\sum_{i=1}^{n} w_i \log w_i \; ;$$

а для $p_1 = p_2 = K = p_n = w_1 = w_2 = K = w_n$ має місце граничний випадок:

$$H(n) = -n\sum_{i=1}^{n} \log \frac{1}{n} = \log n \; ;$$

де n – кількість можливих станів ДІ, що співпадає з оцінкою Хартлі. Функцію $H(p, w)$ можна виразити через абсолютні значення W_i і абсолютні частоти P_i.

$$H(P,W) = -\sum_{i=1}^{n} \left[\frac{P_i W_i}{\sum_{j=1}^{n} P_j W_j} \right] \cdot \log \frac{P_i W_i}{\sum_{j=1}^{n} P_j W_j} \cdot$$

При цьому вираз:

$$H(p, w) = H(P,W) = H(v) = -\sum_{i=1}^{n} v_i \log v_i$$

формально відповідає шенонівській ентропії:

$$H(p) = -\sum_{i=1}^{n} p_i \cdot \log p_i$$

Необхідно відмітити, що в виборі оціночних коефіцієнтів існує певна довільність, яка вносить суб’єктивність в оцінку.

Для дискретного ергодичного ДІ, в якого кореляційні зв’язки існують тільки між двома сусідніми значеннями послідовності x_1, x_2, K, x_n ентропія визначається виразом:

$$H(x) = -\sum_{j} p(x_j) \cdot H_i = -\sum_{i=1}^{n} p(x_i) \sum_{j=1}^{n} p\left({x_j}/{x_i} \right) \cdot \log p\left({x_j}/{x_i} \right)$$

або

$$H(x) = -\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n} p(x_i, x_j) \cdot \log p\left(x_j / x_i\right);$$

де $p(x_j/x_i)$ – умовна імовірність появи значення x_j при умові, що попереднім було значення x_i;

$p(x_i, x_j)$ – сумісна імовірність появи пари символів x_i, x_j.

В загальному випадку ентропія ергодичних ДІ визначається виразом:

$$H(x) = -\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}K\sum_{s=1}^{n} p(x_i, x_j, K, x_s)\cdot \log p\left(x_i/x_j/K/x_s\right),$$

де $p(x_i, x_j, K\, x_s)$ – імовірність послідовності станів $i, j,...s$; n – загальна кількість станів джерела; $p\left(x_i/x_j/K/x_s\right)$ – умовна імовірність появи i-го стану при умові, що попередніми були j, K, s стани, при чому j-ий передував i-му, а s – найбільш віддалений стан, який має кореляційний зв'язок з i-м.

Для джерел з незалежними, але нерівноймовірними станами Б.Олівером [56] отримана оцінка загальної кількості можливих комбінацій станів:

$$N = \frac{n!}{\prod_{j}^{n} S_j};$$

або в логарифмічному вигляді:

$$\log N = \log n! - \sum_{j}^{n} S_j;$$

яке на основі наближення Стірлінга

$$\log N \to \log\sqrt{2\pi n} + n\cdot\log n - n\sum_{j=1}^{n}\log\sqrt{2\pi S_j} - n\sum_{j=1}^{n} p(j)\cdot\log p(j) - n\cdot\log n + n$$

зводиться до виразу:

$$H = \lim\frac{\log N}{n} = -\sum p(j)\cdot\log p(j),$$

що співпадає з шенонівським визначенням ентропії.

Д. Мідлтон [57] також досліджував дискретні ДІ, які формують послідовність символів довільної довжини, розподілених в визначеному порядку в часі. Для реалізації дискретної випадкової послідовності $X = \{x_i\}$, кожен із символів x_i якої може приймати одне з l_i різних значень ($l \le l_i \le L$; $i = 1,\ 2,\ K,\ n$), отримано вираз для апріорної невизначеності x_1, K, x_i, K, x_n

$$H(X) = -\sum_{l_1}^{L} K \sum_{l_n}^{L} p(X) \log p(X);$$

де додавання проводиться по всім можливим значенням кожного з символів x_i послідовності.

Для ДІ з статистично залежними станами Д. Мідлтон визначив вираз середньої умовної ентропії

$$H(X/Y) = \sum_{l_1}^{L} K \sum_{l_n}^{L} \sum_{m_1}^{M} K \sum_{m_k}^{M} p(x_1, K, x_n, y_1, K\ y_m) \cdot \log p(x_1, K, x_n / y_1, K, y_m);$$

де x_i, y_i – статистично залежні стани ДІ. З останнього виразу випливає, що для розрахунку ентропії таких ДІ необхідно знати сумісні щільності імовірностей різного порядку $W_1(y_1, t_1)$, $W_1(y_1, t_1; y_2, t_2), ...,$ $W_1(y_1, t_1; K; y_n, t_n)$.

При вивченні статистичних моделей показано, що на практиці ДІ не є настільки статистично складними, щоб їх описувати багатомірними розподілами.

Зокрема, для повного опису ергодичних стаціонарних ДІ достатньо знати двомірні розподіли і відповідно статистично середні. Природно, що ентропія і швидкість створення повідомлень такими джерелами, за рахунок кореляційних зв’язків між різними послідовностями символів і нерівномірності розподілу імовірності символів, виявляються меншими в порівнянні з оцінкою інформаційної міри Хартлі (2.30).

В роботі В. Таллера [58] підкреслюються переваги, які можна отримати шляхом кореляційного аналізу і усунення внутрішньої кореляції повідомлень, що формуються джерелом. Показано, що якщо в деякий момент часу ДІ, що має S станів, переходить тільки в S_j можливих станів, то аналіз дійсного інформаційного змісту його повідомлень приводиться до меншого об’єму інформації в порівнянні з функцією найбільшої інформації

$$H \le k2BT\left(1+\frac{S}{N}\right);$$

де $H = k \cdot n \log S_{ave}$;

S_{ave} – середнє значення станів ДІ;

BT – інформаційна база повідомлень, що формується;

N – значення шуму.

При цьому встановлені вимоги найбільшої інформації базуються на твердженні, що неможливо аналітичне продовження функції інформації з точністю більшою ніж $1/S$, на протязі інтервалу між відліками.

Таким чином, величина $1/S$, як показано в роботі В. Талера, набуває змісту інтервалу кореляції між відліками відповідних станів ДІ.

Досліджуючи оцінки інформації дискретних випадкових величин Боюн [8, 29, 59] запропонував величину δ-ентропію, яка характеризує невизначеність значення випадкового процесу і його динаміку. Приведена оцінка δ-ентропії визначається виразом:

$$h_{\Delta} = \frac{\left| f'_{cep}(t) \right|}{\left| f'_{max}(t) \right|};$$

де $f'_{cep}(t)$, $f'_{max}(t)$ – відповідно середнє і максимальне значення похідних зміни кількості станів джерела.

Приведена δ-ентропія не залежить від вибраних кванта по рівню і кроку дискретизації, а повністю визначається законом розподілу похідних.

В роботі Л. Г. Лапи [12] відмічено, що для визначення ймовірнисних показників джерел інформації (ДІ) необхідні детальні характеристики кореляційних зв’язків між різними символами. Там же підкреслюється, що чим більша кореляція між станами ДІ, тим більш нерівноймовірний розподіл умовної ймовірності $p\left(x_i/x_j\right)$ у виразі визначення ентропії ДІ з залежними станами, що приводить до зменшення ентропії джерела.

Л. Г. Лапа також звертає увагу на те, що функція ентропії Хартлі користується виключно одновимірними розподілами, в той час як КФ використовує двовимірні ймовірнісні розподіли. Тому принципово оцінка ентропії на базі кореляційної функції змістовніша, ніж функція ентропії Хартлі.

До аналогічного твердження приходить Ж. Макс [2], визначаючи зв'язок коефіцієнта кореляції з оцінками ентропії. Ф. Г. Ланге [3] доводить, що середнє значення двовимірної щільності ймовірності (кореляція) несе більше інформації про ентропію, ніж середні одновимірної щільності.

С. Голдман [30] також розширює теорію інформації Шенона, застосовуючи поняття КФ і відмічає, що кореляційний аналіз є зв'язуючим елементом між спектральною теорією і теорією інформації.

Складність обчислення багатовимірних розподілів суттєво обмежує можливості використання шенонівських оцінок ентропії для ДІ з незалежними та статистично залежними станами при інженерному розрахунку їх властивостей, особливо якщо дослідження інформаційних параметрів конкретних джерел ведуться комп'ютерною системою в реальному масштабі часу. Тому реалізація безпосереднього зв'язку КФ з розподілами ймовірностей станів і ентропією ДІ є досить перспективною. Такий зв'язок легко встановлюється для неперервних джерел [28].

$$h(X,Y) = -\int_{-\infty}^{\infty}\omega(x)\log_2\omega(x)dx - \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty}\omega(x)\log_2\omega(y/x)dxdy = h(X) + h(Y/X); \tag{2.32}$$

де $h(X) = -\int_{-\infty}^{\infty}\omega(x)\log_2\omega(x)\,dx$ – диференціальна ентропія;

$h(Y/X) = -\int\limits_{-\infty}^{\infty}\int\limits_{-\infty}^{\infty}\omega(x,y)\log_2\omega(y/x)\,dxdy$ – умовна диференціальна ентропія повідомлення Y;

$\omega(x,y)$ – щільність сумісного розподілу x і y;

$\omega(x)$ – щільність розподілу x;

$\omega(y/x)$ – умовна щільність розподілу y відносно x.

Багаторазовими дослідженнями [47] реальних об’єктів управління і джерел інформації показано, що стохастичні параметри технологічних процесів на локальних проміжках часу досить точно описуються моделлю гаусового закону розподілу ймовірностей.

Оцінка ентропії джерел з корельованими станами, які мають гаусовий закон розподілу, визначається за виразом [28]:

$$h[x(t), x(t+\tau)] = \log_2\left(2\pi\sigma^2_{\overset{\circ}{x}}\sqrt{1-\rho^2_{xx}(\tau)}\right) + \frac{1}{1-\rho^2_{xx}(\tau)}\log_2 e -$$

$$-\frac{\rho^2{}_{xx}(\tau)}{1-\rho^2_{xx}(\tau)}\log_2 e = \log_2\left(2\pi e\sigma^2_{\overset{\circ}{x}}\sqrt{1-\rho^2_{xx}(\tau)}\right).$$

Чисельний розрахунок ентропії дискретного джерела інформації з нерівноймовірними корельованими станами здійснюється у відповідності з виразом:

$$H[x_i, x_{i+j}] = \log_2 2\pi e + \log_2\sigma^2_{\overset{\circ}{x}} + \frac{1}{2}\log_2\left[1-\rho^2_{xx}(j)\right]; \tag{2.33}$$

де перший елемент є константою інформаційної міри, що пов’язана з типом закону розподілу випадкової величини, другий елемент визначає дисперсію випадкових станів ДІ:

$$\sigma^2_{\overset{\circ}{x}} = \frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i - \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i\right)^2,$$

а третій елемент характеризує взаємну ентропію корельованих нерівноймовірних станів ДІ за допомогою квадрату нормованої функції автокореляції:

$$\rho_{xx}(j)=\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i\right)\cdot\left(x_{i+j}-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i\right)}{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}\left(x_i-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}x_i\right)^2}. \qquad (2.33)$$

Розрахунок ентропії ДІ на основі оцінки нормованої автокореляційної функції $\rho_{xx}(j)$ є незручним при обчисленні в зв'язку з необхідністю центрування послідовності x_i згідно з (2.33). Для оцінки ентропії ДІ за допомогою структурної функції (2.7) приведемо вираз (3.32) до вигляду:

$$\begin{aligned}H(x_i,x_{i+j})&=\log_2 2\pi e\sqrt{D^2_{\overset{0}{x}}-D^2_{\overset{0}{x}}\cdot\rho^2_{xx}(j)}=\\&=\log_2 2\pi e+\frac{1}{2}\log_2\left(\left[D_{\overset{0}{x}}-R_{xx}(j)\right]\cdot\left[D_{\overset{0}{x}}+R_{xx}(j)\right]\right)\end{aligned}; \qquad (2.34)$$

де $R_{xx}(j)=D_{\overset{0}{x}}\cdot\rho_{xx}(j)$.

Кореляційна функція для стаціонарних процесів легко виражається через коваріаційну функцію $K_{xx}(j)$ (2.11), яка значно простіша в обчисленні через відсутність центрування.

Відповідно, визначення ентропії зручніше здійснювати через автоковаріаційну функцію згідно наступного виразу:

$$\begin{aligned}H(x_i,x_{i+j})&=\log_2 2\pi e\sqrt{D^2_{\overset{o}{x}}-D^2_{\overset{o}{x}}\cdot\rho^2_{xx}(j)}=\\&=\log_2 2\pi e+\frac{1}{2}\log_2\left(\left[D_x-K_{xx}(j)\right]\cdot\left[D_x+K_{xx}(j)\right]\right)\end{aligned}$$

Аналітичний зв'язок між структурною і автокореляційною функціями визначається з (2.11). Підставимо, виражене через $C_{xx}(j)$ значення $R_{xx}(j)$, і отримаємо оцінку:

$$H(x_i,x_{i+j})=\log_2 2\pi e+\frac{1}{2}\log_2\left[\frac{C_{xx}(j)}{2}\left(2D_{\overset{o}{x}}-\frac{C_{xx}(j)}{2}\right)\right]. \qquad (2.35)$$

Якщо оцінити середнє, отримаємо робочу формулу міри ентропії

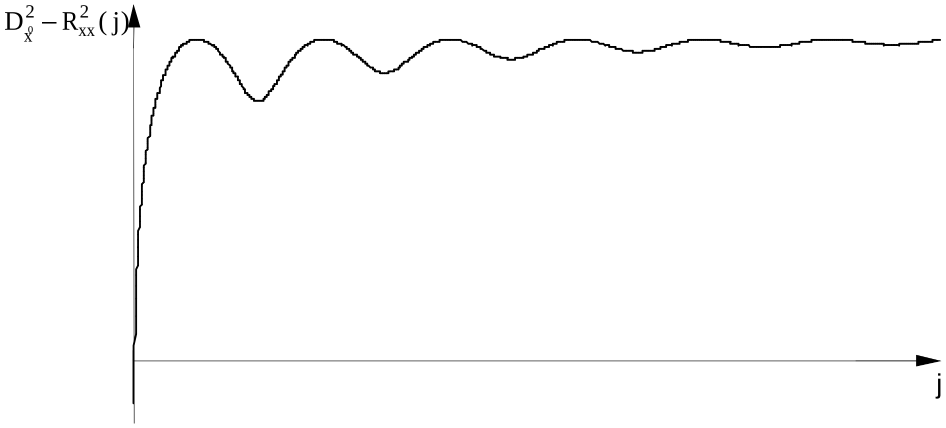
$$\overline{H(x_i, x_{i+j})} = \frac{1}{2T}\sum_{j=1}^{T}\log_2(2\pi e)^2\left[\frac{C_{xx}(j)}{2}\left(2D_{\overset{o}{x}} - \frac{C_{xx}(j)}{2}\right)\right]$$

або

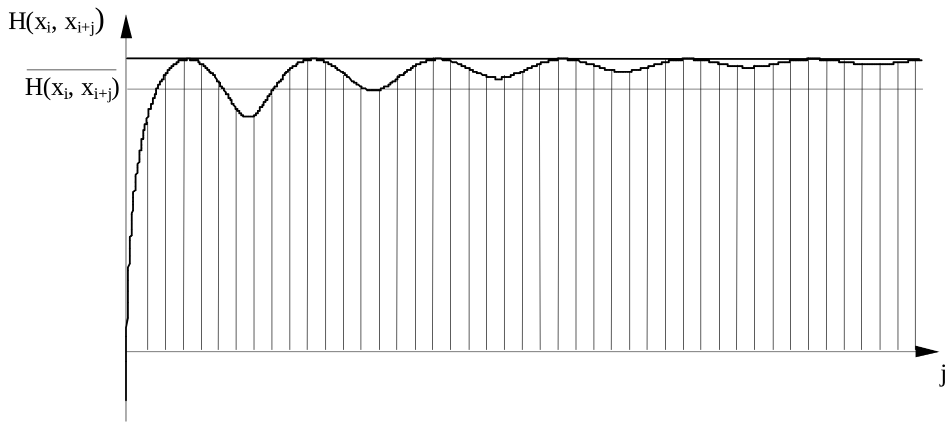
$$\overline{H(x_i, x_{i+j} x_i)} = \frac{1}{2T}\sum_{j=1}^{T}\log_2(2\pi e)^2\left[C_{xx}(j)\left(D_{\overset{o}{x}} - \frac{C_{xx}(j)}{4}\right)\right]; \qquad (2.36)$$

де T – інтервал усереднення.

На рис. 2.11, б наведено графіки ентропії $H(x_i, x_{i+j})$ та оцінки ентропії $\overline{H(x_i, x_{i+j})}$ для ДІ з кореляційною функцією $R_{xx}(j) = Ae^{-\alpha(j\cdot\Delta t)}\cos[\omega(j\cdot\Delta t)]$, де α – коефіцієнт згасання; Δt – крок дискретизації; A – амплітуда випадкового процесу; ω – колова частота.



а)



б)

Рис. 2.11. Графік функції $D^2_{\overset{o}{x}} - R^2_{xx}(j)$ – а); графіки ентропії $H_{xx}(x_i, x_{i+j})$ і оцінки ентропії $\overline{H_{xx}(x_i, x_{i+j})}$ – б).

Простіше, порівняно з структурною функцією, обчислюється модульна функція автокореляції $G_{xx}(j)$, яка в випадку гаусових процесів має статистичний зв’язок з функцією кореляції (2.12), звідки

$$\rho_{xx}(j)=1-\frac{\pi}{4}g_{xx}(j);$$

де $g_{xx}(j)=\dfrac{G_{xx}(j)}{\sigma_{\overset{0}{x}}}$ – нормована модульна функція автокореляції.

Тоді отримаємо оцінку ентропії у вигляді:

$$\overline{H(x_i,x_{i+j})}=\frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T}\log_2\left[\frac{\pi e\sqrt{\pi}}{2}G_{xx}(j)\cdot\sqrt{8-\pi g_{xx}^2(j)}\right]; \qquad (2.37)$$

яка може бути ефективно використана на практиці в задачах ідентифікації джерел інформації.

Модульна функція має простий аналітичний зв'язок з функцією еквівалентності (2.11), на основі якого, з (2.37) отримаємо оцінку ентропії, виражену через функцію еквівалентності $F_{xx}(j)$:

$$\overline{H(x_i,x_{i+j})}=\frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T}\log_2\left[\pi^2 e\frac{M_x-F_{xx}(j)}{\sigma_{\overset{0}{x}}}\sqrt{\frac{8\sigma_{\overset{0}{x}}}{\pi}-\left[M_x-F_{xx}(j)\right]^2}\right]. \qquad (2.38)$$

Аналогічні оцінки можна отримати, якщо використати статистичні зв'язки нормованої кореляційної функції із знаковою $H_{xx}(j)$ та полярною $P_{xx}(j)$ кореляційними функціями (2.12)

Відповідно оцінки ентропії будуть мати вигляд:

$$\overline{H(x_i,x_{i+j})}=\frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T}\log_2\left[2\pi e\sigma_{\overset{0}{x}}\cdot\sqrt{1-\sin^2\left(\frac{\pi}{2}H_{xx}(j)\right)}\right]; \qquad (2.39)$$

$$\overline{H(x_i,x_{i+j})}=\frac{1}{T}\sum_{j=1}^{T}\log_2\left[\frac{2\pi e}{\sigma_{\overset{0}{x}}}\cdot\sqrt{2-\pi\cdot P_{xx}^2(j)}\right]. \qquad (2.40)$$

Ентропійна модель, виражена через $\overset{\vee}{F}_{xx}(j)$, обчислюється з більшою швидкодією, завдяки простішій реалізації функції “менше з двох” ніж операцій множення, віднімання, піднесення до квадрату. Ентропійну модель на основі $H_{xx}(j)$ доцільно використовувати для обробки даних ДІ, які формують цифрові сигнали із значеннями +1 і –1.

Аналіз функції $H(x_i, x_{i+j})$ та оцінок $\overline{H(x_i, x_{i+j})}$ різних дискретних ДІ показує, що при заданому діапазоні квантування станів максимальною ентропією характеризуються дискретні послідовності максимальної довжини.

Це добре узгоджується з логічними уявленнями про інформаційну ємність дискретних послідовностей і властивостями сигнальних моделей ДІ, що дає можливість достатньо ефективно використовувати при інженерних розрахунках введені міри (2.36) – (2.40).

Реалізуючи обчислення оцінки $\overline{H(x_i, x_{i+j})}$ на ковзному інтервалі можна алгоритмічно просто здійснити ідентифікацію інформаційних станів технологічних об’єктів контролю та управління в реальному масштабі часу.

Даний клас моделей, по відношенню до кореляційних, здійснюють інтегральну оцінку імовірності переходів між станами і завдяки представленню в логарифмічному просторі забезпечують менші об’єми даних.

2.3. Методологія побудови кластерних моделей

Складні багатоканальні ДІ з великою кількістю станів та переходами між ними відповідно мають такі ж складні моделі, які відображають зміну поведінки ДІ, що відповідає переходам його в різні стани. Переважно ці моделі будуються у вигляді графів, вершини якого позначають стани ДІ, а дуги – переходи з стану в стан.

Для спрощення подання та відображення поведінки ДІ використовуються кластерні моделі (КМ). Кластеризація може бути проведена по переходам ДІ між станами (дугам графу) [60-61] і по самих станах (вершинах графу) [62].

Кластеризація по переходах базується на матриці імовірностей переходу з стану S_i в стан S_j:

$$\begin{pmatrix} p_{11} & p_{21} & \ldots & p_{i1} & \ldots & p_{n1} \\ \vdots & & & & & \\ p_{1j} & p_{2j} & \ldots & p_{ij} & \ldots & p_{nj} \\ \vdots & & & & & \\ p_{1m} & p_{2m} & \ldots & p_{im} & \ldots & p_{nm} \end{pmatrix}, \qquad (2.41)$$

де $P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N}$, N_{ij} – кількість переходів $S_i \to S_j$, N – загальна кількість переходів за час спостереження T.

Задається критичний коефіцієнт значимості α, при чому $0 \le \alpha \le 1$ і всі переходи $S_i \to S_j$, в яких $p_{ij} < \alpha$, вважаються несуттєвими.

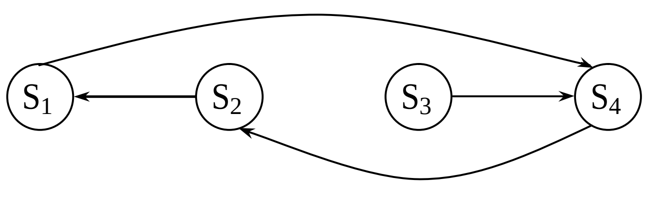
Нехай (2.41) має розмірність 4×4

$$\begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \\ p_{41} & p_{42} & p_{43} & p_{44} \end{pmatrix} \quad \text{і} \quad \begin{matrix} p_{21} \ge \alpha, & p_{14} \ge \alpha, \\ p_{42} \ge \alpha, & p_{34} \ge \alpha. \end{matrix}$$

Тоді КМ може бути подана у вигляді таблиці, або у вигляді графу (рис. 2.11).

$S_2 \to S_1$
$S_1 \to S_4$
$S4 \to S2$
$S3 \to S4$

а)



б)

Рис 2.11. Кластерні моделі а) – таблична; б) – графова.

Якщо ввести градацію семантичної значимості переходів, отримаємо семантичну КМ по переходам, в якій відображаються тільки ті переходи які мають значення семантичних коефіцієнтів значимості q_{ij} більші за прийнятий критичний поріг β. Семантичні коефіцієнти переходів також подаються у вигляді матриці

$$\begin{pmatrix} q_{11} & q_{21} & \ldots & q_{i1} & \ldots & q_{n1} \\ \vdots & & & & & \\ q_{1j} & q_{2j} & \ldots & q_{ij} & \ldots & q_{nj} \\ \vdots & & & & & \\ q_{1m} & q_{2m} & \ldots & q_{im} & \ldots & q_{nm} \end{pmatrix}.$$

Взявши за основу попередній приклад з семантичними ваговими коефіцієнтами

$$\begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} & q_{14} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} & q_{24} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} & q_{34} \\ q_{41} & q_{42} & q_{43} & q_{44} \end{pmatrix},$$

при чому $q_{21} \geq \beta$, $q_{14} \geq \beta$, $q_{32} \geq \beta$, $q_{24} \geq \beta$ КМ можна подати в 4-х варіантах:

— відображення $S_i \to S_j$, для яких $p_{ij} \geq \alpha$ (рис. 2.11, б);

— відображення $S_i \to S_j$, для яких $p_{ij} \geq \alpha$ і позначенням семантичних ваг переходів (рис. 2.12);

— відображення $S_i \to S_j$, для яких $q_{ij} \geq \beta$ (рис. 2.13,а)

— відображення $S_i \to S_j$, для яких $p_{ij} \geq \alpha$ і $q_{ij} \geq \beta$ (рис. 2.13,б).

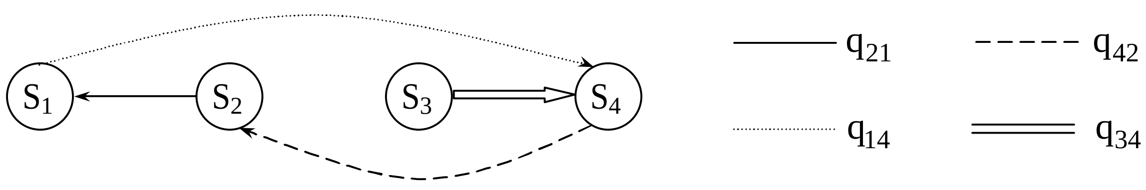
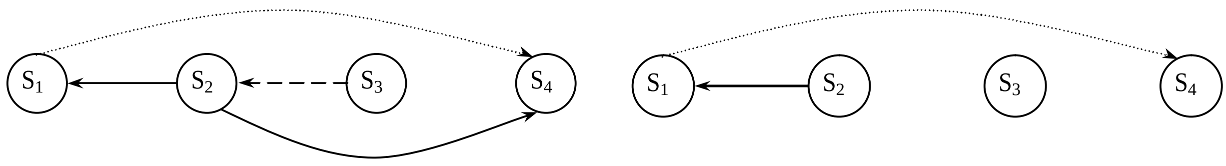


Рис. 2.12. Приклад побудови кластерної моделі по імовірнісних коефіцієнтах з позначенням семантичної ваги дуг.



а) б)

Рис 2.13. Приклади побудови кластерних моделей а) – з врахуванням семантичних вагових коефіцієнтів переходів; б) – з врахуванням імовірнісних та семантичних вагових коефіцієнтів переходів.

Семантична градація переходів відображає інформацію, яка не враховується кількісними показниками p_{ij}, і може означати вибухонебезпечність, пожежонебезпечність, екологічну небезпеку, недопустимі економічні втрати та інше.

Кластеризація по станам передбачає зменшення кількості станів за рахунок їх суміщення.

Для зменшення ширини графів в [62] запропоновано методи горизонтального, вертикального та групового склеювання (кластеризації) вершин.

Горизонтальна кластеризація передбачає склеювання вершин, які розміщені на одному рівні (рис. 2.14) при виконанні умови:

$$\forall v_{ij}, \text{ що входять в } V_{Ij} \quad \sum_{i}^{I} w_i \le m_j, \quad i = \overline{1, N}, \qquad j = \overline{1, L}$$

де v_{ij} – i-та вершина на j-му рівні;

V_{Ij} – нова вершина, утворена суміщенням v_{ij} на рівні j;

w_i – вага вершини v_{ij};

N – кількість вершин графу;

$m_j = \max\{v_{1j}, K\, v_{ij}, K, v_{n_j j}\}$ – максимальна вага вершини, яка розміщена на рівні j;

n_j – кількість вершин на j-му рівні;

I – перелік номерів вершин v_{ij}, які входять в V_{Ij}.

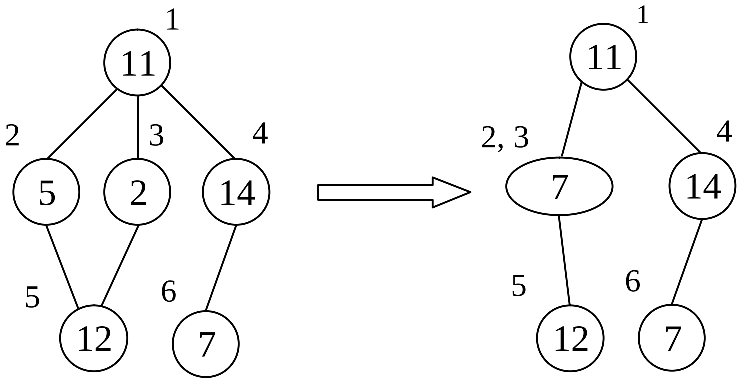


Рис. 2.14. Приклад горизонтальної кластеризації по вершинам графу.

Вертикальна кластеризація (рис. 2.15) здійснюється за рахунок перенесення транзитної вершини v_{ik} графу [62] з рівня k на рівень j, якщо виконуються умови:

$$n_j + 1 \le M \quad \text{і} \quad j_1 < j < j_1,$$

де $j_1 = \max\{in[e(v_{ik})]\}$ – максимальний номер рівня, з яким з'єднана вершина v_{ik} вхідними дугами;

$j_2 = \min\{out[e(v_{ik})]\}$ – мінімальний номер рівня, з яким з'єднана вершина v_{ik} вихідними дугами;

$M = \max\{n_1, K, n_j, K, n_L\}$ – максимальна кількість вершин, яка розміщена на одному з рівнів графу.

Групова кластеризація полягає в одночасному перенесенні транзитної вершини v_{ik} з k-го рівня на j-ий і суміщенням її з вершинами рівня j (рис. 2.16). При цьому повинні виконуватись умови: $\forall v_{ik}$, що входять в V_{Ij}

$\sum_{i}^{I} w_i \le m_j$, при чому $j_1 \le j \le j_1$.

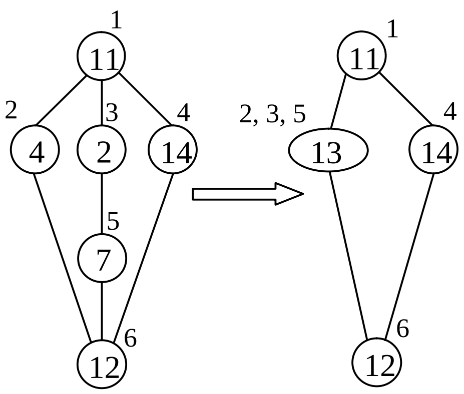


Рис. 2.15. Приклад вертикальної кластеризації по вершинах графу.

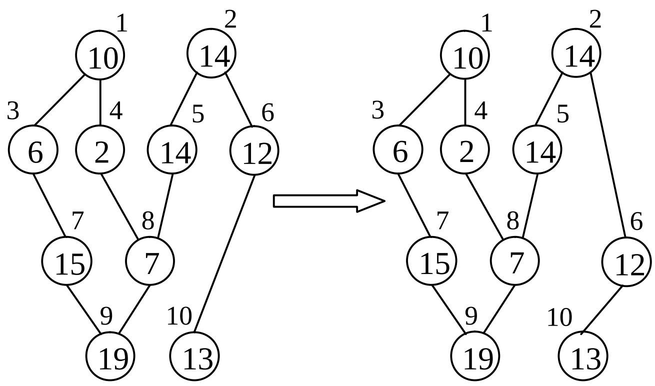


Рис. 2.16. Приклад групової кластеризації по вершинах графу.

Таким чином, кластерні моделі дозволяють зменшити кількість станів ОК, що спрощує подальший аналіз їх поведінки, покращити ефективність сприйняття оператором великих об’ємів інформації і підвищити швидкість його реагування на відхилення ОК від норми.

2.4. Модель глобальної дисперсії

Модель глобальної дисперсії дозволяє здійснити системну оцінку багатоканального ДІ, коли аналітичні співвідношення між даними в каналах не існують або складно знаходяться і мають громіздкий вигляд.

Модель побудована на основі матриці коефіцієнтів взаємокореляції між сигналами в каналах ДІ. Кореляційна матриця для m-канального джерела має розмірність $m \times m$ і симетрична відносно головної діагоналі, оскільки

$$r_{ij} = \begin{cases} r_{ji}, & \text{при } i \neq j, \\ 1, & \text{при } i = j; \end{cases}$$

де $i = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, m}$.

Тому інформаційними є елементи матриці, розміщені під/над головною діагоналлю. Якщо цим елементам присвоїти порядкові номери, то отримаємо вибірку коефіцієнтів взаємокореляції об'ємом $N = \frac{m}{2} \cdot (m-1)$ (рис. 2.17).

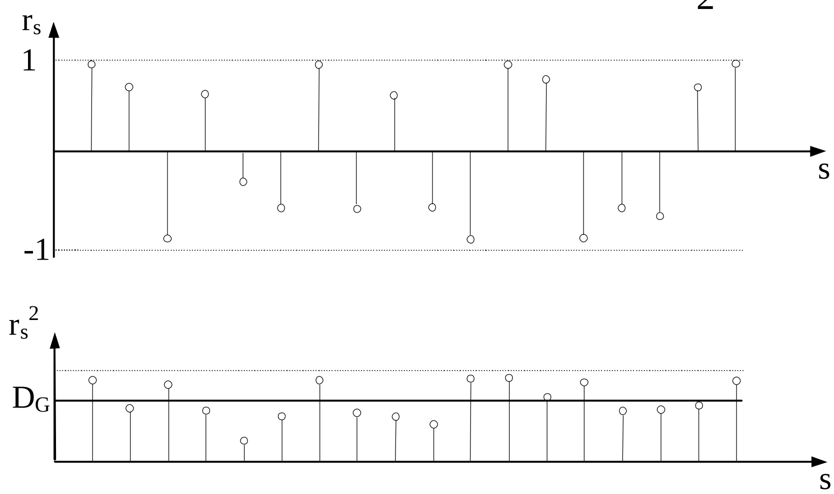


Рис. 2.17. Решітчаста функції коефіцієнтів взаємокореляції та розраховане на їх основі значення глобальної дисперсії.

На основі відомого виразу знайдемо для даної вибірки глобальну дисперсію:

$$D_G = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^{N} r_s{}^2 . \quad (2.42)$$

Отримана таким шляхом оцінка дисперсії називається глобальною (рис. 2.17), завдяки тому, що характеризує загальний стан ДІ, з врахуванням статистичних взаємозв'язків між даними в різних каналах без аналізу даних в окремих каналах. В додатку А наведено приклад побудови моделі глобальної дисперсії для 10-канального ДІ на основі матриць коефіцієнтів взаємокореляції.

Врахування різної семантичної значимості переходів між станами об'єкта управління при побудові глобальної дисперсії дозволяє більш повно охарактеризувати стан джерела інформації, і ефективність використання глобальної дисперсії значно зростає, особливо на об'єктах з великою різницею ваги переходів. Семантичну глобальну дисперсію можна описати наступною функцією:

$$D_S = \frac{1}{N}\sum_{s=1}^{N} p_s \cdot r_s^{\ 2}, \qquad (2.43)$$

де $0 \le p_s \le 1$ – вагова функція.

Введення вагової функції p_s призводить до підвищення динаміки глобальної дисперсії, що свідчить про більшу чутливість моделі.

Визначаючи кореляційну матрицю для багатоканального ДІ в дискретні моменти часу на інтервалі спостереження T, можна побудувати решітчасту функцію глобальної дисперсії D_G або D_S на цьому інтервалі (рис. 2.18).

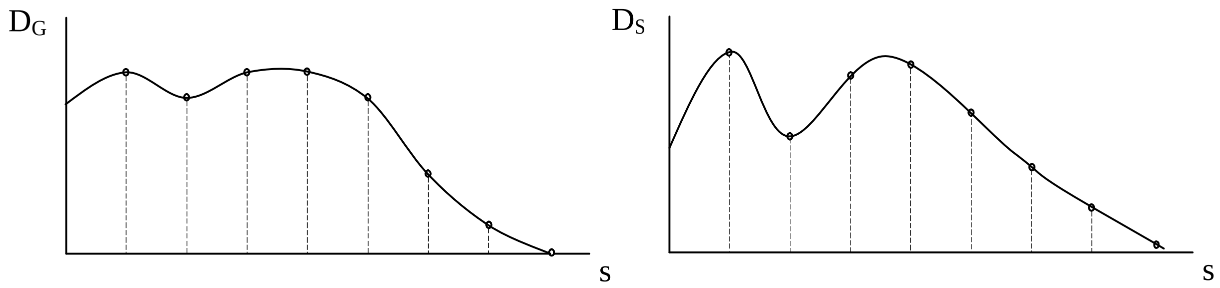


Рис. 2.18. Графік зміни глобальної дисперсії.

Значення оцінок D_G і D_S, як видно з (2.42) і (2.43), відображають середньостатистичні значення кореляційних зв’язків між сигналами в каналах ДІ в квадратичному просторі. При зменшенні статистичної залежності між сигналами в каналах ДІ, відповідно зменшуються коефіцієнти r_{ij}. Загальна тенденція зменшення коефіцієнтів r_{ij}, призводить до зменшення D_G (D_S), що свідчить про руйнування взаємозв’язків в середині системи. В граничному випадку, коли $\forall\, i \ne j \;\; r_{ij} = 0$, то $D_G = 0$ ($D_S = 0$) і можна зробити висновок про руйнування всіх зв’язків і повний розвал системи.

Запропоновані методики побудови кластерних моделей та глобальної дисперсії є важливим інструментом для системного контролю станів складних багатоканальних об’єктів управління і можуть знайти широке застосування в автоматизованих системах управління об’єктів нафтогазової, енергетичної, атомної та інших галузей промисловості.

2.5. Теорія побудови логіко-статистичних інформаційних моделей

Система логіко-статистичних інформаційних моделей (ЛСІМ) дозволяє охопити широкий клас задач дослідження сигналів, що формуються ДІ, первинної обробки повідомлень в реальному часі, контролю відхилень та ідентифікації станів ОК [63].

В основі першої ЛСІМ лежать апробовані методи ідентифікації допустимих відхилень станів ОК від встановленої норми. Така модель багатоканального ДІ описується вектором булевих змінних:

$$L1 = \{a_1, a_2, \ldots, a_m\}, \quad (2.44)$$

де m – загальна кількість каналів ДІ.

Якщо спостереження за ДІ ведеться протягом деякого інтервалу часу, то на цьому інтервалі формується послідовність векторів $L1_k$, які характеризують ДІ в кожен дискретний момент часу k.

Значення булевих змінних визначається за умовою:

$$a_{i_k} = \begin{cases} 0, & \text{при } x_{i_k} \in E1_i, \\ 1, & \text{при } x_{i_k} \notin E1_i; \end{cases}$$

де x_{k_i} – значення амплітуди сигналу в i-му каналі;

k – дискретний системний час;

$E1_i$ – апертура допустимих відхилень в i-му каналі.

Перша ЛСІМ має декілька модифікацій, які полягають у використанні статистичних характеристик сигналів і відповідних апертур в умові визначення координат вектора (2.44):

$$a_i = \begin{cases} 0, & \text{при } M_{x_i} \in E11_i, \\ 1, & \text{при } M_{x_i} \notin E11_i; \end{cases} \quad a_i = \begin{cases} 0, & \text{при } M_{j_i} \in E12_i, \\ 1, & \text{при } M_{j_i} \notin E12_i; \end{cases} \quad a_i = \begin{cases} 0, & \text{при } D_{x_i} \in E13_i, \\ 1, & \text{при } D_{x_i} \notin E13_1; \end{cases}$$

де в першій умові визначаючим фактором є оцінка вибіркового математичного сподівання, в другій умові – оцінка ковзного математичного сподівання, а в третій умові – оцінка дисперсії.

Перевагами наведених модифікацій є нечутливість до окремих випадкових відхилень, інтегральна чутливість моделі і зменшення об’єму даних.

На рис. 2.19 наведено приклад, який відображає принцип формування булевих змінних в першій ЛСІМ та її модифікаціях для одного каналу ДІ.

Контроль динамічних параметрів об’єкту можна здійснювати за допомогою другої ЛСІМ. В її основу покладено визначення параметрів функції автокореляції, які відображають динамічні властивості сигналів. Друга ЛСІМ також описується вектором булевих змінних:

$$L2 = \{b_1, b_2, K, b_m\},$$

$$b_i = \begin{cases} 0, \text{ при } R_{x_i x_i}(j_0) < E2_i, \\ 1, \text{ при } R_{x_i x_i}(j_0) \ge E2_i, \end{cases}$$

де $R_{x_i x_i}(j_0)$ – значення функції автокореляції при часовому зсуві j_0;

$E2_i$ – апертура амплітуди автокореляційної функції.

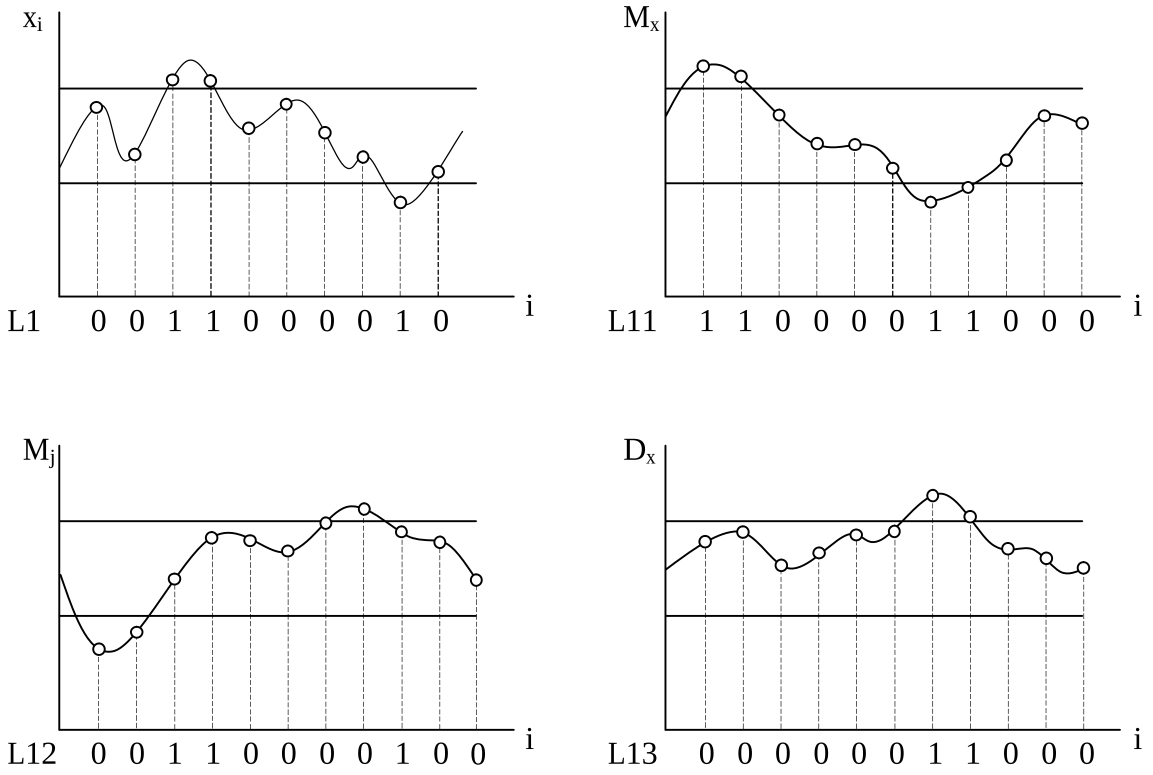


Рис. 2.19. Формування значень вектора першої ЛСІМ та її модифікацій.

Формування координат логічного вектора $L2$ може проводитись з використанням інших автокореляційних оцінок: $K_{xx}(j)$, $C_{xx}(j)$, $G_{xx}(j)$, $F_{xx}(j)$ (див. п. 2.2) в ролі функцій, що характеризують динамічні властивості сигналів. При цьому необхідно вибирати відповідні значення j_0 і $E2$.

На рис. 2.20 наведено приклад формування значень другої ЛСІМ одноканального ДІ при зміні динаміки сигналу.

Другу ЛСІМ можна модифікувати, що дозволить розширити її функціональні можливості контролю динаміки сигналу. Модифікація полягає в тому, що аналіз кореляційних оцінок проводиться не при одному значенні j_0, а на деякому інтервалі (j_1, j_2) (рис. 2.21.).

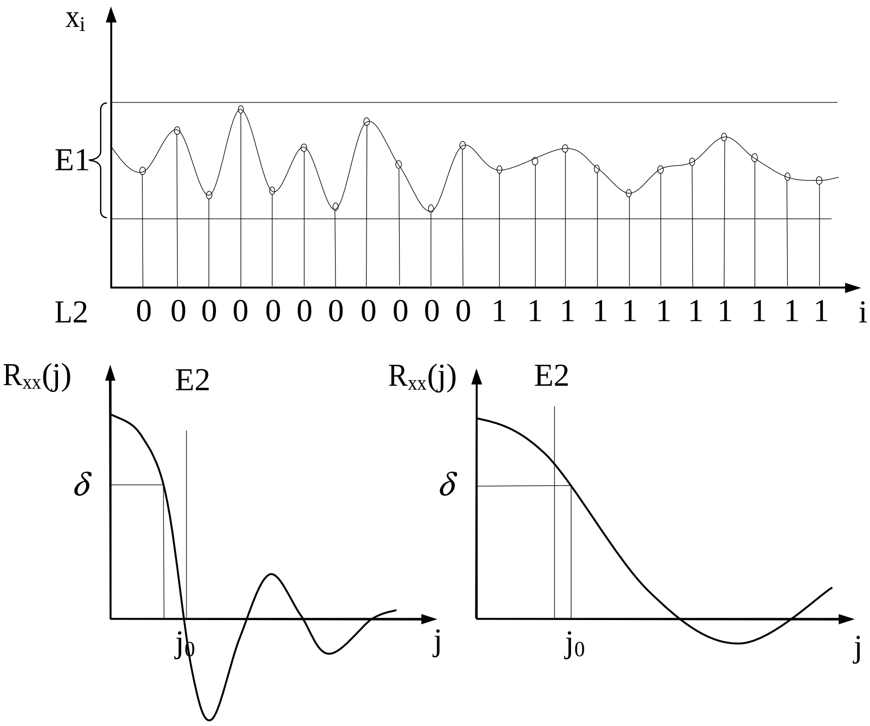


Рис. 2.20. Формування значень другої ЛСІМ.

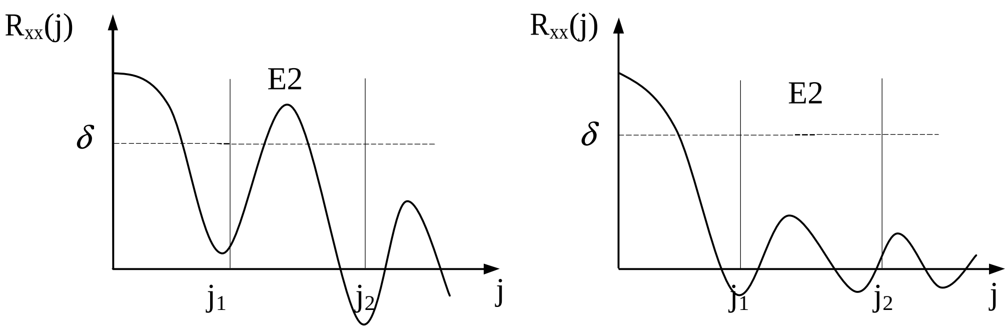


Рис. 2.21. Приклади встановлення інтервальних апертур в другій ЛСІМ

В основі третьої ЛСІМ лежить процедура визначення коефіцієнтів взаємокореляції між контрольованим і еталонним сигналами. Як і попередні моделі третя ЛСІМ описується вектором булевих змінних

$$L3 = \{c_1, c_2, \ldots, c_m\},$$

але координати c_i визначаються за іншою умовою:

$$c_i = \begin{cases} 0, & \text{при } \rho_{x_i e_i}(j) < E3_i, \\ 1, & \text{при } \rho_{x_i e_i}(j) \geq E3_i, \end{cases}$$

де $\rho_{x_i e_i}(j)$ – коефіцієнт кореляції між i-им сигналом x_i та відповідним еталоном e_i.

Суть третьої ЛСІМ полягає в ідентифікації фазових відхилень контрольованого сигналу від норми, поданої у вигляді еталонного сигналу e_i (рис. 2.22).

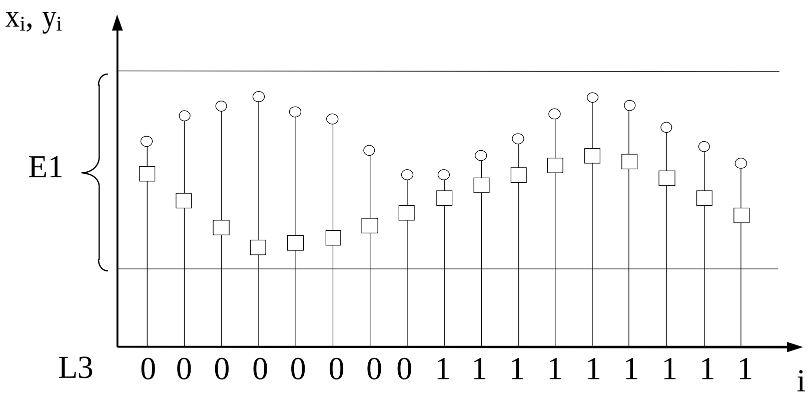


Рис.2.22. Формування булевих змінних у векторі третьої ЛСІМ.

В основу четвертої ЛСІМ покладено спектральний аналіз сигналів. Задається або визначається множина $E4$ гармонік з частотами $\omega_1, \omega_2, \ldots$, які повинні бути присутніми в сигналі при нормальному стані ДІ. Провівши спектральний аналіз контрольованого сигналу визначається множина гармонік A, на які розкладається досліджуваний сигнал в заданому базисі рис. 2.23). В результаті формується логічний вектор четвертої ЛСІМ багатоканального ДІ, координати якого реагують на зміну спектрального складу сигналу у відповідному каналі:

$$L4 = \{d_1, d_2, K, d_m\}, \qquad d_i = \begin{cases} 0, & \text{при } E4_i \subset A_i, \\ 1, & \text{при } E4_i \not\subset A_i. \end{cases}$$

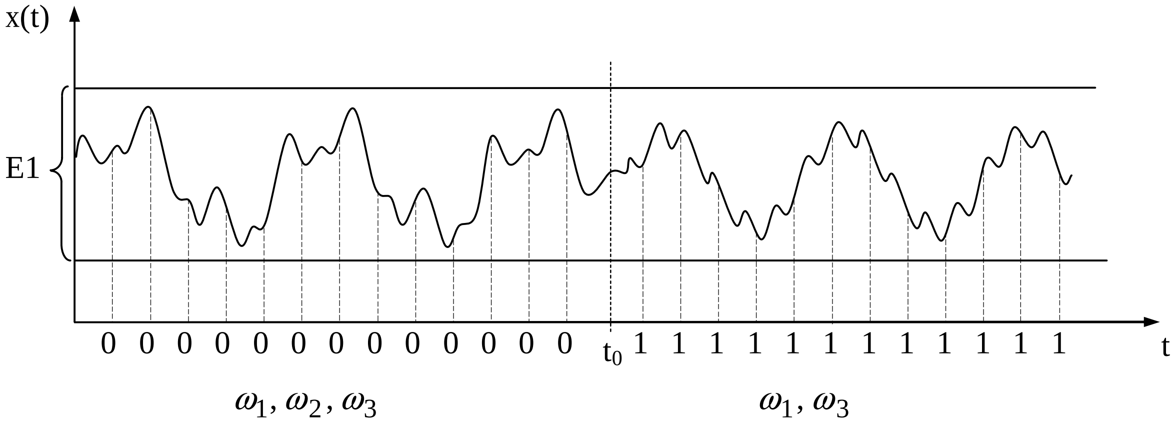


Рис. 2.23. Формування відліків четвертої ЛСІМ при зміні спектрального складу сигналу.

П’ята ЛСІМ базується на матриці коефіцієнтів взаємокореляції сигналів в каналах ДІ і оцінки глобальної дисперсії D_G (див п.2.4.). Вона дозволяє зафіксувати зменшення значень D_G нижче встановленої апертури $E5$, що відповідає руйнуванню кореляційних зв’язків і деградацію системи в цілому. На відміну від попередніх ЛСІМ, дана модель виражається одною булевою змінною g (рис. 2.24), яка оцінює загальний стан багатоканального ДІ:

$$L5 = \{g_1, g_2, K, g_m\}, \qquad g = \begin{cases} 0, & \text{при } D_G > E5, \\ 1, & \text{при } D_G \le E5. \end{cases}$$

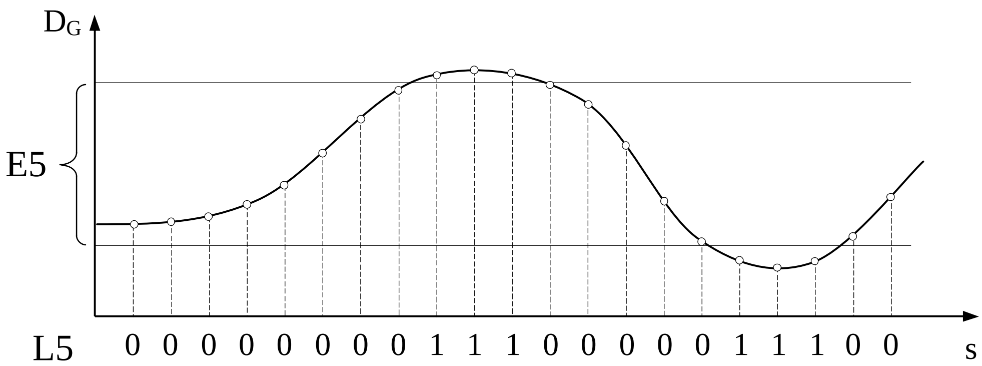


Рис. 2.24. Формування значень п’ятої лсім на основі глобальної дисперсії.

В п’ятій ЛСІМ можна використати за оціночний параметр семантичне значення D_S (2.43).

Подані ЛСІМ хоч і не дозволяють кількісно оцінити відхилення параметрів сигналів ДІ, проте здатні ефективно відслідковувати критичні відхилення від норми, що відповідають виходу значень параметрів за визначені апертури $E1 - E5$. Суттєвою перевагою ЛСІМ є також значне зменшення надлишковості повідомлень, що формуються на низових рівнях автоматизованих систем, за рахунок використання однобітної системи кодування.

2.6. Моделі розпізнавання образів

В [64] подана класифікація методів розпізнавання образів, згідно якої виділяються:

1) геометричні методи;
2) статистичні методи (метод Байєса);
3) метод дискремінантних функцій;
4) кореляційний метод.

Розроблено ще один метод (див. п. 2.6.5) не згаданий в [64], який базується на використанні власних функцій [65-66].

2.6.1. Геометричні методи. Будь-який об’єкт, що характеризується N ознаками може бути описаний у N-мірному метричному просторі Π вектором $a\{a_0, a_1, \ldots, a_i, \ldots, a_{N-1}\}$, де a_i – i-та координата вектора, яка виражає значення i-го параметру ОК в цьому просторі. Для ОК в просторі Π існує повна група образів $M: e_k\{e_0, e_1, \ldots, e_i, \ldots, e_{N-1}\}$, $k = 1, \ldots, m$. Для ідентифікації стану об’єкта з одним із еталонних або оцінки їх неспівпадання використовується метрика, введена в просторі Π. Для зручності будемо вважати вектори a і e_k точками A і E простору Π.

Найбільш відомим є евклідовий простір , в якому введена метрика:

$$d_\varepsilon = \left|AE_k\right|_\varepsilon = \sqrt{(e_0 - a_0)^2 + (e_1 - a_1)^2 + K + (e_{N-1} - a_{N-1})^2}\ . \qquad (2.45)$$

Існують багато інших способів введення метрик в N-мірному векторному просторі. Прикладом може служити, так звана, метрика Мінковського:

$$d_M = \left|AE_k\right|_M = \left|e_0 - a_0\right| + \left|e_1 - a_1\right| + K + \left|e_{N-1} - a_{N-1}\right|. \qquad (2.46)$$

В багатьох відношеннях метрика Мінковського простіша за евклідову [65] і легше реалізовується автоматизованих системах.

Якщо векторний простір побудований над основним полем F, яке містить тільки два елементи – 0 і 1, то такий простір називається хемінговим H, а введена в ньому метрика (2.47) – хемінговою відстанню:

$$d_H = \left|AE_k\right|_H = \left|e_0 - a_0\right| + \left|e_1 - a_1\right| + K + \left|e_{N-1} - a_{N-1}\right|. \qquad (2.47)$$

В просторі H координати точок можуть приймати два значення – 0 і 1, абсолютні величини яких $|0| = 0$ і $|1| = 1$. Метрика Хемінга може бути введена для векторних просторів з полем F, яке містить більше двох елементів [66]. В такому випадку d_H визначається згідно (2.46), але необхідно прийняти, що

$$\left|a_i\right| = \begin{cases} 0, & \text{якщо } a_i = 0, \\ 1, & \text{якщо } a_i \neq 0. \end{cases}$$

Очевидно, що хемінгова відстань між двома точками рівна кількості неспівпадаючих координат цих точок.

При визначенні оцінка хемінгової відстані згідно (2.47) вважається, що координати мають рівноцінну вагу. При необхідності врахування різної семантичної значимості координат вводиться вагова функція w_i. Тоді d_H визначається як

$$d_H = \left|AE\right|_H = w_0\left|e_0 - a_0\right| + w_1\left|e_1 - a_1\right| + K + w_{N-1}\left|e_{N-1} - a_{N-1}\right|. \qquad (2.48)$$

Для поля F, яке містить більше двох елементів, існує більш загальна метрика, яка враховує не тільки сам факт неспівпадання координат точок, але й наскільки сильно ці координати відрізняються [65-66]. Ця метрика називається метрикою ЛІ. Вона вводиться для векторного поля з полем F, абсолютна величина елементів якого визначається як

$$|a_i| = a_i,$$

або [34] як

$$|a| = \begin{cases} a_i, \text{якщо } 0 \le a_i \le m/2, \\ m - a_i, \text{якщо } m/2 < a_i \le m-1; \end{cases}$$

де m – кількість елементів поля F. Самі метрики при цьому визначаються за виразом (2.47) або виразом (2.48) – при врахуванні різної семантичної ваги координат.

Незалежно від метрики, що використовується об'єкт a ідентифікується з тим еталоном e_k, для якого $d = \min$.

2.6.2. Метод Байєса. Даний метод використовується, якщо існує повна група еталонних образів A: $A_1, A_2, \ldots, A_M$ з відомими апріорними розподілами ймовірностей $P(A_1), P(A_2), \ldots, P(A_M)$; $\sum_{i=1}^{M} P(A_i) = 1$. При реалізації події, яка полягає в появі об'єкту b_j, визначається умовна ймовірність

$$P(A_i / b_j) = \frac{P(A_i) P(b_j / A_i)}{P(b_j)}; \qquad (2.49)$$

де умовні імовірності $P(b_j / A_i)$, $i = 1, 2, \ldots, M$; $j = 1, 2, \ldots, T$ вважаються заданими.

З врахуванням того, що A – повна група, попередню формулу можна записати у вигляді:

$$P(A_i / b_j) = \frac{P(A_i)\,P(b_j / A_i)}{\sum_{i=1}^{M} P(A_i)\,P(b_j / A_i)}. \tag{2.50}$$

Формули (2.49) і (2.50) в теорії ймовірності носять назву “правило Байєса”, звідси походить назва методу.

На основі порівняння всіх апостеріорних імовірностей $P(A_i / b_j)$, об’єкт b_j відносять до того класу, для якого значення ймовірності є максимальним.

2.6.3. Метод дискремінантних функцій. На множині еталонів визначаються дискремінантні функції $g_i(x)$ і розділюючі поверхні, які знаходяться з рівняння:

$$g_i(x) = g_j(x).$$

За ідентифікаційну ознаку в методі дискремінантних функцій взято знак різниці:

$$\mathrm{sgn}[g_i(x) - g_j(x)] \tag{2.51}$$

Якщо (2.51) рівне 1, то об’єкт x відносять до i-го класу, якщо (2.51) рівне -1, то x відносять до j-го класу.

2.6.4. Кореляційний метод. Якщо порівняти хеміногову модель (2.47) з модульною функцією взаємокореляції (2.8), то очевидно, що вони еквівалентні. В такому разі для ідентифікації можна використати інші оцінки кореляції між об’єктом та еталонами.

$$XK = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} e_l \cdot x_l\,; \qquad XC = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} (e_l - x_l)^2\,;$$

$$X\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \check{z}(e_l, x_l); \qquad X\hat{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \hat{z}(e_l, x_l);$$

$$X\check{F}^2 = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \check{z}^2(e_l, x_l); \qquad X\hat{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \hat{z}^2(e_l - x_l).$$

Якщо за основу прийняти вираз (2.49), де введено вагові коефіцієнти w_i, то по аналогії, цей вираз можна трактувати як кореляцію між w_i і модулем різниці $|e_i - x_i|$. На основі цього та з врахуванням попередніх модифікацій введемо кореляційні оцінки ідентифікації образів:

$$XKK = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot e_l \cdot x_l\,; \qquad XCK = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot (e_l - x_l)^2\,;$$

$$X\check{F}K = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot \check{z}(e_l, x_l); \qquad X\hat{F}K = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot \hat{z}(e_l, x_l);$$

$$X\check{F}^2K = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot \check{z}^2(e_l, x_l); \qquad X\hat{F}^2K = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} w_l \cdot \hat{z}^2(e_l - x_l);$$

$$XKG = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} |w_l - e_l \cdot x_l|; \qquad XCG = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} (w_l - |e_l - x_l|)^2\,;$$

$$XKC = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} (w_l - e_l \cdot x_l)^2\,; \qquad XCC = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left(w_l - (e_l - x_l)^2\right)^2;$$

$$X\check{F}C = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left(w_l - \check{z}(e_l, x_l) \right)^2; \qquad X\hat{F}C = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left[w_l - \hat{z}(e_l, x_l) \right]^2;$$

$$X\check{F}^2C = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left(w_l - \check{z}^2(e_l, x_l) \right)^2; \qquad X\hat{F}^2C = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left(w_l - \hat{z}^2(e_l - x_l) \right)^2$$

$$XKG = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} |w_l - e_l \cdot x_l|; \qquad XCG = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left|w_l - (e_l - x_l)^2\right|;$$

$$X\check{F}G = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left|w_l - \check{z}(e_l, x_l)\right|; \qquad X\hat{F}G = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left|w_l - \hat{z}(e_l, x_l)\right|;$$

$$X\check{F}^2G = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left|w_l - \check{z}^2(e_l, x_l)\right| \qquad X\hat{F}^2G = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left|w_l - \hat{z}^2(e_l, x_l)\right|$$

$$XGG = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \left|w_l - |e_l - x_l|\right|; \qquad XG\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1} \check{z}\left(w_l, |e_l - x_l|\right)$$

$$XK\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1}\check{z}(w_l, e_l \cdot x_l); \qquad XC\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1}\check{z}\left(w_l, (e_l - x_l)^2\right);$$

$$X\check{F}\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1}\check{z}\left(w_l, \check{z}(e_l, x_l)\right); \qquad X\hat{F}\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1}\check{z}\left(w_l, \hat{z}(e_l, x_l)\right);$$

$$X\check{F}^2\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1}\check{z}\left(w_l, \check{z}^2(e_l, x_l)\right); \qquad X\hat{F}^2\check{F} = \frac{1}{N-1}\sum_{l=0}^{N-1}\check{z}\left(w_l, \hat{z}^2(e_l - x_l)\right);$$

та інші.

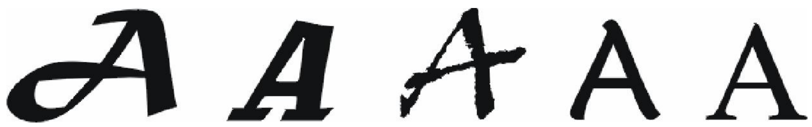
В загальному випадку модель розпізнавання образів на основі кореляційних оцінок запишемо у вигляді:

$$X = \frac{1}{l}\sum_{l=1}^{N-1} w_i * (e_l * x_l)^*; \qquad (2.52)$$

де $*$ – ознака операцій множення, віднімання, модулю, піднесення до квадрату, “менше (більше) з двох”, “менше (більше) з двох” до квадрату.

Потрібно відмітити, що при використанні виразу (2.52) образ об’єкту x_i ідентифікується з еталонним образом e_j з групи еталонів E, при $X = \max$, якщо в (2.52) використані оцінки $K_{xe}, R_{xe}, \check{F}_{xe}, \check{F}^2_{xe}$ і при $X = \min$, якщо – оцінки $C_{xe}, G_{xe}, \hat{F}_{xe}, \hat{F}^2_{xe}$.

2.6.5. Метод власних функцій. Розглянемо метод розпізнавання образів на основі власних функцій на прикладі ідентифікації двовимірних графічних зображень. Прикладом таких об’єктів можуть служити різні зображення літери А, які відповідають різним шрифтам або рукописному варіанту (рис. 2.25).



1 2 3 4 5

Рис. 2.25. Написи літери А різними шрифтами, де останній варіант прийнятий за еталонний

Застосування хемінгової моделі для розпізнавання графічних зображень має ряд недоліків, які полягають в необхідності виконання процедур:

1) масштабування (приведення еталону і об’єкту до одного масштабу);

2) повороту зображення (для розміщення об’єкту і еталону з однаковим кутом нахилу);

3) додаткового розпізнавання, внаслідок отримання інваріантності результатів, яка пояснюється тим, що, фактично, не вдається однозначно знайти d_{min}.

При скануванні двовимірних зображень, їх можна деяким способом подати наборами дискретних функцій в різних базисах: Хаара, Крейга, Уолша, Радемахера та інших, які, по-суті, виражають своєрідний спектральний склад зображень в цих базисах. Проте збіжність спектральних рядів в згаданих базисах є повільною.

Аналіз показує, що найкращу збіжність серед дискретних базисів, в даному випадку забезпечує розклад по власних функціях [67]. Методика такого розкладу наступна.

Вибираються власні функції з довільними фазами, які утворюють деяку множину V, в даному випадку – функції $V1-V5$ (рис. 2.26).

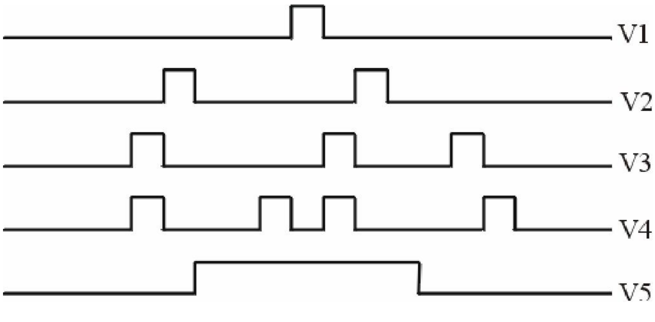


Рис. 2.26. Форми дискретних власних функцій з довільною фазою.

При скануванні зображення по рядках, лініям умовної одиничної товщини (одиничній лінії) співставляється функція $V1$, двом одиничним лініям – функція $V2$, трьом одиничним лініям – функція $V3$, чотирьом одиничним лініям – функція $V4$ і одній лінії, товщиною більшою за умовно прийняту як одиничну, – функція $V5$, при цьому фази не приймаються до уваги. Таким чином, кожне зображення буде визначатись вектором $v\{a_i\}$, де $i = 1, \ldots, n$, n – кількість скануючих рядків, a_i – i-та координата вектора, що позначає одну з власних функцій $a_i \in V$.

На рис. 2.27 наведено приклад розкладу літери H по власним функціям та подання її у вигляді вектора v_H. Як видно з рисунку, вектор v_H має координати:

$$v_H\{V2\ V2\ V2\ V2\ V5\ V2\ V2\ V2\ V2\}.$$

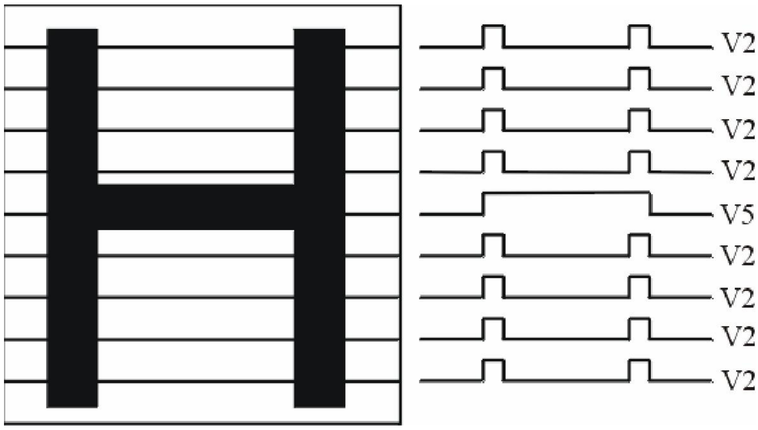


Рис. 2.27. Розклад літери H по власних функціях.

Кожен еталонний образ e_k із множини еталонів E має свій визначаючий вектор v_{e_k}. В результаті сканування деякого графічного об’єкту X формується вектор розкладу цього об’єкту по власних функціях. Відповідні координати цього вектора порівнюються з координатами векторів, що описують еталонні образи. При порівнянні значень кожної координати вектора графічного об’єкту з відповідними значеннями координат векторів еталонів, еталонам присвоюється ознаку співпадання s_i^k

$$s_i^k = \begin{cases} 1, \text{ якщо } a_i^x = a_i^{e_k}, \\ 0, \text{ якщо } a_i^x \neq a_i^{e_k}; \end{cases}$$

де $k = 1, K, m$ – номер еталону;

m – загальна кількість еталонів в множині E. Звичайно, ознакам s_i^k можна надати нерівноцінні значення, які б враховували вагу кожної координати.

В результаті отримаємо матрицю ознак S, розміром $m \times n$.

$$S = \begin{vmatrix} s_1^1 & s_2^1 & K & s_n^1 \\ s_1^2 & s_2^2 & K & s_n^2 \\ K & K & K & K\,K\,K\,K \\ s_1^m & s_2^m & K & s_n^m \end{vmatrix}.$$

Сума елементів $R_k = \sum_{i=1}^{n} s_i^k$, розміщених в рядках матриці S, визначає кількість координат k-го еталону, які співпали із значеннями відповідних координат графічного зображення. Таким чином, графічний об’єкт ідентифікується з тим еталоном, для якого $R = \max$. Особливістю методу є те, що він дозволяє ідентифікувати об’єкт з нахилом та нечітко вираженою геометрією.

ВИСНОВКИ ДО II РОЗДІЛУ.

1. Показано способи представлення процесу влінійному, інтегральному та диференціальному просторі та відмічено, що моделі в лінійному просторі доцільно використовувати в R_p- і R_c-технологіях, моделі в інтегральному просторі – в G-технології, а моделі в диференціальному просторі – в I-технології.

2. Наведено методики побудови різних модифікацій математичного сподівання, які характеризуються різною швидкодією формування, точністю та мають різний коефіцієнт стиснення даних, що дозволяє створити рекомендації щодо їхнього використання.

3. Узагальнено існуючі кореляційні моделі, досліджено для стаціонарних процесів взаємозв’язки між кореляційними оцінками та подано аналітичні вирази, які дозволяють перейти від однієї оцінки до іншої без визначення закону розподілу. На основі проведеного аналізу запропоновано кореляційну модель на основі модифікованої кореляційної функції, яка визначається усередненням добутків функції “менше з двох” і модулем різниці зсунутух в часі значень.

4. Досліджено спектральні оцінки сигналів в базисі Фур’є, Радемахера і Крестенсона та показано, що найкращою збіжністю для сигналів з широким спектром частот володіє базис Крестенсона.

5. Обґрунтовано ентропійні моделі джерел інформації, які базуються на кореляційній, структурній, модульній, полярній, знаковій та еквівалентній функціях кореляції, які, на відміну від відомих ентропійних оцінок Хартлі і Шенона, дозволяють враховувати статистичні взаємозв’язки між станами ДІ, що забезпечує більш адекватне відображення станів об’єктів.

6. Вперше введено модель глобальної дисперсії, побудованої на основі інформативних елементів матриці коефіцієнтів кореляції багатомірних джерел інформації, та, розробленої на її основі, п’ятої логіко-статистичної

інформаційної моделі, які дозволяють ідентифікувати відхилення складних багатоканальних джерел інформації на основі визначення середньої дисперсії кореляційних зв'язків між станами джерел інформації та характеризуються мінімальною надлишковістю даних в класі розроблених моделей.

7. Розроблена ідентифікаційна модель двовимірних зображень на основі власних функцій, яка дозволяє спростити алгоритми розпізнавання графічних зображень, за рахунок відсутності операцій масштабування, а також моделі розпізнавання образів на основі модифікацій кореляційних функцій.

РОЗДІЛ 3
РОЗРОБКА СТРУКТУРНИХ СХЕМ АЛГОРИТМІВ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ ТА ОСОБЛИВОСТІ ЇХ ФОРМУВАННЯ В ІНТЕГРАЛЬНІЙ ІНФОРМАЦІЙНІЙ ТЕХНОЛОГІЇ

3.1. Структури алгоритмів формування кореляційних моделей

Побудова алгоритмів розрахунку поданих в розділі 2 математичних моделей потребує чіткого визначення послідовності здійснення операцій. Більшість моделей базується на оцінках кореляції та матриці коефіцієнтів взаємокореляції. Тому, в першу чергу, розглянемо класичні процедури обчислення кореляційних моделей.

Розрахунок кореляційної оцінки (2.7) містить операції, які виконуються в наступній послідовності:

– обчислення математичного сподівання M_x;

– центрування елементів вибірки;

– попарне множення елементів із зсувом j;

– визначення середнього значення добутків.

Покажемо процедуру розрахунку $R_{xx}(j)$ у вигляді направленого графу (рис. 3.1) для масиву об'ємом $N=8$, робочою вибіркою $n=4$ і максимальним зсувом $j=4$.

Спрощений алгоритм обчислення (рис. 3.2) у порівнянні з $R_{xx}(j)$ має коваріаційна оцінка $K_{xx}(j)$ (2. 8). Для її розрахунку необхідно виконати тільки дві операції:

– попарне множення елементів зсунутих вибірок;

– визначення середнього значення добутків.

Структурна (2.13) і модульна (2.14) оцінки кореляції мають подібні графи алгоритмів (рис. 3.3 і 3.4), в яких для обчислення $C_{xx}(j)$ використовується операція піднесення різниці до квадрату, а для обчислення

$G_{xx}(j)$ – операція модуля різниці.

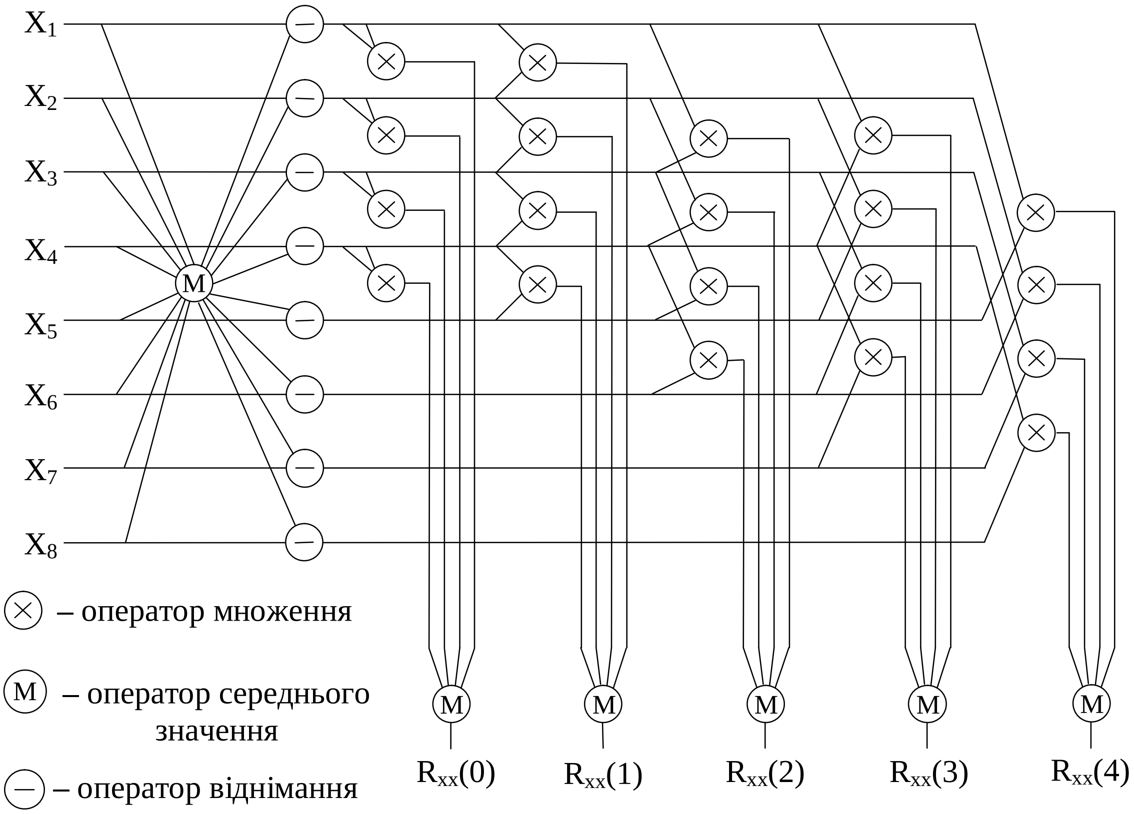


Рис. 3.1. Граф алгоритму розрахунку $R_{xx}(j)$.

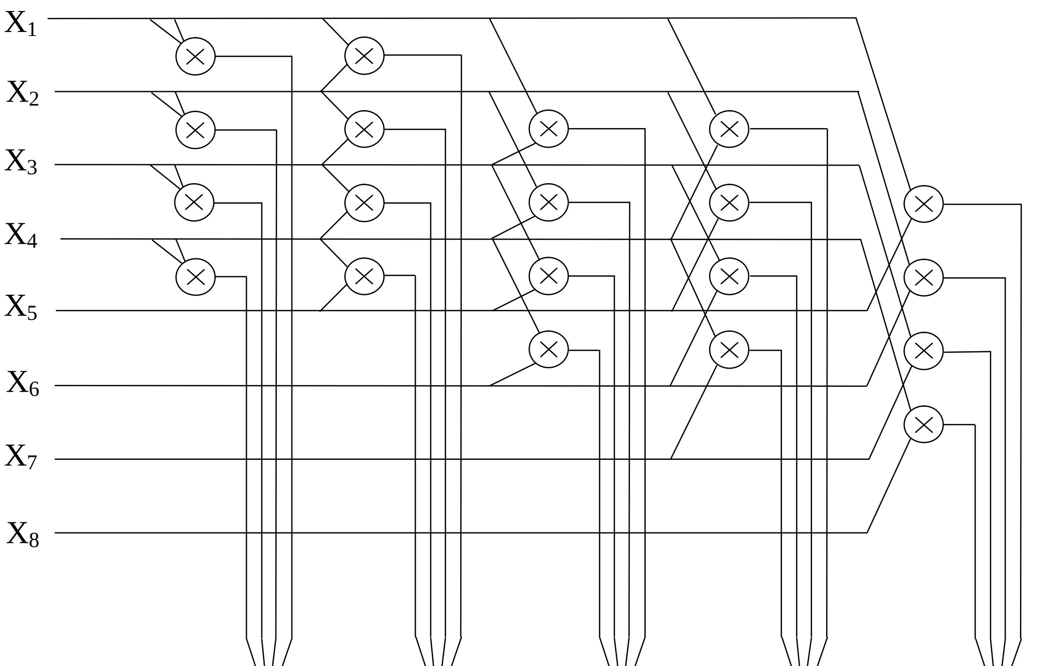


Рис. 3.2. Граф алгоритму розрахунку $K_{xx}(j)$.

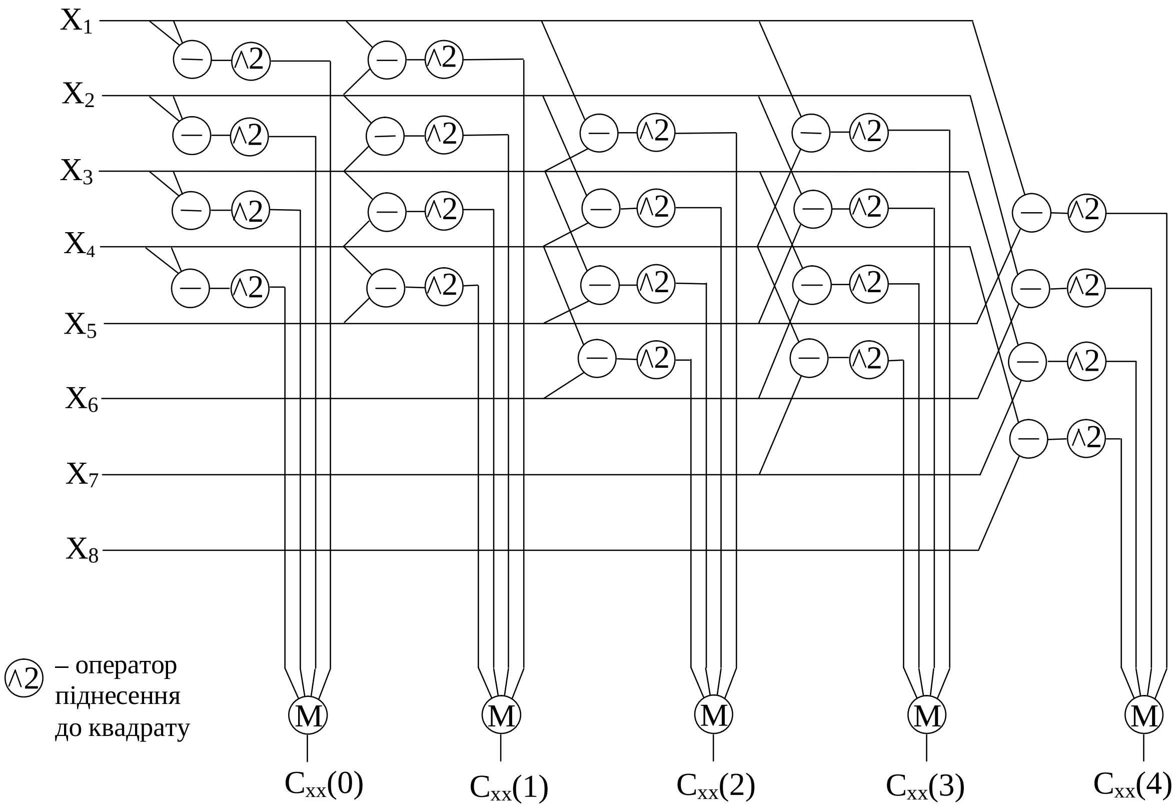


Рис. 3.3. Граф алгоритму розрахунку $C_{xx}(j)$.

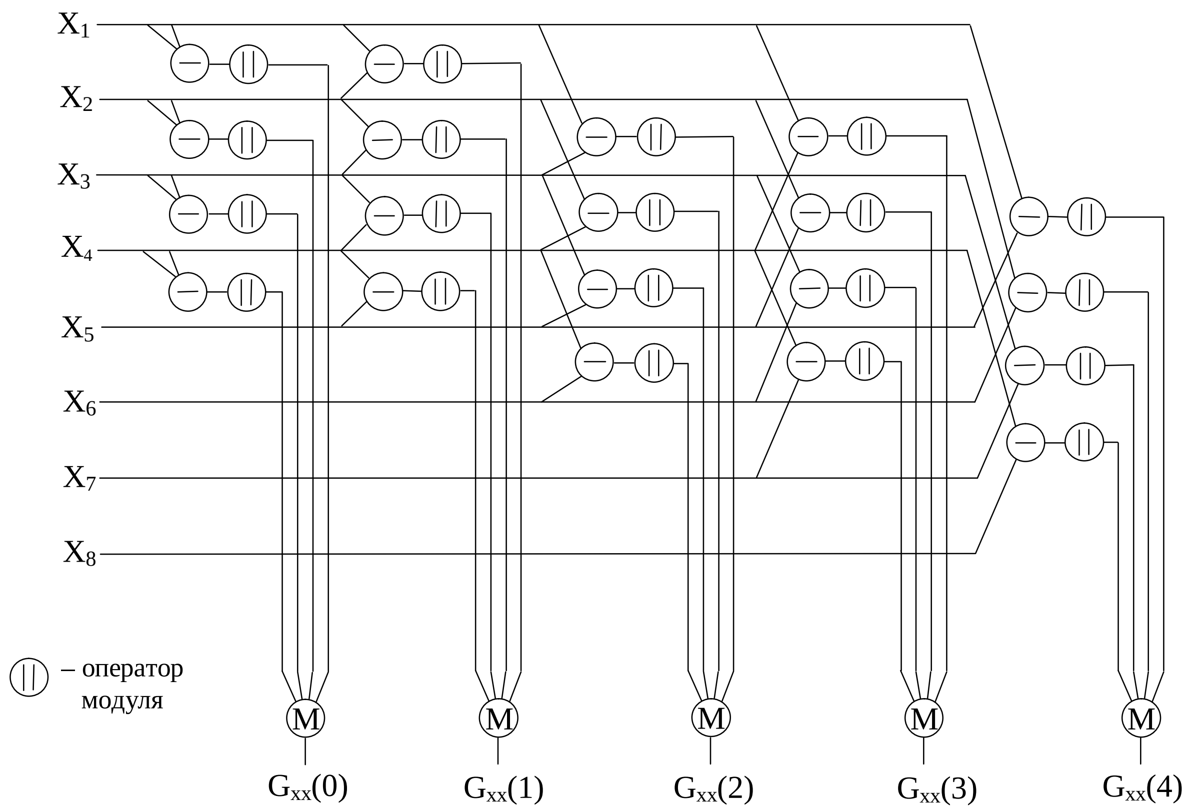


Рис. 3.4. Граф алгоритму розрахунку $G_{xx}(j)$.

В технології обчислення оцінки знакової функції кореляції (2.11), граф алгоритму якої наведено на рис. 3.5 алгоритму введено ще одну операцію – визначення знаку центрованих елементів масиву:

– обчислення математичного сподівання M_x;

– центрування масиву;

– визначення знаку елементів центрованого масиву;

– попарне множення знаків елементів зсунутих вибірок;

– визначення середнього значення добутків.

В процедурі визначення полярної оцінки (2.12) операції та порядок їх виконання аналогічний до попередньої, за одним виключенням. На четвертому кроку операція множення проводиться над значеннями і знаками центрованих елементів зсунутих вибірок (рис. 2.6).

Оцінка еквівалентної кореляційної функції (2.15) визначається за алгоритмом поданим у вигляді графу на рис 3.7. Тут введена операція визначення меншого з двох зсунутих на j елементів масиву.

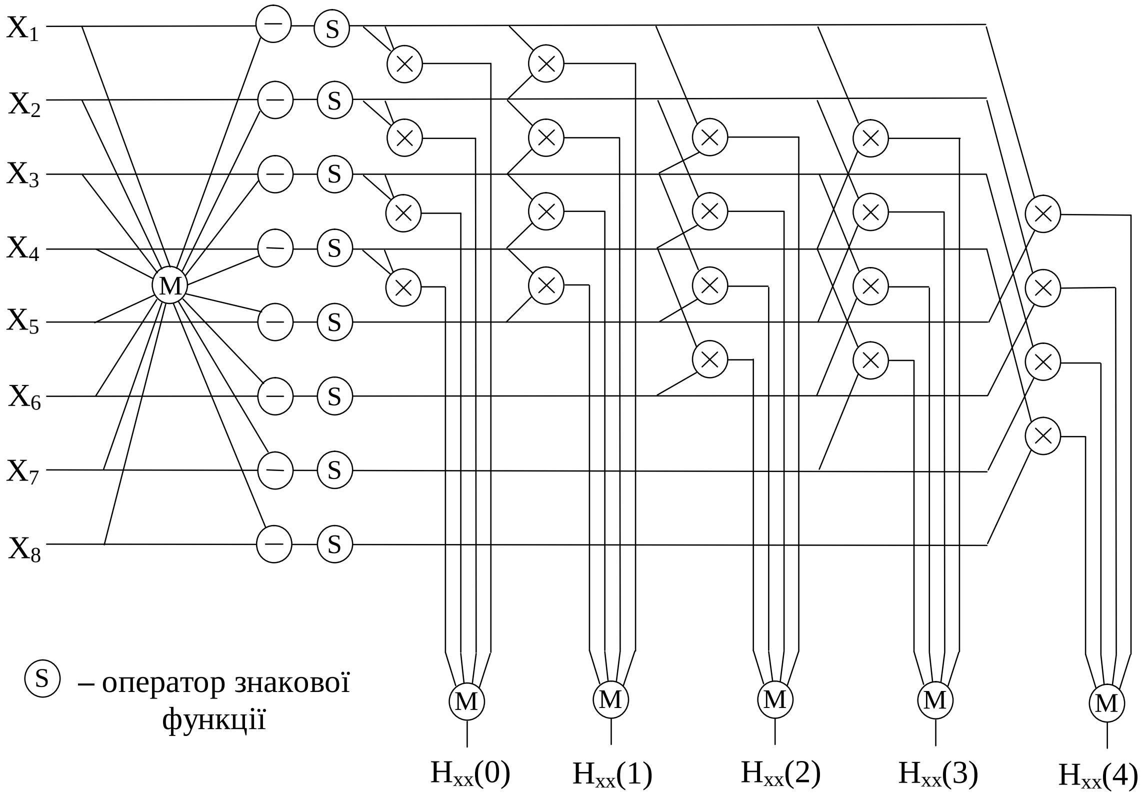


Рис. 3.5. Граф алгоритму розрахунку $H_{xx}(j)$.

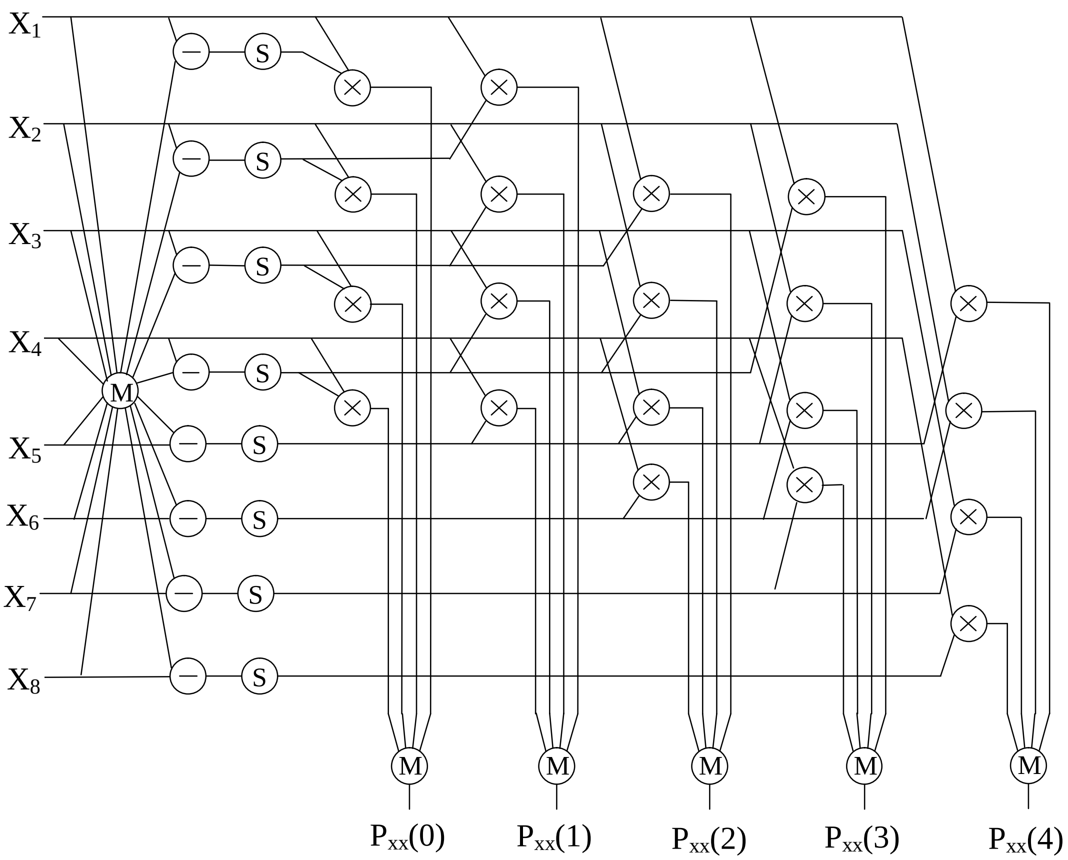


Рис. 3.6. Граф алгоритму розрахунку $P_{xx}(j)$.

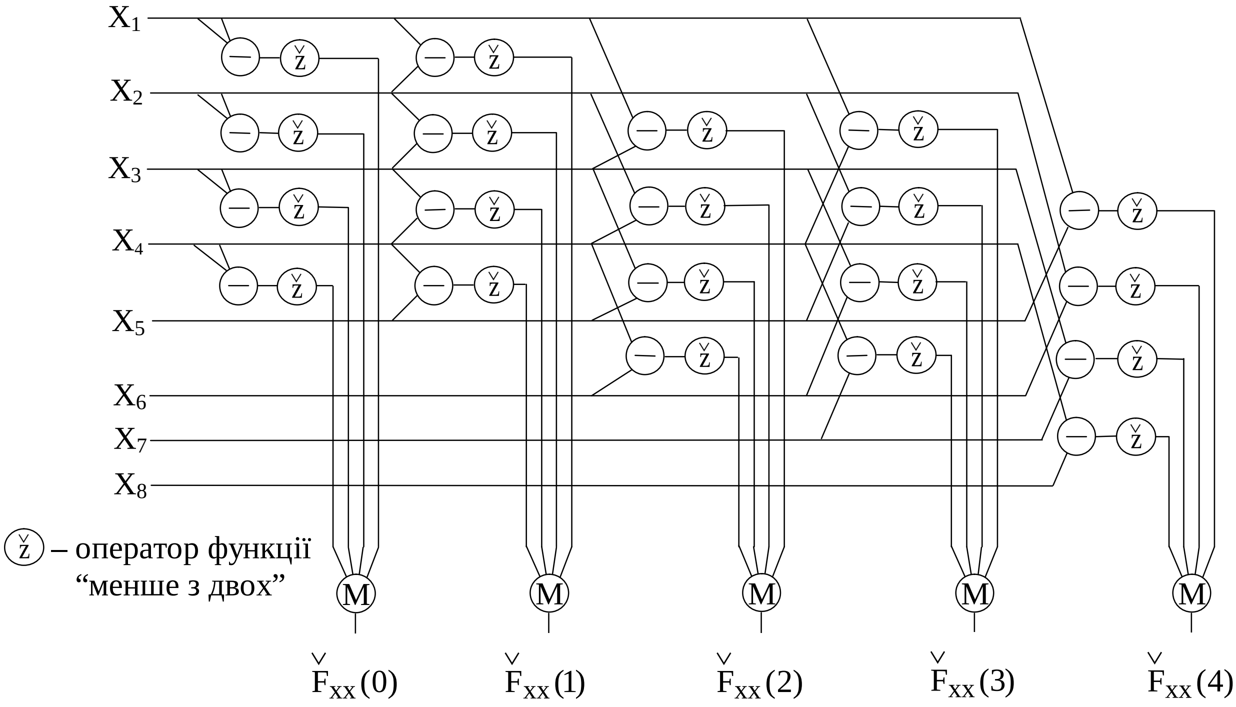


Рис. 3.7. Граф алгоритму розрахунку $\check{F}_{xx}(j)$.

Запропоновані графи дають наочні структури алгоритмів, на основі яких досліджуються можливості прискорення розрахунку моделей із застосуванням методів розпаралелення [66-67], кластеризації [61-62], конвеєризації [67-68], колективного та багаторазового використання проміжних результатів.

На графіках (рис. 3.8) показано зростання часу формування кореляційних моделей від збільшенні точок зсуву j при розпаралеленні обчислень з кількістю паралельних процесорів рівній кількості елементів робочої вибірки n. При цьому, вважалося, що розпаралелення проводилось на рівні операцій виділених в графах формування моделей, приведених до однакової тривалості, яка прийнята за умовну одиницю часу.

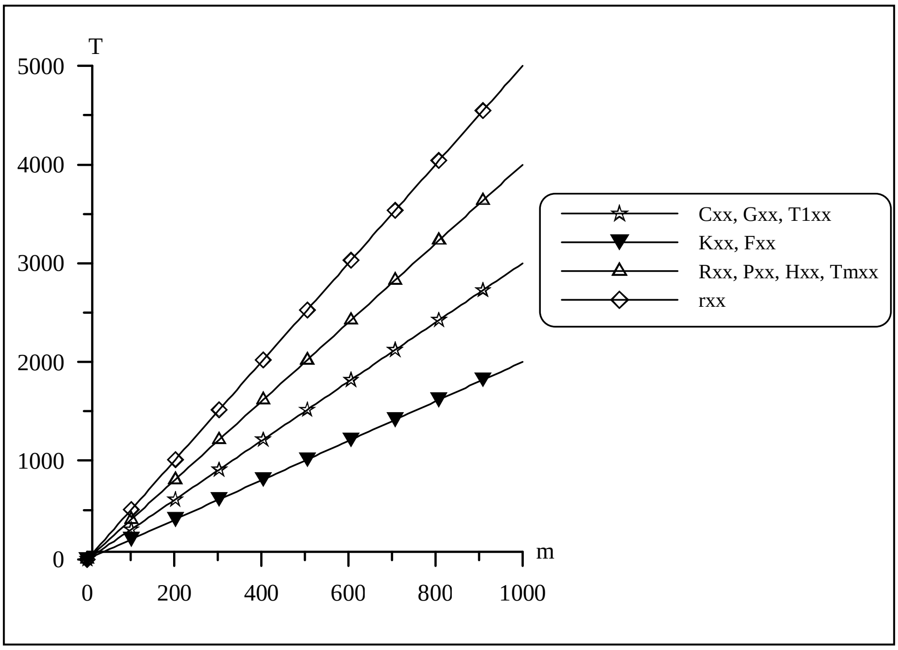


Рис. 3.8 Графіки залежності часу формування кореляційних моделей від кількості обчислювальних точок.

Наведені графіки (рис. 2.8) лиш наближено відображають різницю в швидкодії формуванні кореляційних моделей, оскільки не враховують різниці в швидкості виконання операцій різного типу, час виконання яких може відрізнятися в декілька разів.

3.2. Узагальнені структури алгоритмів побудови ентропійних моделей та глобальної дисперсії

Згідно методик викладених в п. 2.3 і 2.4 побудуємо граф алгоритму розрахунку ентропійних моделей і глобальної дисперсії для 4-х канального ОК із нормальним законом розподілу відліків в кожному каналі.

Вхідними даними є масиви відліків об'ємом N по кожному каналу. У вузлах графу виконуються відповідні операції, умовні позначення яких подані на рис. 3.9 або на рисунках п. 3.1.

Граф алгоритму (рис. 3.9) більш узагальнений порівняно з графами п. 3.1, тому в ньому використані операції більш високого рівня, позначення яких вимагають додаткового пояснення. Пунктирною лінією позначається передача вибірки з n елементів (масив). Якщо на вході операції є масив а на виході одне значення (визначення середнього), то це означає, що на основі вхідного масиву операцією визначається одне значення. Якщо вхідними і вихідними даними є масив, то операція здійснюється над кожним елементом масиву. У випадку, коли на вході операції – два масиви, а на виході – один масив, то під цим слід розуміти виконання операції над парами елементів з різних масивів з однаковими порядковими номерами, в результаті чого формується вихідний масив. Очевидно, що розміри масивів повинні бути однаковими.

На основі наведеної на рис. 3.9 структури алгоритму проаналізуємо можливості використання методів прискорення обчислень та знайдемо час, який економиться при застосуванні цих методів.

Одним з основних підходів підвищення швидкодії обробки інформації є розпаралелення лінійних алгоритмів, з метою їх реалізації на обчислювальних засобах паралельної дії. В [66] зазначено, що існує дві головні умови для всіх паралельних обчислень: 1) обчислення повинні бути однозначними; 2) виконання обчислення повинно давати результати.

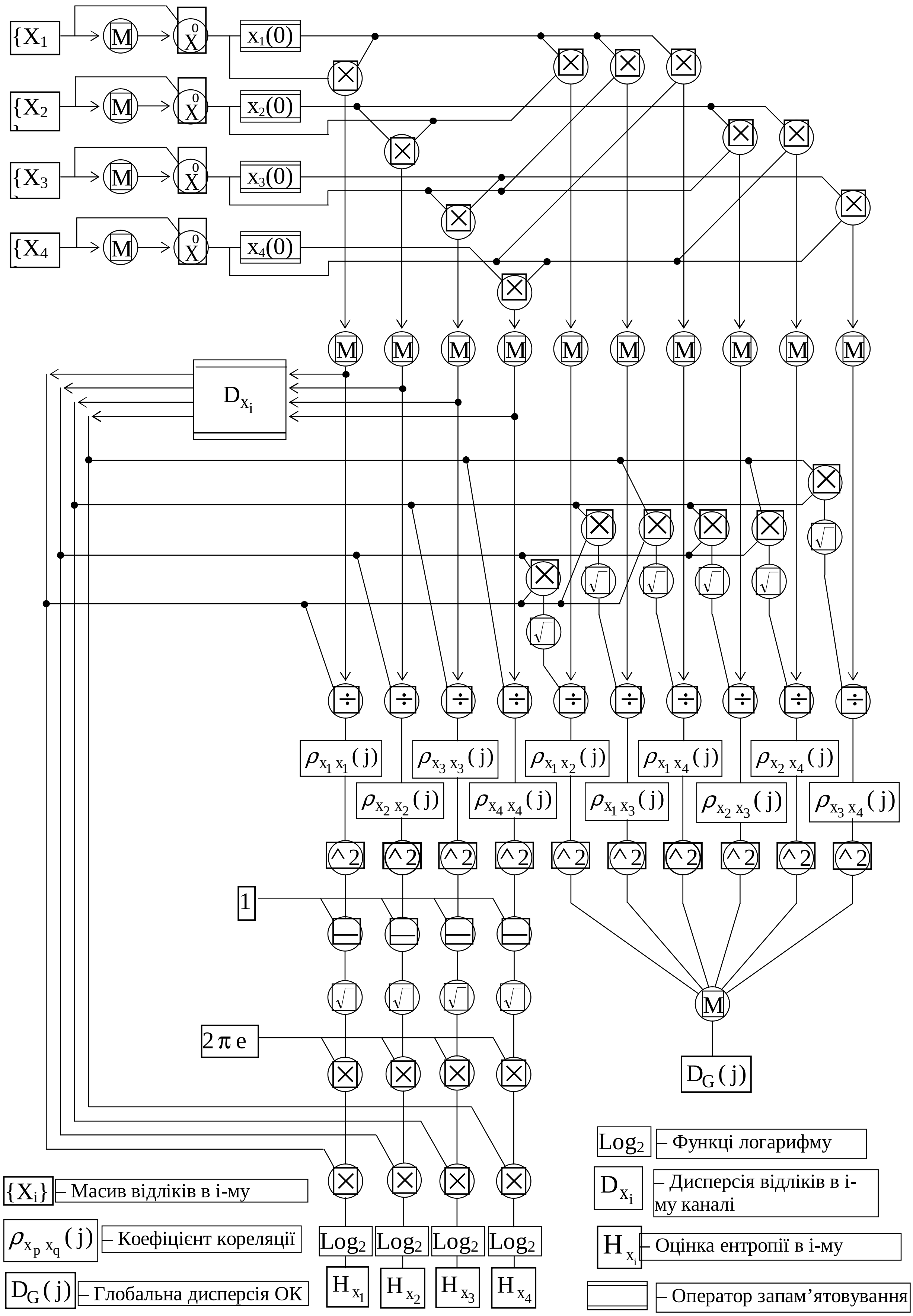


Рис. 3.9. Узагальнений граф розрахунку глобальної дисперсії і ентропії.

Приведені дві вимоги – однозначність і досягнення результату при будь-яких вхідних даних становлять основні умови коректності, але вони не є достатніми для розпаралелення обчислень. З дослідження лінійних алгоритмів [67] на предмет внутрішнього паралелізму, тобто можливості їх розпаралелення, висуваються наступні дві умови:

$$O_i \text{ і } O_j \text{ – інформаційно незалежні} \tag{3.1}$$

$$InO_i \cap OutO_j = \varnothing \wedge OutO_i \cap InO_i = \varnothing \wedge OutO_i \cap OutO_j = \varnothing \tag{3.2}$$

де InO – вхідні дані оператора O;

$OutO$ – результати виконання оператора O.

Визначення незалежних операторів приведено в [67].

При реалізації алгоритму виграш в часі за рахунок розпаралелення буде рівній:

$$T_{пар} = u_1 \cdot t_0 + u_2 \cdot t_0 + ... + u_s \cdot t_0 = U t_0, \tag{3.3}$$

де $u_1 + 1$ – кількість паралельно виконуваних операцій в першій групі паралельних функцій;

$u_2 + 1$ – кількість паралельних операцій в другій групі;

$u_s + 1$ – s-ій групі; $U = \sum_{\eta=1}^{s} u_\eta$;

s – загальна кількість груп паралельних операцій.

Вираз (3.3) визначає виграш часу при одноразовому виконанні алгоритму. Очевидно, що при циклічній роботі виграш в часі збільшиться пропорційно кількості циклів:

$$T_{пар} = (k+1) U t_0, \tag{3.4}$$

де $k+1$ – кількість циклів.

Наявність в алгоритмі циклічних операцій, які багаторазово повторюються, відкриває широкі можливості застосування конвеєрного методу обробки даних [67-68] для підвищення швидкодії. Цей метод має важливе значення в теорії та практиці систем обробки інформації в реальному часі. В загальному вигляді метод визначений в [67], де детально розглянуто та описано можливості його використання.

Суть методу полягає в тому, що послідовність залежних операцій f_1, f_2, f_3 і т. д., в яких кожна наступна операція здійснюється над результатом попередньої, виконуються одночасно, але з відставанням на один крок циклу (рис. 3.10). Таку процедуру можна зобразити у наступному вигляді:

	крок 1	2	3	4 ...
$K, x_j, K, x_3, x_2, x_1 \rightarrow$	f_1^1	f_1^2	f_1^3	f_1^4 ...
		f_2^1	f_2^2	f_2^3 ...
			f_3^1	f_3^2 ...
				f_4^1 ...
				M

Рис. 3.10. Конвеєрний метод виконання операцій: $f_i^{\,j}$ – операція i над операндом x_j.

На першому кроку виконується операція над операндом x_1 На другому кроку виконується наступна операція f_2^1 над результатом операції f_1^1 і одночасно виконується перша операція f_1^2 над другим операндом x_2, і т. д. В [67] показано, що при різній тривалості кожної операції необхідно встановити однаковий час їх виконання t_0:

$$t_0 = \max_i t_i\,, \tag{3.5}$$

де t_i – час виконання i -ої операції;

Тоді час виконання першого циклу програми буде більший на:

$$T_{пр} = n \cdot t_0 - \sum_{i=1}^{n} t_i\,. \tag{3.6}$$

Але при виконанні кожного наступного циклу отримаємо виграш в часі:

$$T_{вигр} = \sum_{i=1}^{n} t_i - t_0 . \qquad (3.7)$$

За рахунок, конвеєризації згідно (3.6) і (3.7), виграш в часі при виконанні алгоритму буде визначатися виразом:

$$T_{кн} = (j+1)\sum_{i=1}^{n} t_i - (j+n)t_0 , \qquad (3.8)$$

де $j = 0, 1, \ldots, k, \ k+1$ – кількість циклів виконання алгоритму;

n – кількість послідовних операторів, причому група паралельно виконуваних операцій приймається за один оператор.

В частковому випадку, коли $t_1 = t_2 = t_3 = \ldots = t_n = t_0$, вираз (3.8) значно спроститься:

$$T_{кн} = j(n-1)\, t_0 . \qquad (3.9)$$

Отже, час виграшу пропорційний кількості залежних операторів та кількості циклів.

Таким чином, при великій кількості повторень довгої послідовності залежних операцій отримаємо значне зменшення часу обчислення остаточного результату.

Ще одним ефективним засобом підвищення швидкодії є принцип формування проміжних даних колективного та багаторазового використання [69]. Деякі проміжні результати використовуються в якості вхідних даних при виконанні одної чи декількох послідуючих функцій і в різних циклах роботи залишаються незмінними. Тому немає необхідності заново їх обчислювати, оскільки можна використати результати, отримані в першому циклі алгоритму. Також ці результати можна використати у випадку, коли з них набагато легше і швидше визначити наступні результати, ніж коли використовувати безпосередньо вхідні дані.

В результаті багаторазового використання даних економиться час:

$$T_{бв} = (v_1 - 1)T_1 + (v_2 - 1)T_2 + K + (v_\xi - 1)T_\xi = V \cdot T_\xi, \qquad (3.10)$$

де v_1, v_2, ..., v_ξ – кількість використань 1-го, 2-го, ..., ξ-го результату; $V = \sum_{\zeta=1}^{\xi} v_\zeta - \xi$;

ξ – кількість даних, що багаторазово використовуються;

T_1, T_2, ..., T_ξ – відповідно час обчислення 1-го, 2-го, ..., ξ-го результату багаторазового використання.

Знайдемо час, який економиться, внаслідок використання наведених методів підвищення швидкодії реалізації алгоритмів. Для забезпечення можливості виконання алгоритму в конвеєрному режимі встановлено однаковий час виконання t_0 для кожної операції згідно (3.4), а також, враховуючи умови (3.1) і (3.2) здійснено розпаралелення виконання операцій.

Отже, загальний час виграшу при застосуванні розглянутих методів, враховуючи (3.4), (3.8) і (3.10), в порівнянні з лінійним алгоритмом становить:

$$T_{заг} = T_{пар} + T_{кн} + T_{бв}.$$

Для приведеного алгоритму обчислення поданих інформаційних моделей економія часу буде рівна:

$$T_{заг} = (k+1)\sum_{i=1}^{14} t_i - [(k+15)t_0 + 9t_0 + [4(t_1 + t_2 + t_3 + t_{11} + t_{13} + t_{14} + t_{15} + t_{16}) +$$
$$+ 10(t_4 + t_5 + t_9 + t_{10}) + 6(t_7 + t_8) + t_6 + t_6 - 15t_0)](k+1)].$$

З отриманих результатів можна зробити висновок, що при застосуванні описаних принципів досягається досить високе підвищення швидкодії обчислення моделей, а це надзвичайно важливий показник для автоматизованих систем управління реального часу. Необхідно відмітити, що при цьому також збільшуються апаратурні затрати та підвищується вартість обчислювальної системи.

3.3. Методології побудови інформаційних моделей руху даних

Актуальними проблемами при проектуванні та реалізації складних систем є узгодження та синхронізація роботи елементів системи і передавання даних між ними. Подано комплекс інформаційних моделей руху даних, які дозволяють вирішити ці проблеми в інформаційному плані, тобто дають можливість узгодити всі операції в системі, пов'язані з формуванням, обробкою та передаванням даних.

Здійснено класифікацію інформаційних моделей руху даних, які сформувалися в процесі роботи зі складними системами, приведено формалізовані методики побудови описаних моделей і послідовність їх формування.

При проектуванні чи модернізації автоматизованих систем управління, низових обчислювальних мереж (НОМ) чи інших складних мережних структур виникають проблеми узгодження в часі і в просторі виконання операцій, передавання даних, визначення необхідних ресурсів та каналів зв'язку, рівномірний розподіл навантажень. За допомогою побудови ряду інформаційних моделей руху даних можна вирішити поставлені проблеми і створити ефективні несуперечливі мережі та уникнути конфліктних ситуацій.

В класифікації інформаційних моделей руху даних складних джерел інформації розрізняють наступні основні типи [71]:

1) матрична модель;

2) модель граф – розгалужене дерево;

3) часові моделі:

3.1) параметрична часова модель;

3.2) структурно-часова модель;

3.3) модель – мережений граф;

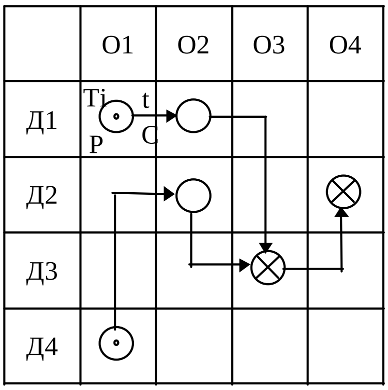
3.4.) суміщений часовий граф;

4) модель – алгоритм обробки інформації;

5) граф-алгоритмічна модель.

Сукупність названих моделей сформувалась в процесі комплексних досліджень при плануванні розвитку автоматизованих систем, організації систем обробки інформації на підприємстві, створення управлінських інформаційних систем, автоматизованих баз даних (АБД) та інші.

Матрична модель (ММ) будується на основі двомірного графу у вигляді таблиці (рис. 3.11).



T_i (N, M)	t (N, M)	P(N, M)
T_1(1, 1)=1	t (1, 1)=2	P(1, 1)=6
T_2(1, 2)=3	t (1, 2)=2	P(1, 2)=17
T_3(2, 2)=6	t (2, 2)=4	P(2, 2)=16
T_4(2, 4)=14	t (2, 4)=5	P(2, 4)=10
T_5(3, 3)=11	t (3, 3)=2	P(3, 3)=10

Рис. 3.11 – Матрична модель.

При її побудові використовуються наступні елементи:

1) горизонтальний ряд номерів підрозділів – О1, О2,...,ОМ,..., що є джерелами, пунктами обробки та приймачами даних;

2) вертикальний ряд номерів документів – Д1, Д2,..., ДN,..., які є основними носіями даних;

3) мережу направлених зв'язків між джерелами, пунктами обробки і приймачами даних, яка утворює маршрути документопотоків, що передаються по каналам зв'язку системи передачі даних або локальної обчислювальної мережі ПЕОМ.

На рис. 3.11 прийняті наступні позначення інформаційних елементів ММ:

⊙ – джерела даних;

○ – пункти обробки даних;

⊗ – приймачі даних;

→ – канал передачі даних.

При побудові ММ повинні виконуватись умови несуперечливості моделі:

1) джерело може мати один або декілька виходів і ні одного входу;

2) пункт обробки даних повинен мати не менше одного входу і одного виходу;

3) підлеглий приймач повинен мати один або декілька входів і тільки один вихід;

4) непідлеглий приймач може мати один або декілька входів і ні одного виходу.

Поняття підлеглий і непідлеглий приймач визначається процедурами часткового і повного юридичного затвердження документів ММ, а також реалізацією операцій склеювання кількох ММ на різних рівнях абстрагування складних ДІ.

Ієрархія ММ підприємства переважно має три вложення (рис. А.5):

– елементи ММ низового рівня подають відповідні стаціонарні та квазістаціонарні ДІ, пункти перетворення і кодування первинних даних і приймачі, що є концентраторами даних типу групових контролерів низової мережі;

– елементи ММ середнього рівня визначають пункти обробки і типи операцій в локальній мережі підприємства;

– елементи ММ верхнього рівня – подають взаємодію документопотоків на керівному рівні підприємстві.

Очевидно, що при побудові ММ об'єднання чи галузі модель може мати більше вложень, де елементи ММ визначають рух даних та операції на вищих рівнях ієрархії.

Кожний елемент ММ описується наступними формальними параметрами:

$I(N, M)$ – об'єм системних даних;

$R(N, M)$ – швидкість створення повідомлень;

$T_i(N, M)$ – час початку виконання системних операцій;

$t(N, M)$ – тривалість системної операції;

$e(N, M)$ – питома вартість операції;

$r(N, M)$ – час передачі

$P(N, M)$ – тип системної операції;

$C(N, M; N, M)$ – тип каналу зв'язку,

де N, M – координати елемента ММ.

Під системною операцією в даному випадку розуміється формування, передача, обробка або встановлення даних.

Об'єм даних $I(N, M)$ визначається в двійкових одиницях: біт, байт, кбіт, кбайт і т. д. Швидкість створення повідомлень на виході елемента ММ і необхідна швидкість створення повідомлень визначається розрахунковим шляхом:

$$R(N,M) = {I(N,M)}\Big/{t(N,M)}.$$

Часові параметри $T_i(N, M)$, $t(N, M)$, $r(N, M)$ визначаються в часових одиницях: секундах (с), хвилинах (хв), годинах (год), добах (доб) і т. д., в залежності від динаміки операцій.

Питома вартість обробки інформації $e(N,M)$, відповідно до часових параметрів, визначається в гривнях за секунду (грн/с), гривнях за хвилину (грн/хв), гривнях за годину (грн/год) і т. д.

Для характеристики документопотоків [71] використовують кількісний показник руху даних F. Одиниця руху даних рівна відношенню кількості запитів K_r до кількості записів K_w за одиницю часу:

$$F = \frac{K_r}{K_w} \cdot \frac{1}{t}$$

Параметри $P(N, M)$, $C(N, M; N, M)$ визначаються номером в таблиці типових позначень елементів АСУ згідно ГОСТ 19.003.80.

ММ є базовою для формальної побудови інших типів моделей руху даних (див. додаток А), перелічених в класифікації. Модель типу граф – розгалужене дерево (рис. А.6) будується на основі ММ у вигляді набору ієрархічних структур, окремо для кожного приймача [71]. При цьому досягається можливість просторового рознесення структур моделі, що показує всі джерела і шляхи руху даних, встановлені на рівні конкретного приймача. Дана і всі наступні моделі побудовані у відповідності з ММ і її параметрами, приведеними на рис. 3.11.

З рис. А.6 видно, що методологічна модель типу граф – розгалужене дерево будується шляхом розширення графа вліво і вниз. В основу такої побудови покладені ознаки причинності часу формування даних ДІ. При цьому джерела, що формують дані, які проходять коротший шлях, за рахунок меншого числа пунктів обробки, переважно мають пріоритет в розміщенні зліва на право.

Часові інформаційні моделі складних ДІ, відповідно до поданої вище класифікації включають наступні типи:

— параметрична часова модель;

— структурно-часова модель;

— мережний граф руху даних;

— суміщений часовий граф системних функцій.

Параметрична часова модель (рис. А.7) своєю структурою показує необхідний час виконання системних операцій згрупованих по ознаках джерела, пунктів обробки і приймачів інформації. Розглянута модель дозволяє оцінити і розрахувати необхідні апаратурні або людино-машинні ресурси для реалізації конкретних системних операцій в НОМ, в межах заданих часових параметрів. Враховуючи питому вартість операцій на базі даної моделі можна обчислити затрати на організацію руху даних в АСУ:

$$V = V_1 + V_2 + V_3 = \sum_{j=1}^{3} V_j ,$$

де V_j – вартість операцій: 1 – формування, 2 – обробки, 3 – приймання та архівування даних; $V_j = \sum_{i=1}^{k_j} e_i \cdot t_i$, k_j – кількість операцій j -го типу.

Структурно-часова модель також здійснює групування системних операцій по елементах джерела, пунктів обробки і приймачів, з прив'язкою по горизонталі до тривалості виконання системних процедур і збереженням структури руху даних (рис. А.8). Дана модель відображає часову послідовність системних процедур і дозволяє на стадії проектування або модернізації узгодити ресурси мережі з структурою руху даних.

Модель – мережний граф (рис. А.9) будується по типовій методиці побудови мережних графів і мереж [72, 73]. В даній моделі з системних параметрів ММ враховується тільки час початку виконання операцій $T_i(N, M)$ та відображається структура руху даних. Вона дозволяє виявити часові неузгодженості руху даних та виконання операцій, внаслідок виникнення "зворотного часу", коли операція виконується швидше, ніж на неї надходять дані, що на графі відображається переходом справа наліво. Маючи об’єм даних, що формується джерелом чи пунктом обробки, на базі мережного графу можна обґрунтувати та здійснити вибір засобів транспортування і передавання даних.

Модель типу суміщений часовий граф (рис. А.10) показує асоціацію системних функцій складного ДІ із часовими параметрами $T_i(N, M)$ і $t(N, M)$ без подання структури руху даних. Вона дозволяє розрахувати поточні навантаження на обчислювальні ресурси людино-машинних засобів обробки даних в кожному елементі ММ або розподілення пікових навантажень всією мережею обчислювальної системи в цілому.

На рис. А.10 позначення f_i визначають тип виконаної системної функції, а значення по осі T – час початку та закінчення її виконання.

Модель – алгоритм обробки інформації (рис. А.11) будується на основі суміщеної часової моделі з використанням типових позначень блок-схем алгоритмів і програм [74].

Методика формування даної моделі полягає в формалізації процедур побудови оптимального несуперечливого змістовного графа розгалуженого алгоритму, що виконуються в наступній послідовності:

1) формалізація умови задачі;

2) побудова суміщеного часового графа (СЧГ);

3) побудова розгалуженого логічного графа (РЛГ);

4) покриття логічного графа (ЛГ) блок-схемою;

5) нумерація операторів блок-схеми.

Формалізація умови задачі полягає в відповідній нумерації системних функцій $f_i(T)$, які в реальній процедурі описуються системою аналітичних виразів, що виконуються при заданих часових параметрах. Згідно суміщеного часового графа (рис. А.10) формалізація операцій ММ (рис. 3.11) буде мати наступний вигляд:

$$Q = \begin{cases} f_1, 1 < T < 3 \\ f_2, 2 < T < 5 \\ f_3, 3 < T < 5 \\ f_4, 6 < T < 10 \\ f_5, 11 < T < 14 \\ f_6, 15 < T < 19 \end{cases}.$$

Значення часових обмежень визначають реалізації суміщеного часового графа. Для визначення формалізованої методики побудови РЛГ сформулюємо ряд правил:

1) системними атрибутами логічного графа є шість вершин: початок, ввід, оператор системної функції, умова, вивід і кінець, умовні позначення

яких приведені на рис. А.12;

2) основним атрибутом розгалуженого логічного графа є умова, причому:

2.1) якщо умова виконується ЛГ поширюється вправо, в іншому випадку – вниз;

2.2) якщо умова виконується, але вимагається її уточнення, граф поширюється зліва вниз;

3) вид суміщеного часового графа одночасно визначає структуру логічного графа, причому:

3.1) якщо системні функції на СЧГ не перетинаються і не накладаються в часі, то ЛГ поширюється вправо і вниз, а для виводу використовується одна загальна вершина;

3.2) в іншому випадку ЛГ поширюється тільки вниз, а для виводу використовується автономна вершина після кожного оператора системної функції.

Приклади побудови розгалужених ЛГ для основних принципово відмінних випадків суміщених часових графів продемонстровані на рис. А.12.

Граф-алгоритмічна модель будується на базі параметрів ММ (рис. А.12). Дана модель подає структуру руху даних в вертикальному плані і відображає види системних операцій, що виконуються в вузлах мережі, а також процедури злиття і розгалуження даних та типи каналів зв'язку. Методика побудови моделі визначається наступною формалізованою процедурою:

1) розміщення рядка номерів підрозділу ON;

2) розміщення рядка джерел у відповідних підрозділах ON;

3) позначення типів документів, що формуються джерелами;

4) подання шляхів транспортування даних між підрозділами і типів каналів зв'язку;

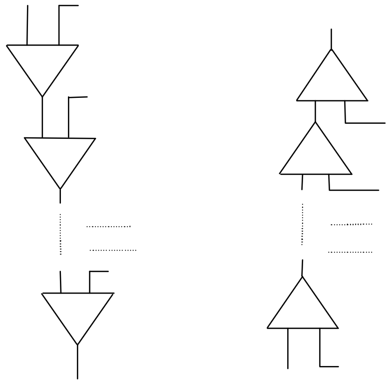
5) вказання місць злиття і розгалуження даних;

6) позначення типів системних операцій, які виконуються в підрозділах;

7) розміщення рядка підлеглих і непідлеглих приймачів даних.

Особливістю структури граф-алгоритмічної моделі є злиття і розділення даних на двохпотокові процедури, що реалізуються вставленням відповідних драйверів при різнотипних носіях і способах подавання даних.

Слід відмітити, що при відображенні злиття і розгалуження даних більше як на два потоки необхідно використовувати декілька позначень цих процедур на граф-алгоритмічній моделі (рис. 3.12).



а) б)

Рис. 3.12. Процедури а) – злиття кількох потоків даних;

б) – розгалуження даних на декілька потоків.

Побудова комплексу розглянутих моделей руху даних дає можливість на стадії проектування узгодити в часі всі операції, пов'язані з формуванням, обробкою, передаванням та прийманням даних в складних інформаційних структурах. Дана методологія є основою для створення програмного забезпечення та вибору апаратних засобів інформаційних мереж.

Поданий комплекс моделей може бути використаний не тільки для відображення руху даних, а й інших цілей, наприклад, моделювання структури електромереж та передачі електроенергії в них., руху сировини та матеріалів на виробничих підприємствах, руху коштів та цінних паперів в фінансових установах.

3.4. Моделі джерел інформації в інтегральній технології на основі базису Галуа

Новим напрямком у розвитку обчислювальних систем та систем передавання даних є розробка інформаційної технології в базисі Галуа [75–78]. Особливість цієї технології полягає у біт орієнтованому представленні інформації, яке дозволяє відображати інкрементні відліки одним бітом після завантаження початкового n-розрядного коду , де n – розрядність даних в класичному двійковому представленні (в базисі Радемахера).

Між кодами в базисі Радемахера і кодами поля Галуа існує однозначна відповідність, в якій легко помітити, що інкрементні коди Галуа використовують в $n-1$ старших розрядах молодші $n-1$ біт попереднього коду, і тільки в молодшому розряді ставиться новий біт, який формується у відповідності до вибраного ключа [38-40]:

10-ва система	2-ва система	Галуа система
0	00...0000	00...0000
1	00...0001	00...0001
2	00...0010	00...0010
3	00...0011	00...0101
4	00...0100	00...1011
5	00...0101	00...0110
6	00...0110	00...1100
⋮	⋮	⋮
254	11...1110	01...0000
255	11...1111	10000000

Таким чином, розрядність обчислювальних та приймально-передавальних пристроїв можна зменшити до одного біта.

Для досягнення інкрементної зміни відліків, які характеризують певний параметр процесу ОК в [76] пропонується відображати параметр не миттєвим значенням, а інтегральним. Це дозволяє отримати зростаючі відліки при спаданні значень самого параметру. Перехід від миттєвих дискретних значень до інтегральних можна здійснити використавши числові методи:

$$\left.\begin{aligned} S_{пр\,л} &= n \cdot \Delta t \sum_{i=0}^{n-1} x_i \ \text{– метод лівих прямокутників;} \\ S_{пр\,п} &= n \cdot \Delta t \sum_{i=1}^{n} x_i \ \text{– метод правих прямокутників;} \\ S_{п\,р} &= \frac{n \cdot \Delta t}{2} \sum_{i=0}^{n-1} \left(x_i + x_{i+1} \right) \ \text{– метод трапецій} \end{aligned}\right\} \qquad (3.11)$$

та інші, де n – кількість дискретних відліків;

Δt – період дискретизації; x_i – дискретний відлік;

S – інтегральне значення параметру.

Для спрощення процедури інтегрування та повернення до миттєвих значень доцільно вибрати період дискретизації Δt рівний одиниці часу, яка забезпечує необхідну точність. Тоді вирази (3.11) матимуть вигляд:

$$S_{пр\,л} = \sum_{i=0}^{n-1} x_i \ ;$$

$$S_{п\,р\,п} = \sum_{i=1}^{n} x_i \ ;$$

$$S_{пр} = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{n-1} \left(x_i + x_{i+1} \right).$$

Інтегральне представлення найбільш ефективне в тому випадку, коли відліки параметру приймають тільки невід’ємні значення. Інакше необхідно вводити додаткові процедури для коректування кодів та отримання достовірних результатів. Це обумовлено тим, що при відсутності від’ємних відліків інтегральне значення параметру не буде мати спадаючих ділянок, і його можна відображати інкрементними кодами (рис. 3.13).

Знакозмінні процеси в інтегральній інформаційній технології пропонується відображати трьома способами.

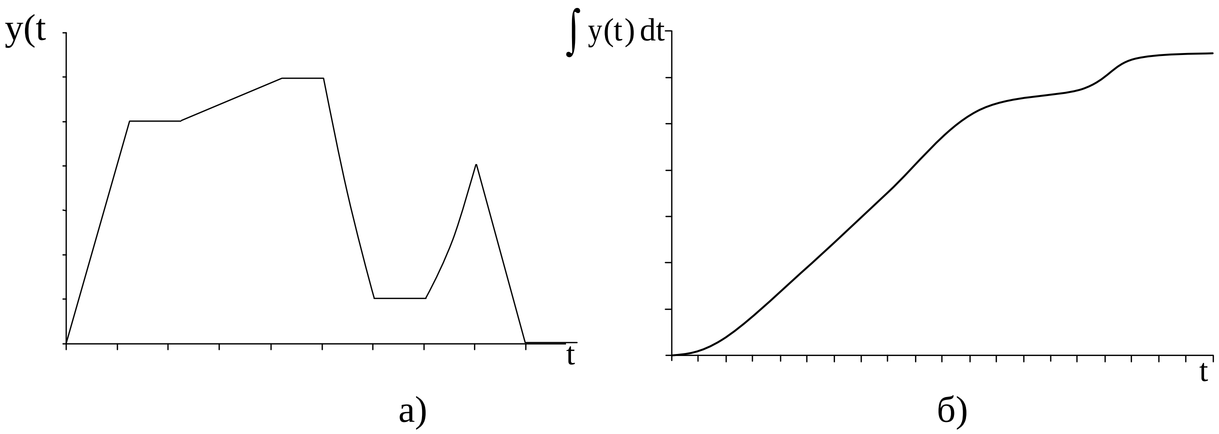


Рис. 3.13. Графік процесу – а) та його інтегральне представлення – б).

Перший спосіб полягає у використанні двохбітної реверсивно-кодової шкали Галуа. В цьому методі кожен дискретний відлік кодується двома бітами, де перший біт приймає значення прямого біта Галуа G при зростанні інтегрального значення на один квант, при цьому другому біту присвоюється інвертоване значення біту Галуа $\overline{G}$. Якщо інтегральне значення зменшується на один квант, то другий біт рівний G, а перший встановлюється в $\overline{G}$. Таким чином, перші біти складають пряму послідовність, яка відображає тільки зростання інтегрального значення S^{+}, а другі біти утворюють реверсивну послідовність, яка характеризує тільки спадання інтеграла параметра S^{-}. Тоді миттєве значення при такому способі кодування визначається різницею між інтегральними значеннями за виразом:

$$x_i = S_i^{+} - S_{i-1}^{+} + S_{i-1}^{-} - S_i^{-}$$

Другий спосіб полягає у використанні подвійного інтегралу параметра процесу. Проте цей спосіб придатний для процесів, які змінюються за синусоїдальною функцією (рис. 3.14) або деякими іншими функціями, в яких перший інтеграл приймає невід’ємні значення.

Цей спосіб більш зручний у представленні в кодах поля Галуа, але має обмеження в застосуванні і складну процедуру отримання миттєвих значень з використанням різниць другого порядку. При обчисленні інтегральних значень методом лівих прямокутників отримати вихідні миттєві значення можна за виразом:

$$x_i = S_i^2 - 2S_{i-1}^2 + S_{i-2}^2 = S_i^2 - S_{i-1}^2 - S_{i-1}^1;$$

де $S_i^1 = S_{i-1}^1 + x_i$, $S_0^1 = x_0$;

$S_i^2 = S_{i-1}^2 + S_i^1 = (i+1) \cdot x_0 + i \cdot x_1 + K + 2x_{i-1} + x_i$;

$S_0^2 = S_0^1 = x_0$.

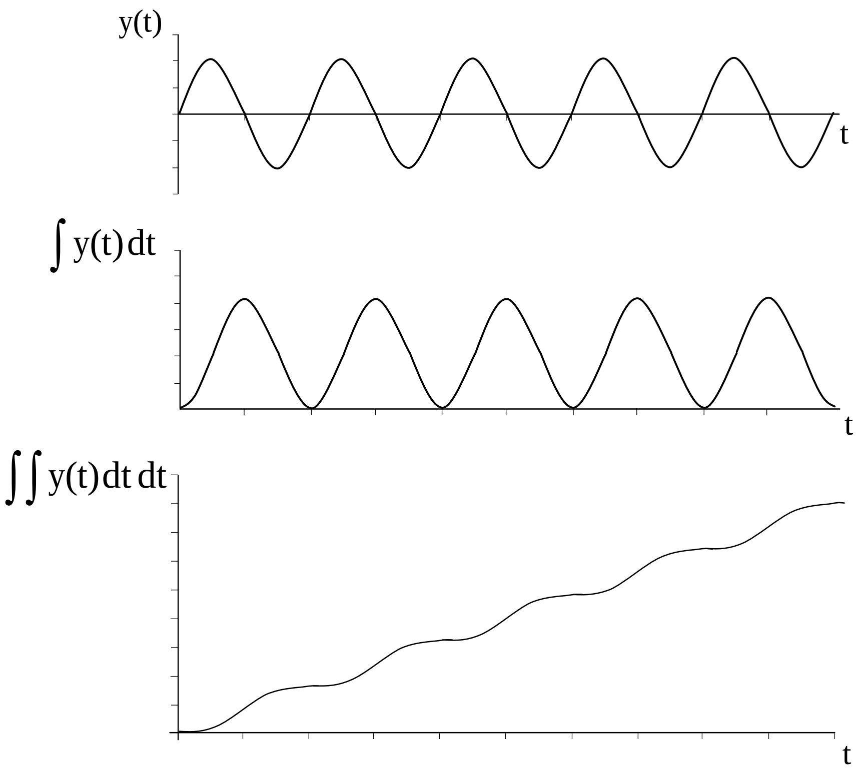


Рис. 3.14. Знакозмінний процес та його представлення через перший і другий інтеграли.

Третій спосіб є найбільш тривіальним. Суть методу полягає у піднятті відліків сигналу до діапазону невід’ємних значень, шляхом додавання константи C, що вибирається рівною модулю найменшого від’ємного значення, яке може приймати сигнал (рис. 3.15).

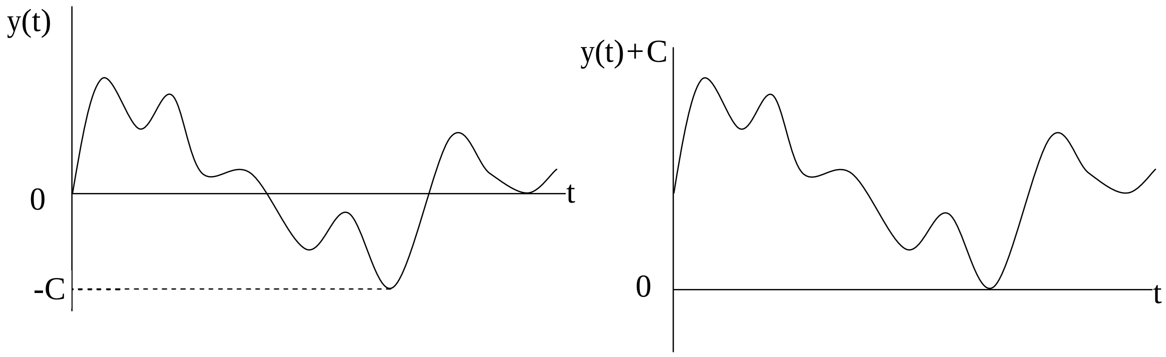


Рис. 3.15. Приведення знакозмінного процесу до процесу з невід’ємними значеннями.

Таким чином, інтеграл параметру не буде мати спадаючих ділянок. При поверненні до миттєвих значень необхідно враховувати, що фізичні значення менші на константу C і в шкалі Галуа їм будуть відповідати зміщені коди.

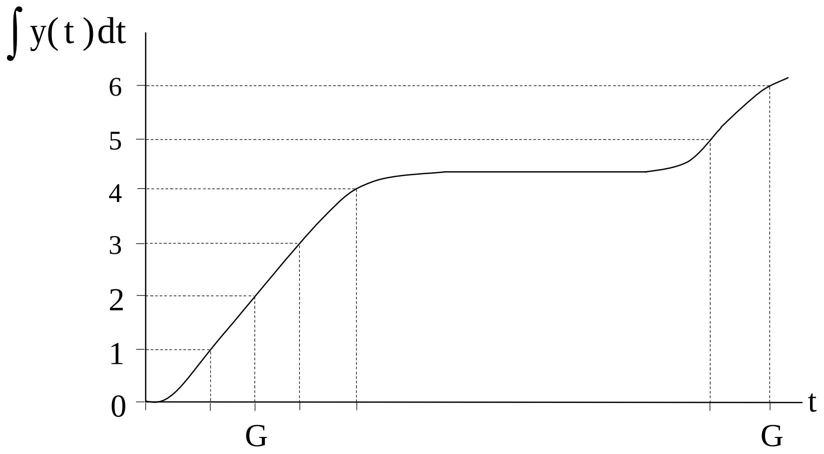
Подані моделі дозволяють представити відліки одноканальних об’єктів керування одним (рис. 3.16, а) або двома (рис. 3.17, б) (при використанні реверсивно-кодової шкали Галуа) бітами.

Аналогічну модель в інтегральній технології можна побудувати для багатоканальних ОК.

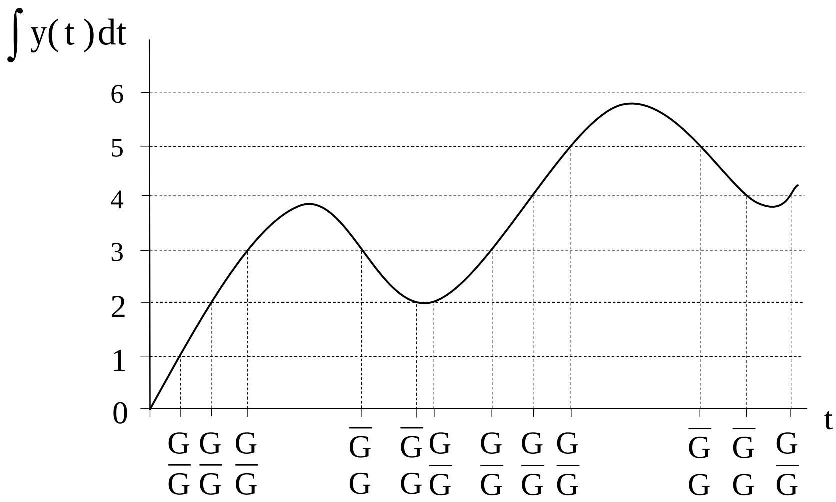
Найбільш зручний спосіб формування даних у вигляді кодів Галуа – асинхронний, який полягає в тому, що біти Галуа генеруються тільки в моменти часу зміни інтегрального сигналу на один квант. В результаті в кожному каналі ОК формується послідовність бітів Галуа (рис. 3.18).

Для визначення інтегральних значень сигналу в дискретний момент i, в кожному каналі зчитуються останні n біт, де n – вибрана розрядність коду.

Для обробки даних в інтегральній технології розроблено комплекс ЛСІМ, адаптованих до представлення сигналів інтегральними значеннями [78]. Вони дають можливість фіксувати амплітудні, динамічні, фазові та спектральні відхилення ОК, використовуючи при цьому значення інтегральних характеристик.



а)



б)

Рис. 3.17. Інформаційна модель ОК інтегральній технології.

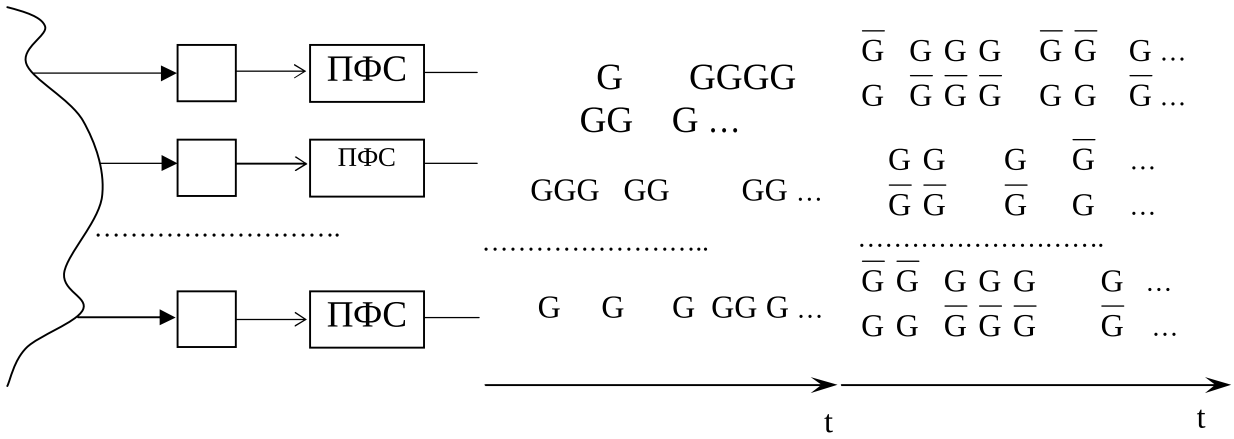


Рис. 3.18. Кодування даних в багатоканальних ОК. Д – давач; ПФС – перетворювач форми сигналу.

ІІТ має ряд переваг в порівнянні з традиційними технологіями побудови інформаційно-обчислювальних систем, що використовуються в АСУ. Основні переваги полягають в наступному:

— зменшується кількість ліній передачі і розрядність приймально-передавальних пристроїв, а також розрядність обчислювальних засобів;

— представлення даних в базисі Галуа забезпечує високу завадозахищеність інформації.

Проте при застосуванні ІІТ знижується швидкодія обробки даних, необхідно здійснювати додаткові процедури інтегрування і повернення до миттєвих значень, що приводить до зростання похибок і обсягу обчислень.

ВИСНОВКИ ДО ІІІ РОЗДІЛУ

1. Подано методики та розроблено у вигляді графів, структури розпаралелених алгоритмів побудови кореляційних моделей, які дають можливість реалізації їх на процесорах та обчислювальних середовищах паралельної дії, а також оцінити швидкодію їх формування.

2. Розроблено узагальнений граф алгоритму обчислення ентропійних моделей та оцінки глобальної дисперсії. Розраховано загальному вигляді, час, який економиться в результаті розпаралелення, конвеєризації та багаторазового використання проміжних результатів при формуванні ентропійних моделей і моделі глобальної дисперсії

3. Подано різні типи інформаційних моделей руху даних та технологію їх побудови. Сформульовано основні положення та поняття, що використовуються при описі моделей руху даних і умови несуперечливості їх побудови.

4. Показано методику формування даних в інтегральній інформаційній технології для однополярних і біполярних сигналів та модель багатоканального ДІ в G-технології.

5. Запропоновано методи приведення біполярних сигналів до сигналів без спадаючих ділянок, які найбільш зручні при використання інтегральної інформаційної технології, яка базується на кодах Галуа.

РОЗДІЛ 4
ЦИФРОВА ОБРОБКА ДАНИХ, ПОБУДОВА ТА ВІДОБРАЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ ДІ В КОМП’ЮТЕРНИХ МЕРЕЖАХ

4.1. Оцінка впливу старіння інформації на кореляційні моделі багатоканальних об’єктів управління при аналого-цифровому перетворенні

Сучасні інформаційні моделі об’єктів управління будуються на базі дискретних даних, отриманих в результаті аналого-цифрового перетворенні. При цьому вважається, що дискретні відліки в кожному каналі багатоканального ОК зняті і перетворені у цифровий код в одні й ті ж моменти часу. На практиці це не завжди виконується. Часто застосовуються схеми, які здійснюють аналого-цифрове перетворення в одних каналах ОК з деяким запізненням відносно інших каналів. При цьому час запізнення залежить від типу АЦП. Крім того, при управлінні в реальному часі необхідно також враховувати, що деякий час затрачується на саме перетворення.

Таким чином, при побудові інформаційних моделей отримаємо оцінки, які мають похибку, що виникає в наслідок старіння інформації.

Проаналізуємо цю похибку на прикладі знаходження коефіцієнтів кореляції

$$r_{pq} = \frac{R_{pq}(0)}{\sqrt{D_x \cdot D_y}},$$

де x і y – сигналами в каналах p і q багатоканального ДІ.

Для кількісної оцінки похибки використаємо вираз дисперсії:

$$\gamma_c = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M}\left(r_{xy_k} - r^*_{xy_k}\right)^2, \tag{4.1}$$

де r_k, r_k^* – відповідно отримані та істинні значення коефіцієнтів взаємокореляції на інтервалі спостереження $k = \overline{1, M}$.

Запишемо вираз (4.1) у вигляді:

$$\gamma_c = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M}\left(r_{xy_k}(j) - r_{xy_k}(0)\right)^2, \qquad (4.2)$$

де $r_{xy_k}(j)$, $r_{xy_k}(0)$ – значення ковзних коефіцієнтів взаємокореляції між сигналами x і y, розрахованих при зсувах j і 0, де j – має зміст часу старіння інформації .

Формула (4.2) виражає значення структурної взаємокореляційної оцінки при нульовому зсуві:

$$\gamma_c = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M}\left(r_{xy_k}(j) - r_{xy_k}(0)\right)^2 = C_{r_{xx}(j),\, r_{xy}(0)}(0).$$

Таким чином, здійснивши аналіз характеристики $\gamma_c(j)$, можна оцінити допустимі запізнення j при аналого-цифровому перетворенні.

По аналогії можна оцінити похибки, пов'язані зі старінням інформації для інших взаємокореляційних моделей. При цьому, як оцінку можна використати вираз модульної функції кореляції G_{xy} (2.30).

Проаналізуємо різні способи аналого-цифрового перетворення і покажемо, що при використанні різних типів АЦП, час запізнення не однаковий.

Розглянемо схему аналого-цифрового перетворення, в якій дискретизація аналогових сигналів відбувається послідовно в кожному каналі (рис.4.1).

На комутатор K подаються аналогові сигнали з усіх m каналів і адресний код A для вибору каналу. Одночасно адресний код визначає буферний регістр, в який запишеться результат перетворення аналогового сигналу. Дешифратор DC керує дозволом запису даних у відповідний регістр і видачею даних з регістру на вихідну шину.

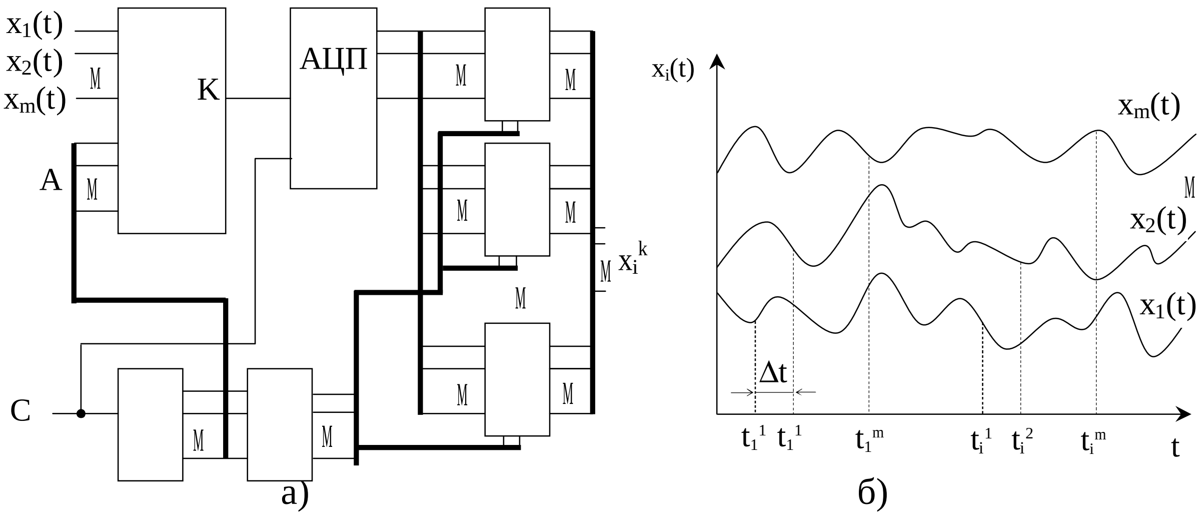


Рис. 4.1. а) – структурна схема багатоканального АЦП з комутатором каналів; б) – часова діаграма.

$x_1(t)$, $x_2(t)$, …, $x_m(t)$ – вхідні аналогові сигнали; m – число каналів; К – комутатор; RG –буферний регістр; Л – лічильник; DC – дешифратор; x_i^k – вихідні цифрові коди.

При використанні такої схеми відбувається старіння інформації, оскільки аналогові сигнали дискретизуються послідовно через деякі проміжки часу Δt кратні періоду тактових імпульсів T_c.

Позначимо момент часу дискретизації i -го відліку x_i^1 в першому каналі t_i^1, тоді в другому каналі отримаємо дискретне значення x_i^2 в момент часу $t_i^2 = t_i^1 + \Delta t$, відповідно, момент часу дискретизації в j -му каналі буде $t_i^j = t_i^1 + (j-1)\Delta t$ (рис. 4.1, б).

Отже, якщо за факт дискретизації прийняти момент завершення перетворення в m -му каналі t_i^m, то відбувається старіння даних, отриманих в попередніх каналах на величину $t_c = (m-k)\Delta t$, де k – порядковий номер каналу, m – загальна кількість каналів. Час t_c характеризує відносну затримку дискретизації процесів в різних каналах, але не враховує запізнення формування цифрового коду на виході, яке визначається швидкодією АЦП. Тоді загальне старіння $t_з = t_c + t_п$, де $t_п$ – час аналого-цифрового перетворення, яке може бути рівне від двох до декількох періодів тактових імпульсів C і залежить від типу АЦП. Найбільшу швидкодію забезпечують АЦП паралельної дії з двотактним перетворенням.

Схему багатоканального аналого-цифрового перетворення з комутатором каналів рекомендується використовувати для ОК з низькою динамікою, в яких заданий період дискретизації набагато більший часу самої дискретизації:

$$t_c << t_{i+1}^j - t_i^j, \tag{4.3}$$

і відповідно будуть справедливі нерівності:

$$r_i^2 - r_i^{*2} \le \Delta \qquad \text{та} \quad \gamma_c \le \varepsilon \tag{4.4}$$

де Δ, ε – допустимі відхилення коефіцієнтів кореляції і коефіцієнта старіння в квадратичному просторі.

В об’єктах управління з достатньо високою динамікою для виконання умов (4.3) і (4.4) необхідно здійснювати дискретизацію з більшою частотою ніж це може забезпечити подана вище схема АЦП. Підвищити частоту дискретизації і, як наслідок, зменшити похибку можливо при зменшенні проміжку часу між моментами дискретизації в каналах ОК.

Для зменшення відносного часу старіння даних t_c при аналого-цифровому перетворенні використовується схема з паралельною розгорткою (рис. 4.2).

Переваги наведеної на рис. 4.2 схеми, у порівнянні з попередньою, полягають в тому, що перетворення починається одночасно в усіх каналах, але закінчуються спочатку в каналі з найменшим значенням амплітуди сигналу, а потім послідовно в інших каналах, в порядку зростання амплітуди аналогових сигналів (рис. 4.2, б). Час старіння даних t_c зменшується на величину $\tau = t_p^i - t_q^i$, яка залежить від градієнта пилоподібної напруги, що подається на інверсні входи компараторів (рис. 4.2) і різниці значень амплітуди сигналів в каналах джерела інформації. Оцінка впливу старіння інформації на точність побудови кореляційних моделей, при реалізації наведеного АЦП здійснюється аналогічно до попереднього випадку за виразом (4.1).

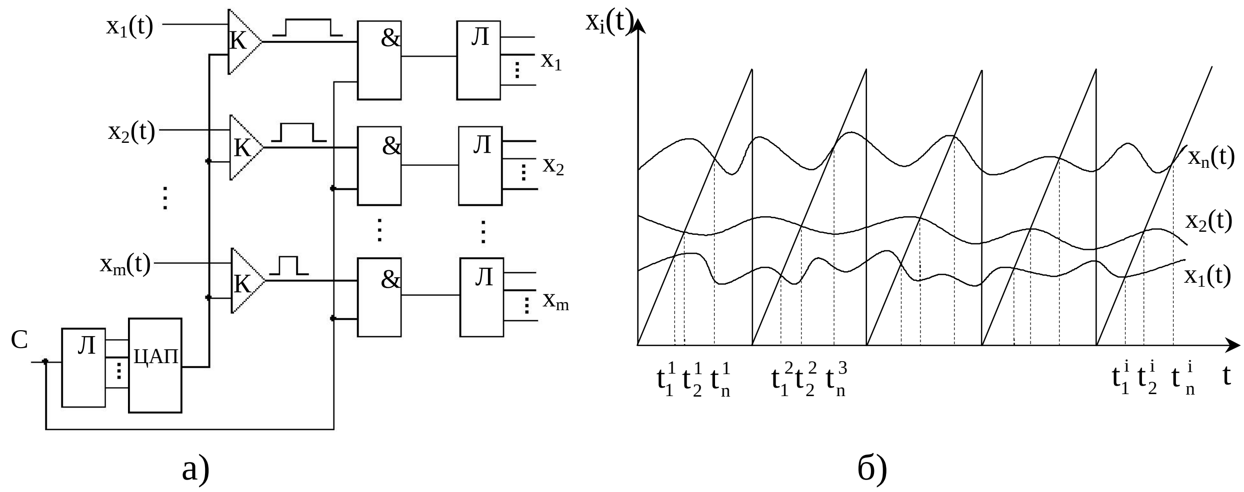


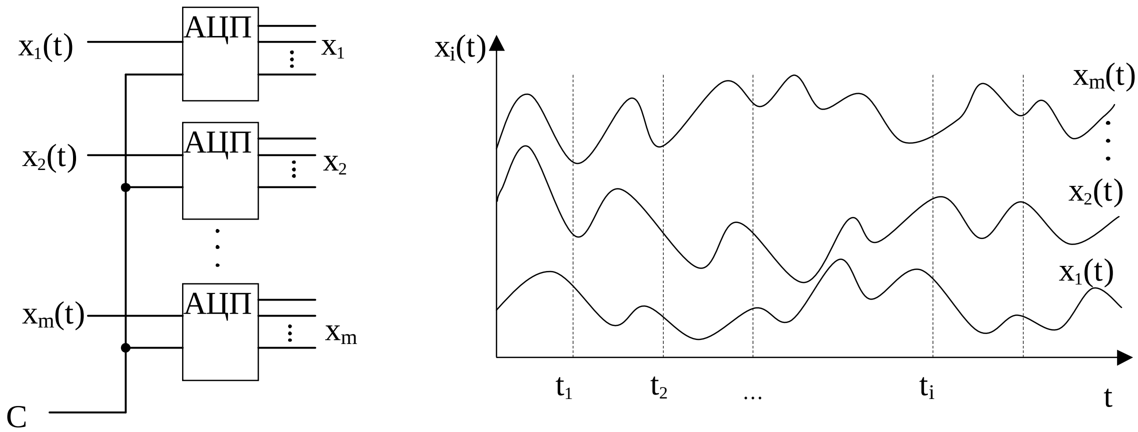
Рис. 2. Структурна схема багатоканального АЦП з паралельною розгорткою – а); часова діаграма роботи АЦП – б).

Повністю уникнути відносного старіння інформації t_c можна при здійсненні аналого-цифрового перетворення паралельно в усіх каналах, для чого необхідно використовувати в кожному каналі окремий АЦП (рис. 4.3, а).

В зображеній на рис. 4.3 схемі вхідні аналогові сигнали перетворюються в цифровий p-розрядний код одночасно в моменти надходження тактових імпульсів C на дозволяючі входи кожного АЦП. При цьому можуть використовуватись перетворювачі двох типів.

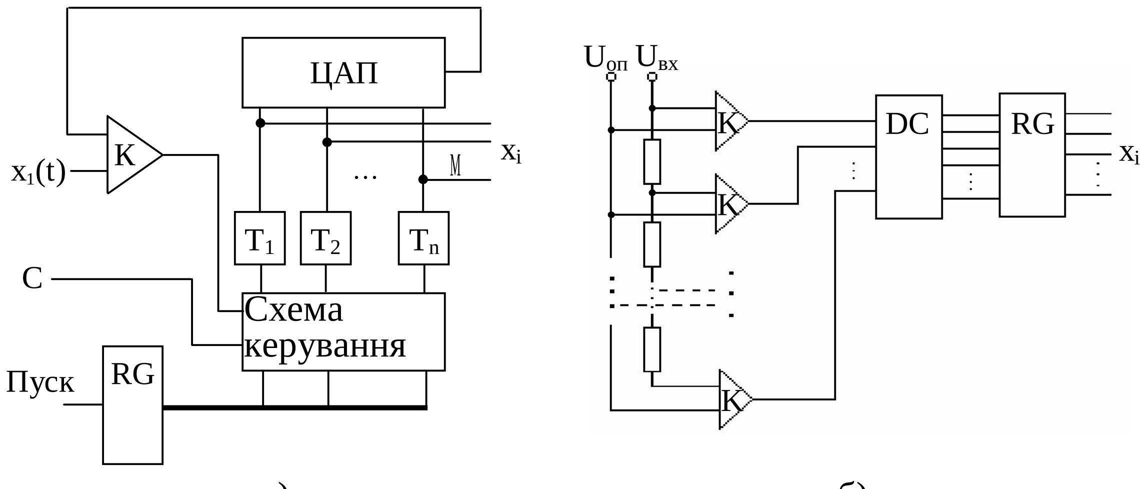
Використання перетворювачів порозрядного наближення (рис. 4.4,а) дозволяє спростити схему (суттєво зменшується кількість компараторів), але на виході АЦП цифровий код формується за p тактів.

Якщо застосовувати паралельні АЦП (рис. 4.4,б), то схема є громіздкою і ненадійною через використання великої кількості компараторів (для отримання p-розрядного двійкового коду АЦП повинен містити $N = 2^p$ компараторів), але вихідний код генерується за два періоди тактових імпульсів [79]. АЦП паралельної дії та порозрядного наближення формують на виході цифрові значення сигналу у вигляді паралельного двійкового коду.



а) б)

Рис. 4.3. а) – схема, б) – часова діаграма паралельного аналого-цифрового перетворення.



а) б)

Рис. 4.4. Принципова схема а) – АЦП порозрядного наближення; б) – паралельного АЦП.

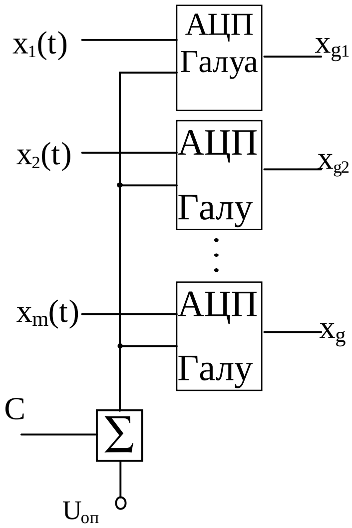
Таке представлення p-розрядних цифрових даних для m-канальних джерел потребує $p \times m$ ліній в шині даних, що при великих значеннях т і n потребує суттєвого збільшення ширини шини. В результаті аналого-цифрового перетворення можуть бути отримані дані в інших дискретних базисах, які дозволяють усунути цей недолік при використанні відповідних АЦП. Прикладом можуть служити скануючі Галуа-перетворювачі, запропоновані Я. М. Николайчуком [80, 81] та побудований на їх базі АЦП, зображений на рис. 4.5.

В них на виході формується послідовний код Галуа, який однозначно відповідає аналоговому сигналу на вході. Використання АЦП Галуа має певні переваги над класичними перетворювачами з паралельним двійковим кодом на виході, які зумовлюються перевагами кодів поля Галуа і можливістю спростити схему аналого-цифрового перетворювача.

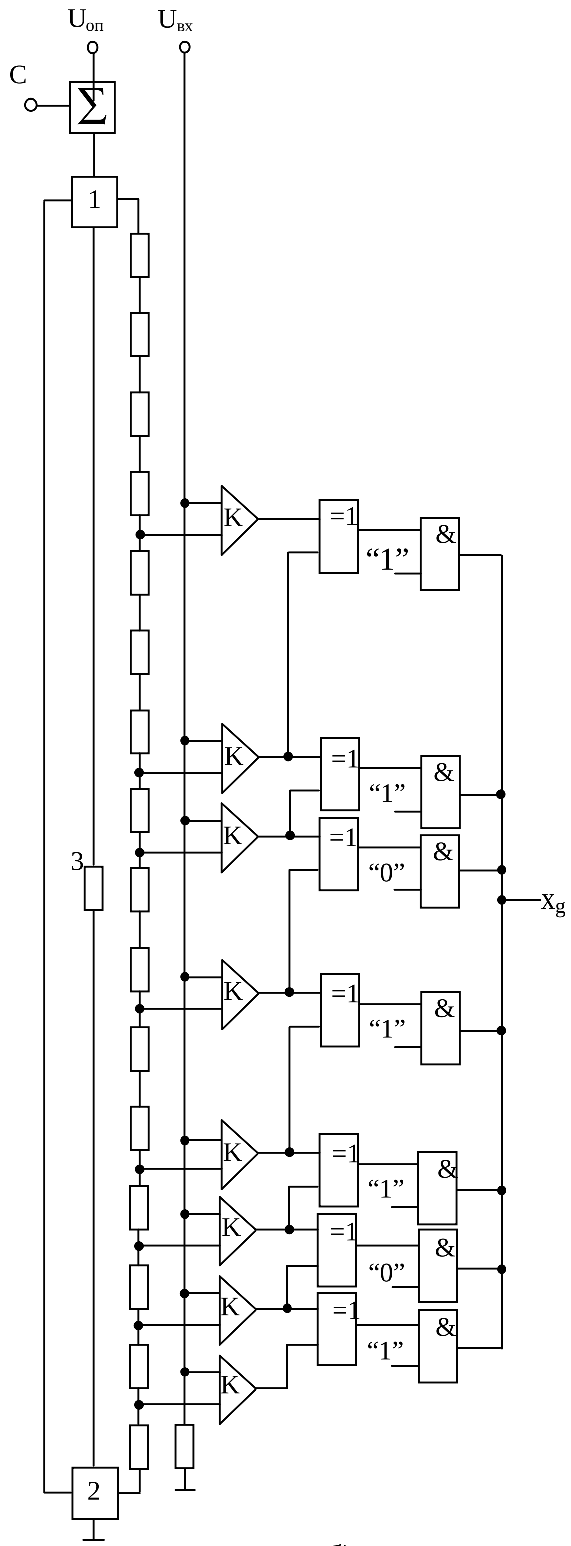
Галуа-перетворювачі мають регулярну структуру, за рахунок чого є простими в реалізації, мають високу надійність і забезпечують дистанційну передачу даних в реальному масштабі часу. Генерація на виході послідовного коду Галуа дає можливість паралельного зчитування інформації з усіх каналів, а також забезпечує завадозахищеність та можливість виправлення помилок при передачі даних на великі відстані.

Проте недоліком АЦП Галуа є те, що на виході формується послідовний код, для чого потрібно n тактових імпульсів, n – розрядність вихідного коду. Таким чином, час перетворення, відносно попередньої схеми, збільшиться на час $\tau = (p-1)T$, де T – період тактових імпульсів.

Модифікована архітектура АЦП [83] розрядністю p (рис. 4.5), має більш просту схему, в порівнянні з поданими в [80-82], в якій використовується елементів на $N/2$, $N = 2^p$, менше ніж у відповідних класичних перетворювачах, за рахунок відсутності ланок, які відповідають значенням коду поля Галуа, що повторюються відносно попередніх. Методика аналого-цифрового перетворення та принцип роботи АЦП такого типу детально описана в [82].



а)



б)

Рис. 4.5. Схема модифікованого а) – багатоканального;

б) – одноканального АЦП Галуа. 1, 2 – багатостабільні елементи; 3 – струмообмежуючий резистор; $\sum$ – суматор; К – компаратор; x_g – вихідний код Галуа..

В табл. 4.1 приведено приклад перетворення інформації в пристрої при $p = 4$, $N = 16$, $U_{вх} = 9$ і $U_{вх} = 13$. Номери каналів, в яких відсутні ланки елементів позначені “*”.

Таблиця 4.1.

Проміжні та вихідні коди, що формуються елементами перетворювача Галуа при вхідних аналогових сигналах $U_{вх} = 9$ і $U_{вх} = 13$.

№ каналу	Коди на виході компараторів		Коди на входах елементів «І»			Код Галуа на виході перетво-рювача
			вхід 1		вхід 2	
	$U_{вх}$=13	$U_{вх}$=9	$U_{вх}$=13	$U_{вх}$=9		
15*	1	0	1	0	0	
14*	—	—	—	—	—	
13*	—	—	—	—	—	1110
12	1	1	0	1	1	
11*	—	—	—	—	—	
10*	—	—	—	—	—	
9	—	—	—	—	—	1101
8	1	1	0	0	0	
7*	1	1	0	0	1	
6	—	—	—	—	—	
5*	1	1	0	0	0	
4	—	—	—	—	—	
3	1	1	0	0	1	
2	1	1	0	0	0	
1	1	1	0	0	1	
0*	—	—	—	—	—	

На рис. 4.6. наведено діаграми аналого-цифрового перетворення розглянутих типів багатоканальних АЦП.

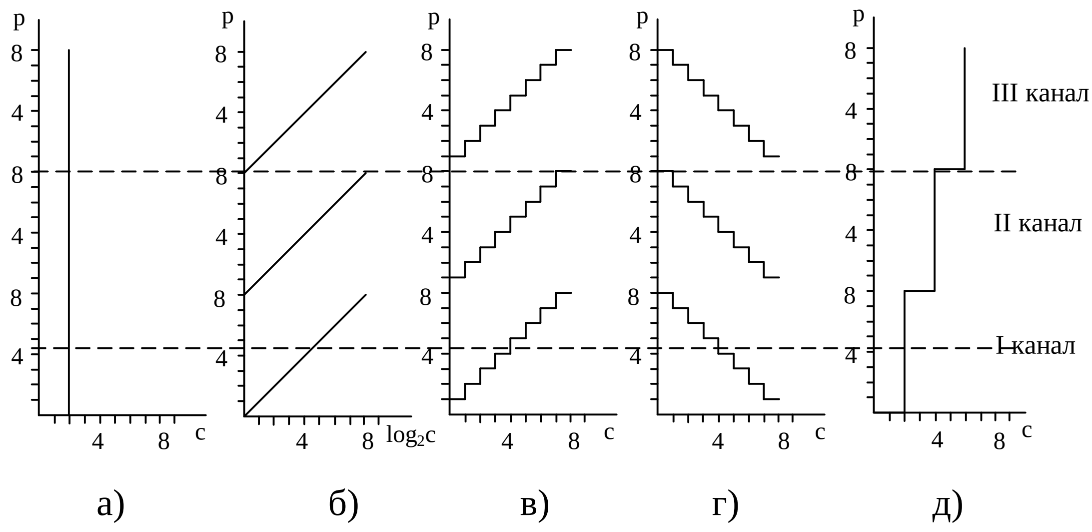


Рис. 4.6. Діаграми аналого-цифрового перетворення даних різними типами АЦП: а) – паралельного; б) – з паралельною розгорткою; в) – АЦП Галуа; г) – порозрядного наближення; д) – послідовного АЦП з комутатором каналів. С – кількість тактів АЦП; р – розряди цифрових відліків.

Забезпечення достовірності та своєчасності одержання інформації при використанні кореляційних моделей в автоматизованих системах реального часу, вимагає грунтовного аналізу динаміки ОК, і, у відповідності до отриманих результатів та заданої точності, вибір такого типу АЦП, що задовольняє умовам, накладених на ефекти старіння інформації.

4.2. Формувачі логіко-статистичних інформаційних моделей та аналіз стиснення даних різними класами моделей ДІ

На низовому рівні АСУ не обов'язково виконувати стандартну процедуру аналого-цифрового перетворення і передавати цифрові дані на вищі рівні для побудови моделей. Більш ефективний варіант полягає в тому, щоб формувати моделі на низовому рівні і на вищий рівень передавати оброблені дані, що значно зменшить надлишковість даних розвантажить канали зв'язку і обчислювальні машини на вищих рівнях.

На низовому рівні моделі можна реалізувати апаратними засобами у вигляді формувачів. В [17] показано структурні схеми різних типів автоматичних цифрових кореляторів, які формують цифрові значення кореляційних оцінок. Аналогічні схеми доцільно розробити для формування логіко-статистичних моделей, які, як показано нижче, мають найбільші коефіцієнти стиснення даних.

Перша ЛСІМ реалізується за допомогою двох компараторів (рис. 4.6), які порівнюють амплітуду сигналу $x(t)$ з верхньою E_{1H} і нижньою E_{1L} межами апертури E_1 і логічного елемента "АБО". При виході значення сигналу за межі E_1, відповідний компаратор формує на виході сигнал високого рівня "L" тривалість якого рівна часу, протягом якого $x(t)$ знаходиться за межами апертури. На виході логічного елемента "АБО" формується неперервний дворівневий сигнал. Якщо необхідно його продискретизувати, то використовується логічний елемент "І", на який подаються тактові імпульси потрібної частоти.

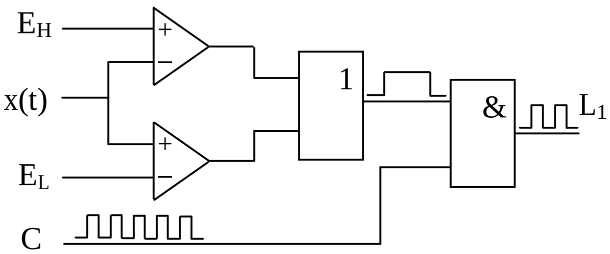


Рис. 4.6. Структурна схема формувача першої ЛСІМ.

Структурна схема другої ЛСІМ (рис. 4.7) включає АЦП, лінії затримки ЛЗ, помножувачі, накопичувальний суматор, ЦАП та компаратор. Вихідні дані формуються за $n + j$ тактів, де n – об'єм вибірки, на основі якої обчислюється значення коваріаційної оцінки при зсуві j.

Третя ЛСІМ реалізується за структурною схемою (рис. 4.8), яка містить

АЦП, накопичувальний суматор, лінії затримки, елементи реалізації віднімання з врахуванням знаку, помножувачі, накопичувальний суматор з врахуванням знаку. Знаковий вихід суматора формує значення логічного вектора третьої ЛСІМ.

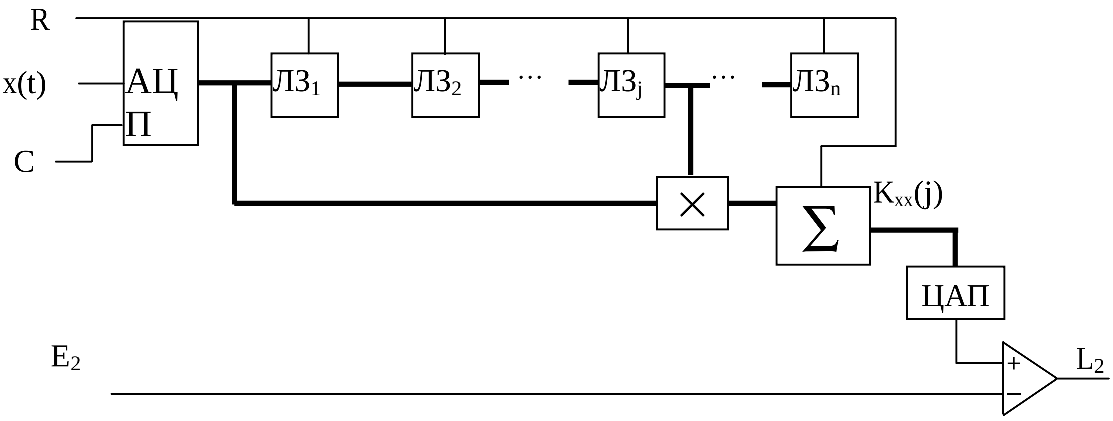


Рис. 4.7. Структурна схема формувача другої ЛСІМ.

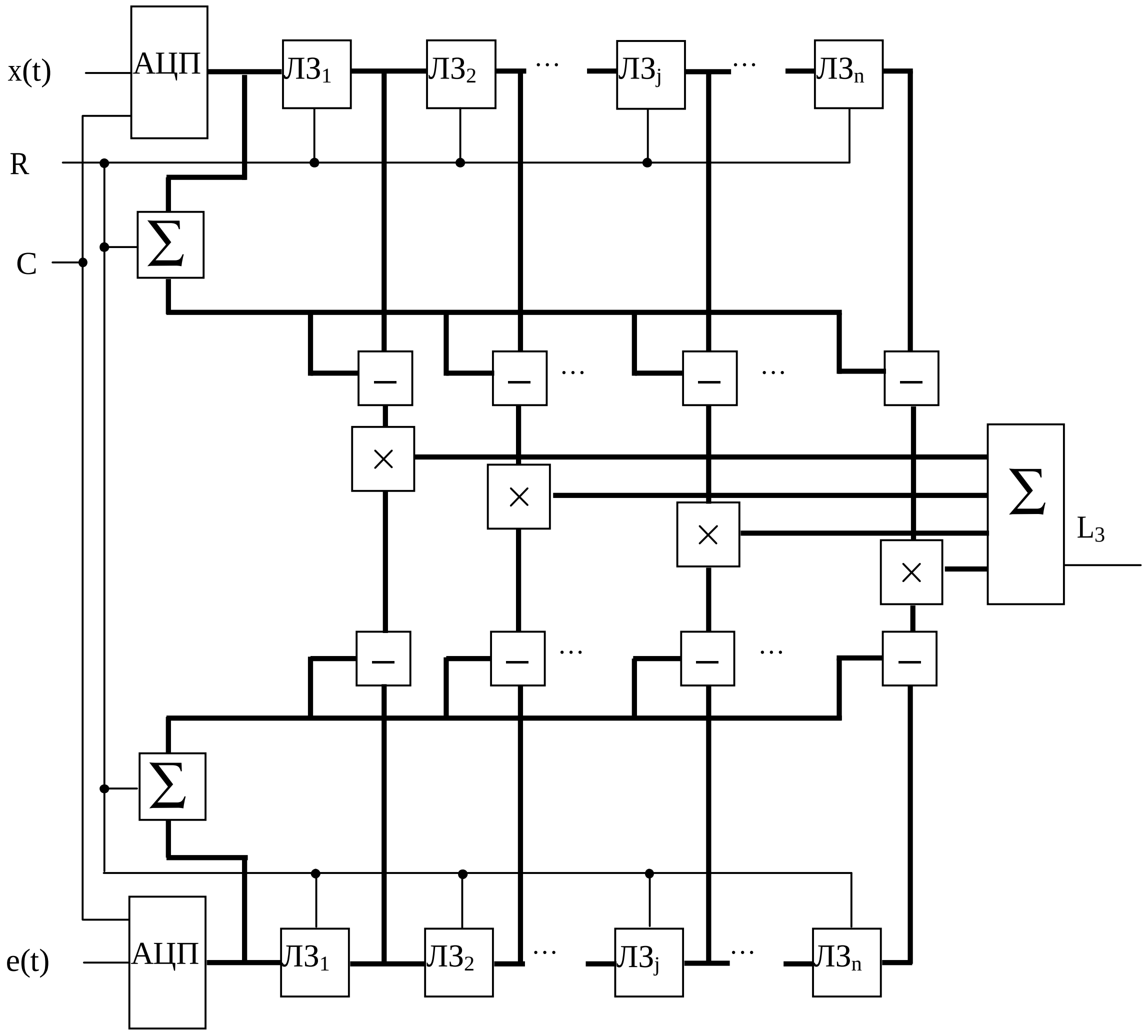


Рис. 4.8. Структурна схема формувача третьої ЛСІМ.

В структурній схемі четвертої ЛСІМ використовуються вузькосмугові фільтри СФ з відповідними частотами пропускання ω_1, ω_2, …, ω_k, які виділяють відповідні гармоніки сигналу, що повинні бути присутні в ньому (рис. 4.9).

За допомогою помножувача П і накопичувального суматора $\sum$ визначається енергія відповідної гармоніки, яка порівнюється з встановленою для кожної гармоніки апертурою. E_{ω_i}.

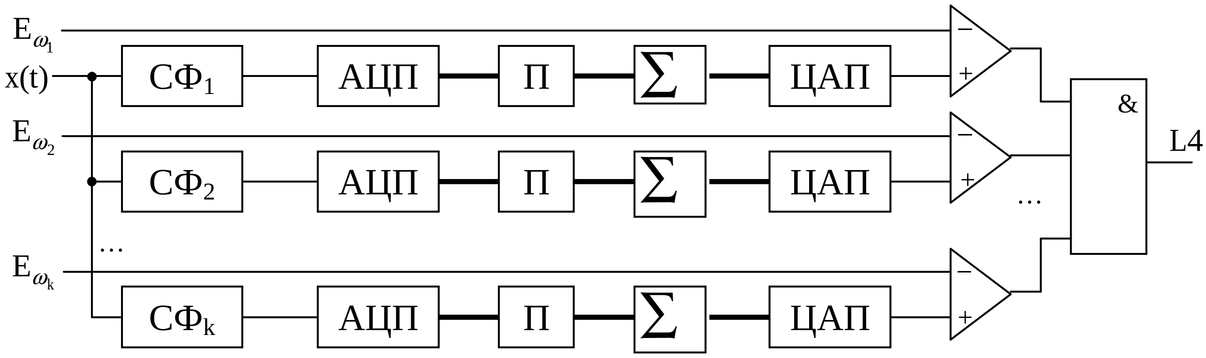
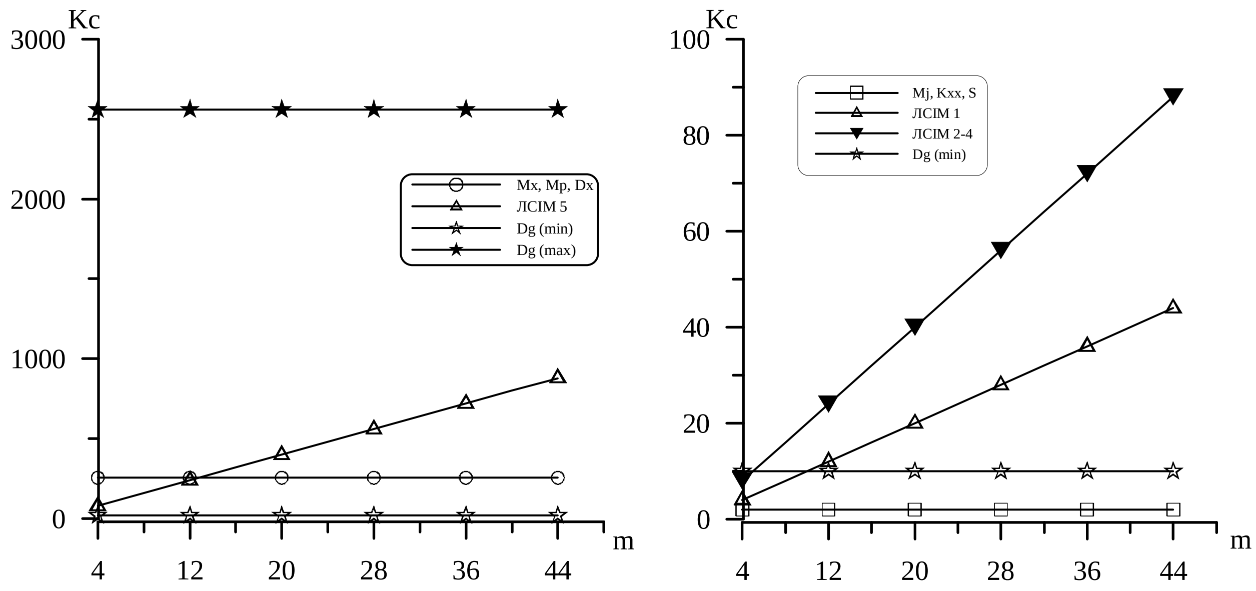


Рис. 4.9. Структурна схема формувача четвертої ЛСІМ.

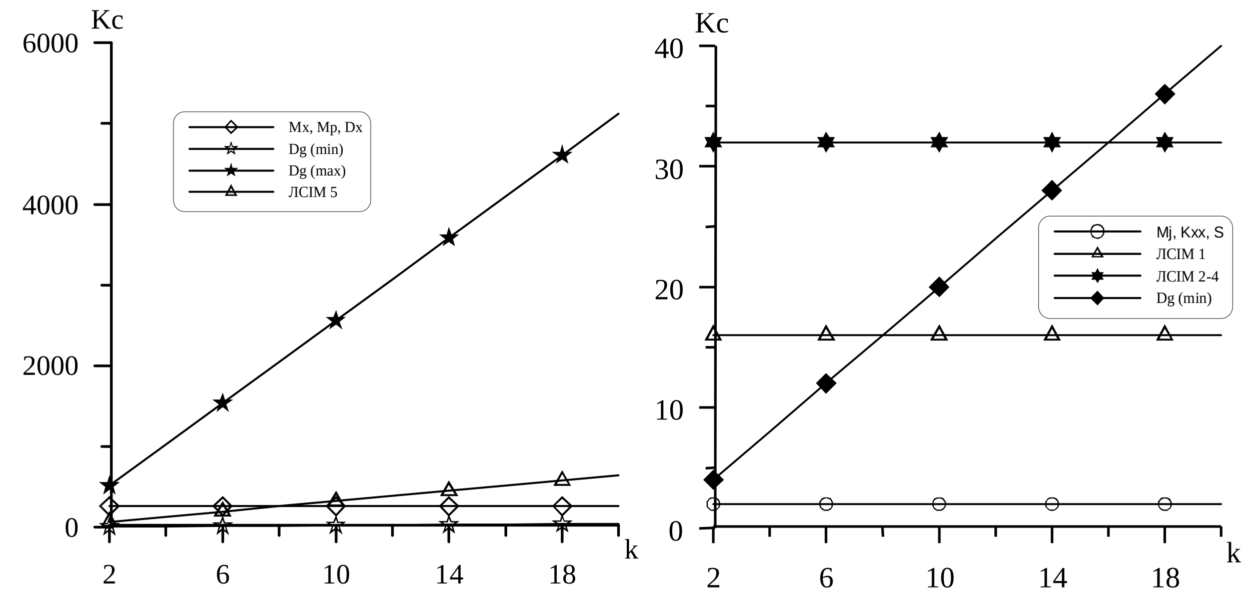
Аналогічні схеми формувачів можуть бути розроблені для інших моделей. Але різні класи моделей мають не однакові можливості в плані стиснення даних. Нижче наведена таблиця розрахунку коефіцієнтів стиснення даних (див табл. 4.2.), в якій використовуються наступні позначення: k – кількість каналів багатоканального ДІ; N_i – об'єм вибірки даних в i-му каналі; j – крок зсуву при розрахунку моделей, які використовують ковзний принцип, m_i – розрядність відліків в i-му каналі.

З виразів коефіцієнтів стиснення K_c видно, що для одних моделей він залежить від кількості каналів, для інших – від розрядності відліків, а ще для інших – від об'єму масиву даних та довжини робочої вибірки.

На рис. 4.10 подано графіки результатів аналізу залежності коефіцієнта K_c від зміни розрядності відліків та кількості каналів складного ДІ, при заданих значеннях $N = 256$, $n = 128$ і кроком обчислення ковзних моделей $j = 1$.



а)



б)

Рис. 4.10 Графіки залежності коефіцієнта стиснення даних від розрядності відліків – а) та кількості каналів складних ДІ – б) в різних класах моделей джерел інформації.

З графіків видно, що найбільш ефективними, з точки зору стиснення даних, є модель глобальної дисперсії, яка дозволяє зменшити об’єми даних порядку 10 – 10000 раз та логіко-статистичні моделі, особливо ЛСІМ 5, яка базується на глобальній дисперсії.

Таблиця 4.2.

КОЕФІЦІЄНТИ СТИСНЕННЯ ДАНИХ РІЗНИХ КЛАСІВ ІНФОРМАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ

НАЙМЕНУВАННЯ МОДЕЛІ ДІ	Вираз обчислення коефіцієнту стиснення даних	Примітка
Вибіркове математичне сподівання; Зважене математичне сподівання Дисперсія; Середньоквадратичне відхилення.	$K_c = \frac{N_1 + N_2 + K + N_k}{k} = \sum_{i=1}^{k} \frac{N_i}{k}$	при довільних N в кожному каналі;
	$K_c = N$	при $N_1 = K = N_k = N$
Ковзне математичне сподівання; кореляційні моделі; спектральні моделі.	$K_c = \hat{E}\left[\sum_{i=1}^{k} \frac{N_i}{\check{E}\left[\frac{N_i - n_i}{j_i}\right] + 1}\right];$	при довільних значеннях N_i, n_i, j_i;
	$K_c = \hat{E}\left[\sum_{i=1}^{k} \frac{N_i}{N_i - n_i + 1}\right];$	при довільних N_i, n_i та $j_1 = j_2 = K = j_k = 1$
	$K_c = \hat{E}\left[\frac{N}{N - n + 1}\right].$	при $N_1 = N_2 = K = N$; $n_1 = n_2 = K = n$; $j_1 = j_2 = K = j_k = 1$
Модель глобальної дисперсії	$K_c = \hat{E}\left[\frac{N \cdot k}{\check{E}\left[\frac{N - n}{j}\right] + 1}\right]$	повинні бути $N_1 = N_2 = K = N$ $n_1 = n_2 = K = n$ і $j_1 = j_2 = K = j_k = j$
	$K_c = \hat{E}\left[\frac{N \cdot k}{N - n + 1}\right]$	повинні бути $N_1 = N_2 = K = N$ $n_1 = n_2 = K = n$ і $j_1 = j_2 = K = j_k = 1$
ЛСІМ 1	$K_c = \hat{E}\left[\sum_{i=1}^{k} \frac{m_i}{k}\right]$	при довільних m_i в кожному каналі
	$K_c = m$	при $m_1 = K = m_k = m$
ЛСІМ 1.1–1.2	$K_c = \hat{E}\left[\sum_{i=1}^{k} \frac{m_i\ n_i}{k}\right]$	при довільних m і n
	$K_c = m \cdot n$	при $m_1 = K = m_k = m$ $n_1 = K = n_k = n$

Продовження табл. 4.2

ЛСІМ 1.3 та ЛСІМ 2–4	$K_c = \hat{E}\left[\sum_{i=1}^{k} \frac{N_i}{\check{E}\left[\frac{N_i - n_i}{j_i}\right] + 1}\right]$	при довільних j, m, n
	$K_c = \hat{E}\left[\sum_{i=1}^{k} \frac{N_i \cdot m_i}{N_i - n_i + 1}\right]$	при довільних m і n та $j_1 = j_2 = K = j_k = 1$
	$K_c = \hat{E}\left[\frac{N \cdot m}{N - n + 1}\right]$	при $m_1 = K = m_k = m$ $n_1 = K = n_k = n$ $j_1 = j_2 = K = j_k = 1$
ЛСІМ 5	$K_c = \hat{E}\left[\frac{N \cdot m \cdot k}{N - n + 1}\right]$	при ковзному обчисленні глобальної дисперсії
	$K_c = N \cdot m \cdot k$	при вибірковому обчисленні глобальної дисперсії

4.2. Алгоритми і методи побудови статистичних моделей

Методика побудови інформаційних моделей, в тому числі і кореляційних, в деякій мірі залежить від виду вхідних даних та обмежень, які накладаються специфіками ОК та обчислювальних середовищ.

Сучасно техніка, в основному використовує цифрові дані що передаються дискретними сигналами. Тому зупинимося на аналізі способів побудови інформаційних моделей за масивами дискретних відліків.

Розглянемо стандартну методику побудови інформаційних моделей на прикладі оцінки кореляції, для достатньо великого масиву даних, об’ємом N, і вважається, що $N \to \infty$. В даному випадку, вибирають робочу вибірку з n елементів, яка містить інформацію про весь спектр сигналу і обчислюється значення $R_{xx}(j)$ згідно виразу:

$$R_{xx}(j) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \overset{0}{x}_i \, \overset{0}{x}_{i+j}\,, \tag{4.5}$$

де $j = 0, 1, \ldots, m$, m – максимальний зсув, який достатній для відображення кореляційної характеристики сигналу. При цьому достатньо вибірки об’ємом $N = n + m$.

Якщо на кількість дискретних зсувів j і об’єм робочої вибірки накладаються обмеження $j = m$ і $n = n_1$, пов’язані з властивостями обчислювального середовища, чи іншими факторами, пропонуються наступні способи побудови кореляційних моделей.

Перший спосіб полягає в тому, що на першому етапі обчислюється $R_{xx}(j)$ за виразом (4.5), для дискретних зсувів $j = 0, 1, \ldots, m$. Це дасть значення $R_{xx}(j)$ на початковому інтервалі $[0, m]$. На другому етапі крок збільшують в два рази $j = 0, 2, 4, \ldots, 2m$ і знову обчислюють $R_{xx}(j)$. В результаті отримаємо значення кореляційної оцінки на інтервалі $[0, 2m]$. Потім приймають $j = 0, 4, 8, \ldots, 4m$ і т. д., поки дозволяє об’єм N масиву даних. В загальному вигляді таку процедуру можна записати виразами:

$$R_{xx}(j) = \frac{1}{n_1}\sum_{i=1}^{n_1} \overset{0}{x}_i \, \overset{0}{x}_{i+j}\,,$$

де $i = \overline{1, n_1}$;

$j = (0, 1, \ldots, m) \cdot 2^k$, $k = \check{E}\left[\log_2 \frac{N - n_1}{m}\right]$ – кількість повторень процедури

В результаті отримаємо k характеристик кореляційної оцінки для різних інтервалів часу, де кожен наступний інтервал більший за попередній в два рази. На завершальному етапі здійснюється усереднення всіх k характеристик $R_{xx}(j)$ і в результаті отримується одна оцінка для цілого інтервалу.

Другий спосіб відрізняється від попереднього тим, що i збільшується в два рази на кожному етапі обчислення $R_{xx}(j)$: $i=(0,1,K,n_1)\cdot 2^k$. Таким чином, кількість циклів виконання процедури зменшиться і буде рівна: $k=\check{E}\left[\log_2 \frac{N}{n_1+m}\right]$.

При цьому на кожному кроці k отримаємо значення оцінки $R_{xx}(j)$ на інтервалі, більшому за попередній в чотири рази. Як і в першому способі, необхідно здійснити усереднення отриманих k оцінок.

Недоліком наведених способів є те, що отримується k оцінок, які необхідно усереднювати. Це обумовлено тим, що початкові характеристики враховують високі гармоніки сигналу, а останні – низькі гармоніки. Перший метод дозволяє отримати більш точну оцінку $R_{xx}(j)$, в порівнянні з другим, але потребує більшої кількості повторень процедури, що забирає більше часу.

Інший спосіб побудови $R_{xx}(j)$ полягає в тому, що на початковому інтервалі значення кореляційної оцінки обчислюються з малим кроком дискретизації та великим об’ємом вибірки n, щоб забезпечити високу точність. На послідуючих ділянках значення $R_{xx}(j)$ екстраполюються методом максимальної ентропії [84-86]. Цей метод базується на обчисленні наступних значень кореляційної оцінки на основі попередніх.

4.3. Способи представлення сигнальних моделей

Використання автоматизованих систем управління (АСУ) передбачає збір та обробку даних про контрольований об’єкт і відображення інформації на терміналі оператора. Це обумовлює доцільність аналізу представлення даних з ергономічних позицій. Очевидно, що ефективність сприйняття інформації в значній мірі залежить від способу її відображення. Як зазначено в [31], існують однорідні та комплексні форми відображення. Там же вирізняється чотири однорідні форми: t – текстова; S – аудіальна (звукова); g – візуальна і C – графічна. Комплексні форми відображення є різними поєднаннями однорідних форм.

В технічних системах найчастіше найбільш ефективною однорідною формою є графічна, оскільки вона забезпечує швидке сприймання інформації і дозволяє компактно відобразити великий об’єм інформації. Проте можуть використовуватись і короткі текстові повідомлення, звукові сигнали та візуальні форми. Зрозуміло, що комплексні способи значно підвищують рівень сприймання інформації. Комплексна форма, яка подає інформацію в графічному вигляді з текстовими ремарками та звуковим супроводом, в більшості випадків, є найкращим варіантом, оскільки одна і та ж інформація дублюється трьома формами, за рахунок чого краще сприймається оператором.

Для представлення даних про ОК в АСУ використовуються сигнальні моделі, які, з точки зору способу відображення інформації, можна класифікувати наступним чином (рис. 4.11).

На рис. Б.1 додатку Б наведено приклади реалізації відображення сигнальних моделей поданими в класифікації способами.

Згідно класифікації (рис. 4.11) формально сигнальну модель можна описати рядом параметрів:

$$CM[N, Cl, m, Sp, D]; \qquad (4.6)$$

де N – кількість рівнів квантування ($N = 2$ – дворівнева модель, $N = n$ – багаторівнева);

Cl – спектр кольорів ($Cl = bw$ – чорно-білий, $Cl = col$ – кольоровий);

m – вимірність представлення інформації ($m = 1$ – в одномірному просторі, $m = 2$ – в двомірному просторі, $m = 3$ – тримірному просторі);

Sp – спосіб представлення інформації ($Sp = s$ – структури, графи і схеми, $Sp = d$ – діаграми і гістограми, $Sp = g$ – графіки, $Sp = t$ – таблиці, $Sp = bs$ – блок-схеми, $Sp = iw$ – інформаційні вікна);

D – динамічність ($D = dyn$ – динамічні, $D = st$ – статичні).

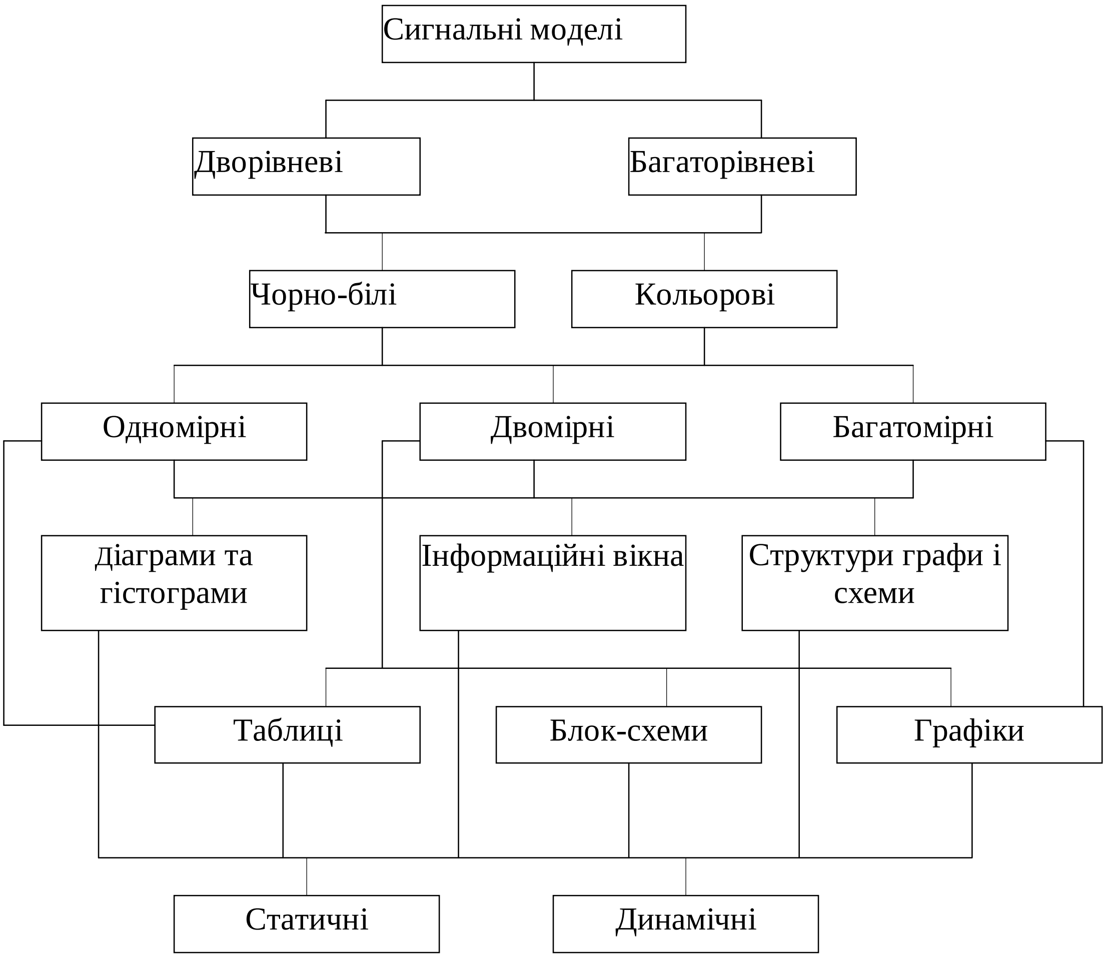


Рис. 4.11. Класифікація способів відображення сигнальних моделей.

Формальне представлення (4.6) дає можливість емпірично оцінити зручність відображення даних сигнальною моделлю. Введемо для кількісної оцінки ергономічності моделі критерій оцінки ефективності представлення даних та організації діалогу між оператором та ЕОМ:

$$K_e = f\,(k_1, k_2, m_1, m_2, s_1, s_2, w, n, D, Ar, d, f, \tau, , p); \qquad (4.7)$$

де k_0 – коефіцієнт діапазону значень;

k_1 – коефіцієнт контрастності;

k_2 – коефіцієнт спектру кольорів;

m_1 – коефіцієнт масштабності зображення всієї моделі;

m_2 – коефіцієнт масштабності зображення частини моделі;

s_1 – коефіцієнт звукового супроводу;

s_2 – коефіцієнт способу відображення інформації;

w – коефіцієнт багатовіконного представлення;

n – коефіцієнт вимірності;

D – коефіцієнт динамічності;

Ar – коефіцієнт архівування даних;

d – коефіцієнт складності виклику;

f – коефіцієнт частоти оновлення інформації;

τ – коефіцієнт затримки появи моделі з моменту її виклику;

p – коефіцієнт символіки зображень.

Приведений критерій враховує п’ятнадцять найбільш загальних показників і визначається як їх сума:

$$K_e = \sum_{i=1}^{15} p_i ;$$

де p_i – вагові коефіцієнти в (4.7).

Аргументам критерію K_e необхідно визначити множини значень, які б характеризували можливі стани моделі (табл. 4.3).

Таблиця 4.3

Значення коефіцієнтів оцінки ергономічності відображення моделей

№ п/п	Значення коефіцієнта	Характеристики та стани сигнальної моделі
1	$k_0 = 1$ $k_0 = 2$	дворівнева багаторівнева

Продовження табл. 4.3.

2	$k_1 = 1$ $k_1 = 2$ $k_1 = 3$	низько контрастна середньо контрастна високо контрастна
3	$k_2 = 1$ $k_2 = 3$ $k_2 = 7$	чорно-біла три кольори сім кольорів
4	$m_1 = 1$ $m_1 = 2$ $m_1 = 4$ $m_1 = 8$	масштаб 1:1 масштаб 1:1 і 2:1 масштаб 1:1, 2:1 і 4:1 масштаб 1:1, 2:1, 4:1 і 8:1
5	$m_2 = 1$ $m_2 = 2$	масштаб 1:1 масштаб 2:1
6	$s_1 = 0$ $s_1 = 1$ $s_1 = 2$	без звукового сигналу наявність одного супроводжуючого сигналу наявність кількох супроводжуючих сигналів
7	$s_2 = 1$ $s_2 = 2$ $s_2 = 3$ $s_2 = 4$ $s_2 = 5$	відображення інформації кодом відображення інформації текстом відображення інформації нерухомим зображенням відображення інформації рухомим зображенням відображення інформації зображенням з підказками
8	$w = 1$ $w = 2$ $w = 3$ $w = 4$ $w = 5$ $w = 6$ $w = 7$ $w = 8$	одновіконний режим двовіконний режим тривіконний режим чотиривіконний режим п’ятивіконний режим шестивіконний режим семивіконний режим восьмивіконний режим

Продовження табл. 4.3.

9	$n=1$ $n=2$ $n=3$	одновимірна модель двовимірна модель тривимірна модель
10	$D=0$ $D=1$	нединамічна модель динамічна модель
11	$Ar=0$ $Ar=1$ $Ar=3$ $Ar=4$ $Ar=5$	відображення тільки поточної інформації можливість відображення поточних і 1-ї категорії минулих даних (за минулу годину) можливість відображення поточних і 2-х категорій минулих даних (за минулу годину і за зміну) можливість відображення поточних і 3-х категорій минулих даних (за минулу годину, за зміну і за добу) можливість відображення поточних і 4-х категорій минулих даних (за минулу годину, за зміну, за добу і за місяць)
12	$d=2$ $d=-1$ $d=-2$	простий виклик середня складність виклику складний виклик
13	$f=1$ $f=-1$ $f=-2$	частота оновлення даних в межах 1.8 – 2.4 с частота оновлення даних менша 1.8 – 2.4 с частота оновлення даних більша 1.8 – 2.4 с
14	$\tau=0$ $\tau=-1$ $\tau=-2$ $\tau=-3$ $\tau=-4$	поява інформації без затримки поява інформації з затримкою не більше 2 с. поява інформації з затримкою не більше 10 с. поява інформації з затримкою не більше 10 с. поява інформації з затримкою більше 10 с.
15	$p=0$ $p=2$	використання довільних позначень використання позначень професійної символіки

При заданих вагових значеннях аргументів критерій K_e може приймати максимальне значення $K_e = 50$, що відповідає найкращим ергономічним властивостям сигнальної моделі, і мінімальне значення – $K_e = 0$, при найгірших значеннях характеристик моделі.

4.4. Інтерактивне подання моделей квазістаціонарних ДІ

Аналіз ОК з точки зору їх поведінки в часі дозволяє виділити чотири типи об’єктів [9, 44]: детерміновані, стаціонарні, квазістаціонарні та нестаціонарні (рис. 4.12).

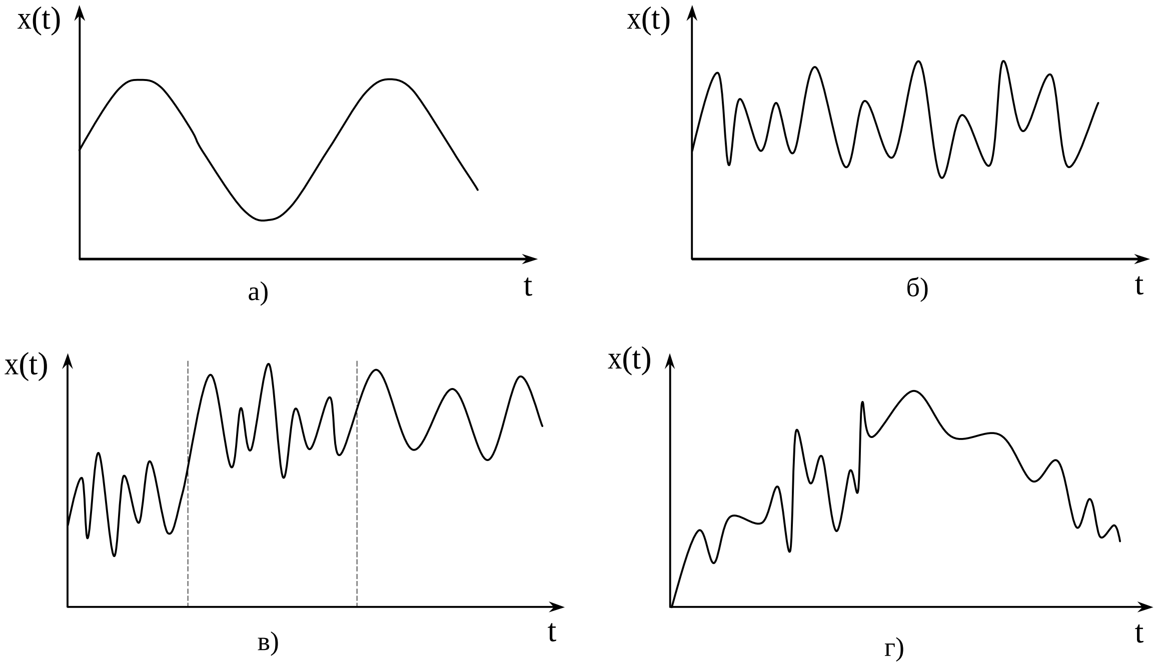


Рис. 4.12. Приклади детермінованого – а), стаціонарного – б), квазістаціонарного – в) та нестаціонарного – г) сигналів.

Як показують дослідження [47], більшість технологічних об’єктів мають квазістаціонарний характер. Кожен період часу, на якому ОК поводить себе як стаціонарний відповідає перебуванню об’єкту в одному стані. Якщо можна виділити n періодів, на яких хоча б одна з характеристик M_x, D_x, $R_{xx}(j)$, $S(\omega)$ відрізняється, то вважають, що ОК має n станів. В кожному з цих станів його можна досліджувати за допомогою інформаційних моделей придатних для аналізу стаціонарних процесів. Проте таке дослідження не дає адекватного відображення квазістаціонарних об’єктів в цілому.

Такі ОК доцільно аналізувати за допомогою комплексу квазістаціонарних моделей. Розглянемо технологію їх побудови на схематичному прикладі, де в ролі квазістаціонарного ОК вибрано резервуар.

Для резервуару можна виділити п’ять основних технологічних станів: S_1 – наповнення; S_2 – відстій; S_3 – дренаж; S_4 – компаундування; S_5 – злиття (рис. 4.13).

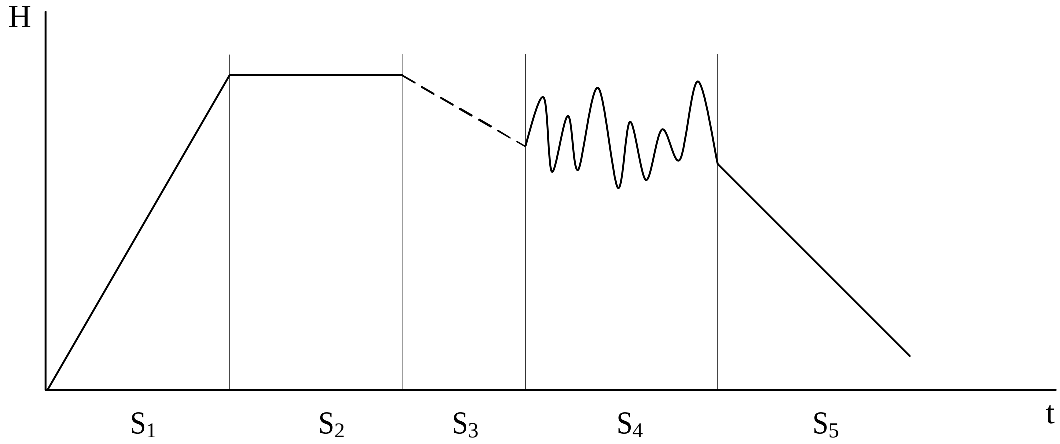


Рис. 4.13. Графік зміни процесів в резервуарі.

Фіксуючи стани кожні 15 хв., що цілком достатньо для відображення динаміки поведінки процесів в резервуарі, побудуємо часову модель станів, яка характеризує поведінку об’єкту на протязі зміни, доби, місяця (рис. А.14).

Часова модель є основою для побудови інших інформаційних моделей квазістаціонарних ОК (див. додаток А): впорядкованої моделі по кожному стану (рис. А.15); впорядкованої часової моделі по змінам (рис. А.16); вибіркових моделей по кожному стану (рис. А.17), а також імовірнісних, кластерних та ін.

На базі вибіркових моделей розраховуються статистичні характеристики M_x, D_x, $R_{xx}(j)$, $S(\omega)$ кожного стану, а також взаємокореляційні зв'язки між ними.

Часова модель об'єкту дає можливість розрахувати імовірності його знаходження в кожному стані: $p_i = \frac{T_i}{T}$, T_i – час перебування ОК в стані S_i; T – загальний час спостереження, а також побудувати матрицю імовірностей переходу між станами:

$$\begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & & \cdots & p_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{pmatrix},$$

де $p_{ij} = \frac{N_{ij}}{N}$, N_{ij} – кількість переходів з стану S_i в стан S_j, N – загальна кількість переходів між станами. Отримані імовірності перебування ОК в S_i та матриця імовірностей переходів (див. п. 2.6) є основою для побудови кластерних моделей.

Комплекс розроблених та досліджених моделей ДІ, ліг в основу розробки програмного-інформаційного забезпечення систем реального часу (див. додаток В). Кореляційні, ентропійні та статистичні моделі використано для ідентифікації та аналізу аварійних станів об'єктів електроенергетики, про що свідчать акти впровадження в додатку Г.

ВИСНОВКИ ДО IV РОЗДІЛУ.

1. Введено оцінку впливу старіння інформації на точність побудови кореляційних функцій при аналого-цифровому перетворенні, на основі якої можна визначити допустимі значення запізнення перетворення.
2. Розглянуто структури різних типів багатоканальних АЦП і досліджено старіння інформації при різних способах перетворення аналогових сигналів в цифровий код.
3. Обґрунтовано структурну схему модифікованого АЦП-Галуа, яка містить в двічі менше компараторів в порівнянні з відомою схемою АЦП такого типу і формує вихідний цифровий код в базисі Галуа.
4. Розроблено структурні схеми формувачів ЛСІМ для формування моделей апаратними засобами на низовому рівні АСУ, при реалізації яких досягається значне зменшення об’ємів даних, що передаються на вищі рівні систем.
5. Досліджено можливості стиснення даних статистичних, кореляційних, спектральних, логіко-статистичних моделей та показано, що ЛСІМ 5 та модель глобальної дисперсії мають найвищі коефіцієнти стиснення.
6. Проаналізовано способи відображення сигнальних моделей, здійснено їх узагальнення та класифікацію. Введено оцінку їх ергономічних якостей.
7. Подано різні способи побудови кореляційних моделей в залежності від умов, накладених властивостями ОК, обчислювальної системи чи іншими факторами.
8. Подано методику побудови моделей квазістаціонарних об’єктів та способи їх представлення.

ВИСНОВКИ

1. Проаналізовано інформаційні технології, в основі яких лежать базиси унітарний, Радемахера та Галуа, показано переваги та недоліки представлення та оброблення даних в цих базисах.

2. Подано різні способи кодування даних в інтегральній інформаційній технології, яка базується на кодах поля Галуа. Показано методику формування даних в інтегральній інформаційній технології для однополярних і біполярних сигналів та модель багатоканального ДІ в G-технології. Запропоновано методи приведення біполярних сигналів до сигналів без спадаючих ділянок, які найбільш зручні при використання ІІТ.

3. Узагальнено існуючі кореляційні моделі, досліджено їх властивості та запропоновано кореляційну функцію, яка визначається усередненням добутку функції “менше з двох” і модулем різниці зсунутих в часі значень та встановлено аналітичний зв’язок між відомими функціями кореляції та запропонованою, яка характеризується вищою швидкодією обчислення ніж кореляційна. Подано методики та розроблено, у вигляді графів, структури алгоритмів побудови кореляційних моделей.

4. Досліджено, для стаціонарних процесів, взаємозв’язки між кореляційними оцінками та подано аналітичні вирази, які дозволяють перейти від однієї оцінки до іншої без визначення закону розподілу.

5. і Крестенсона та показано, що найкращою збіжністю володіє базис Крестенсона.

6. Проаналізовано та вказано на недоліки різних типів ентропійних оцінок. Подано визначення оцінки ентропії для нормального закону розподілу на основі кореляційних оцінок.

7. Запропоновано та досліджено оцінку глобальної дисперсії, яка дозволяє оцінити загальний стан багатоканального ОК за одниим

показником. Розроблено узагальнений граф алгоритму обчислення ентропійних моделей та оцінки глобальної дисперсії.

8. Досліджено ЛСІМ-и та показано доцільність і ефективність їх використання для аналізу відхилень ОК від норми. Запропоновано ЛСІМ, яка базується на оцінці глобальної дисперсії. Розроблено структурні схеми формувачів ЛСІМ.

9. Подано методики побудови моделей розпізнавання образів та запропоновані моделі, що базуються на кореляційних оцінках та власних функціях

10. Подано різні типи інформаційних моделей руху даних та технологію їх побудови. Сформульовано основні положення та поняття, що використовуються при описі моделей руху даних і умови несуперечності їх побудови.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Шенон К. Работы по теории информации и кибернетике. – М.: Иностранная литература, 1963, – 830с.

2. Макс Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях: пер. с франц. – М.: Мир, 1983. – Т. 1. – 311 с.; Т. 2. – 256 с.

3. Краус М., Кучбах Э., Вошни О.-Г. Сбор данных в управляющих вычислительных системах: Пер. с нем. – М.: Мир, 1987. – 294 с.

4. Ланге Ф. Статистические аспекты построения измерительных систем.: Пер. с нем. / Под. ред. Б. Р. Левина и Г. Я. Мирского. – М.: Радио и связь, 1981. – 168с.

5. Колмогоров А. Н. Теория вероятности и математическая статистика. [Сб.] / Отв. ред. Ю. В. Прохоров; [АН СССР, Отд-ние математики]. – М.: Наука, 1986. – 534 с.

6. Введение в кибернетическую технику: Обработка физической информации. / Под общ. Ред. Б. Н. Малиновского. – К.: Наук. думка, 1979. – 256 с.

7. Боюн В. П., Козлов Л. Г. Некоторые вопросы повышения оперативности первичной обработки информации в системах управления реального времени. В кн.: программы и алгоритмы обработки экспериментальной информации. К: (АН УССР. Ин-т кибернетики / Препринт; 76–38) 1976. – С 31-38

8. Боюн В. П. Динамическая теория информации. Основы и приложения. – К.: Ин-т кибернетики им. Глушкова НАН УКраины, 2001. – 326 с.

9. Николайчук Я. М., Сегін А. І. Моделі джерел інформації та методи їх представлення // Методи та прилади контролю якості. ІФДТУНГ, 1998, №2. С. – 80-84.

10. Френкс Л. Теория сигналов. – М.: Сов. радио, 1974. – 344 с.

11. Колмогоров А. Н., Фомин С. В. Элементы теории функции и

функционального анализа. –М.: Наука, 1976. – 352 с.

12. Лапа В. Г. Математические основы кибернетики. – К.: И-во “Выща школа”, 1974. – 452 с.

13. Вентцель А. Д. Курс теории случайных процессов. – М.: Наука, 1975. – 320 с.

14. Боровков А. А. Теория вероятности. – М.: Наука, 1976. –352 с.

15. Мирский Г. Я. Радио электронные измерения. – М. Энергия, 1975. – 600 с.

16. Мирский Г. Я. Характеристики стохастической взаимосвязи и их измерение. – М: Энергоиздат, 1982. – 240 с.

17. Грибанов Ю. И., Веселова Г. П., Андреев В. Н. Автоматические цифровые корреляторы. – М. Энергия, 1971. – 240с.

18. Сегін А. І. Подання інформаційних моделей та методика їх побудови // Розвідка і розробка нафтових і газових родовищ. Серія: Технічна кібернетика та електрифікація об’єктів паливно-енергетичного комплексу. № 34. – Івано-Франківськ.: ІФДТУНГ, 1997. – С. 23-34

19. Многоканальное устройство для вычисления функции эквивалентности: А. с. 1317455 (СССР), МКИ G 06 F 15/36. / Я. Н. Николайчук и С. М. Ищеряков. – Опубл. 30.04.87, Бюл. № 22.

20. Криксунов В. Г. Спектральный анализ электрических сигналов. – К.: Техника, 1971. – 195 с.

21. Харкевич А.А. Спектры и анализ. – М.: ГИТТЛ, 1957.– 280 с.

22. Чайковский В.И. Функциональные особенности цифровых анализаторов спектра, работающих в реальном масштабе времени. – Киев.: (Препр. / Ин-т кибернетики АН УССР;76-39), 1976. – 32 с.

23. Анисимов Б. В., Курганов В. Д., Злобин В. Н., Распознавание и цифровая обработка изображений. – М.: Высш. Школа, 1983. – 295 с.

24. Касами Т., Токура Н., Ивауари Ё., Инагалки Я. Теория кодирования: Пер. с японского./ Под ред. Б.С. Цыбакова, С.И. Гельфанда. – М.: Мир, 1978.

– 576 с.

25. Варакин Л. Е. Системы связи с шумоподобными сигналами. – М.: Радио и связь, 1985. – 384 с.

26. Герчук Я. М. Графические методы в статистике. – М.: Наука, 1968. – 124 с.

27. Число и мысль / Сборник работ, вып. 9. – М.: Знание. – 176 с.

28. Кузьмин И. В., Кедрус В. А. Основы теории информации и кодирования. – К.: «Выща школа», 1986, – 238 с.

29. Боюн В.П. Методы определения δ-энтропии случайных процессов // УсиМ. – 2000. –№ 4 – С.14-19.

30. Голдман С. Теория информации. – М.: Изд-во иностранной литературы, 1975. – 382 с.

31. Перспективы развития вычислительной техники: В 11 кн.: Справ. Пособие / Под ред. Ю. М. Смирнова. Кн. 1: Информационные семантические системы / Н. М. Соломатин. – М.: Высш. шк., 1989. – 127 с.

32. Вилкас Э. Й. Решения: теория, информация, моделирование. – М.: Радио и связь, 1981. – 328 с.

33. Вариченко Л. В., Лабунец В. Г. Раков М. А. Абстрактные алгебраические системы и цифровая обработка сигналов. – К.: Наук. думка, 1986. – 248 с.

34. Куликовский Л. Ф., Мотов В. В. Теоретические основы информационных процессов: Учеб. пособие для вузов по спец. “Автоматизация и механизация процессов обработки и выдачи информации”. – М.: Высш. шк., 1987. – 248 с.

35. Левицький А. О. Методи інтегральної технології та моделі даних в інформаційних системах обліку витрати енергоносіїв: Автореферат дис… к-та технічних наук: 05.13.05/ Івано-Франківський держ. техн. ун-тет нафти і газу – Івано-Франківськ, 1999. – 16 с.

36. Левицький А. О. Аналіз методики обчислення витрати енергоносіїв

при використанні вертикальної інформаційної технології. // Методи та прилади контролю якості. – Івано-Франківськ, 1998. – №2. – С. 63–65.

37. Левицький А. О. Методи формування повідомлень на основіінтегрально-імпульсних моделей. // BISTRO/96/052. Матеріали 2-ї Міжнародної науково-практичної конференції “Управління енерго-використанням” – Львів. – 1997. – С. 4-36–4-39.

38. Штарьков Ю.М. Адаптивное кодирование дискретных источников. – В кн.: Кодирование в сложных системах. – М.: Наука, 1974. С. 164-169.

39. Питерсон У., Уэлдон Э. Коды, исправляющие ошибки: Пер. с англ. – М.: Мир, 1976. - 400с.

40. Блейхут Р. Теория и практика кодов контролирующих ошибки. – М.: Мир, 1986. – 576с.

41. Яблонский В. С. Введение в дискретную математику. – М: Наука, 1986. – 384 с.

42. Петришин Л. Б. Теоретичні основи перетворення форми і цифрової обробки інформації в базисі Галуа. – Київ: ІЗіМН МОУ, 1997. – 237 с.

43. Петришин Л. Б. Теорія арифметичних операцій над кодами поля Галуа. // Збірник наук. праць ІФІНГ. – Київ: НМК ВО, 1991. – С. 82-85.

44. Низові обчислювальні мережі. Навч. посібник. / Я. М. Николайчук. – К.: УМК ВО, 1990. – 55 с

45. Белима А. С., Боличевцев О.Д., Гребень Й.І. Теоретичні основи централізованого контролю технологічними процесами. – К.: Вища шк., 1973. – 242 с.

46. Ивахненко А. Г., Лапа В. Г. Предсказание случайных процессов. – К.: Наук. думка, 1971. – 416 с.

47. Николайчук Я.М. Розробка теорії і комплексу технічних засобів формування, передачі і обробки цифрових повідомлень в низових обчислювальних мережах автоматизованих систем. Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук – Івано-Франківськ, ІФІНГ,

1991. – 573 с.

48. Бебих Н. В., Денисов А. И. Взаимная спектрально-корреляционная обработка сигналов в различных ортогональных базисах // Изв. вузов. Сер. Радиоэлектроника. 1983. Т. 26, № 3. С. 54-60.

49. Дагман Э. Г., Кухарев Г. А. Быстрые дискретные ортогональные преобразования. Новосибирск, 1983. – 284с.

50. Ракошиц В. С., Козлов В. П., Можаев И. А. Специализированные микропроцессоры, реализующие быстрые преобразования // Цифров. обраб. сигналов и её применение. М., 1981. – С. 38-56.

51.Чеголин П.М. Автоматизация спектрального и корреляционного анализа. – М.: Энергия, 1969. – 384 с.

52. Гоулд Б., Рейдер Ч. Цыфровая обработка сигналов. – М.: Сов. адио, 1973. – 368 с.

53. Хартлі Р. Передача информации / Теория информации и её приложения / Под ред. А. А. Харкевича – М.,: Физматгиз, 1959. – С. 5–36.

54.Longo G. Quantitative-qualitattive measure of information. Internat. Centre of mechan. Sciences (Sommerkurs in Undien). Springer-Verlag, 1972.

55.Shults G. Informationstheorie mit Bewertung. Wiss/ Zeitschrift d. Humbold Univer. Berlin XX – 1971. S. 175-183.

56. Оливер Б. Эффективное кодирование / Теория информации и её применение / Под ред. А. А. Харкевича. – М.: Физматгиз, 1959. – С. 159-190.

57. Миддлтон Д. Введение в статистическую теорию связи. – М: Советское радио, 1961. – 768 с.

58. Таллер В. Теоретические ограничения скорости передачи информации. Теория информации и её приложения / Под ред. А. А. Харкевича – М.,: Физматгиз, 1959. – С. 58–81.

59.Боюн В. П. Теоретико-информационные основы преобразования и обработки информации в системах реального времени // Проектирование и применение средств микропроцессорной техники: Сб. научн. Трудов.– Киев:

ИК им. Глушкова АН УССР, 1986. – С. 9–17.

60. Елисеева И. В., Рукавишников В. О. Логика прикладного статистического анализа. – М.: Наука, 1982. –126 с.

61. Герчук Я. П. Графические методы в статистике. – М.: Наука, 1968. – 124 с.

62. Симоненко В.П. Организация вычислительных процессов в ЭВМ, комплексах, сетях и системах. – Киев, “Век +”, 1997. – 307 с.

63. Николайчук Я. Н. и др. Идентификация информационных состояний объектов исследования и управления на основе системы логико-статистических информационных моделей. К. Препринт 88-45 ИК АН УССР, 1988. – 16 с.

64. Кузин Л. Т. Основы кибернетики: В 2-х т. Т. 2. Основы кибернетических моделей. Учеб. пособие для вузов. – М.: Энергия, 1979. – 584 с.

65. Яглом А. М., Яглом И. М. Вероятность и информация. Главная редакция физико-математической литературы издательства «Наука», 1973. – 512 с.

66. Сегін А. Ідентифікація двовимірних зображень на основі інформаційної моделі хемінгового простору // Комп’ютерні технології друкарства. Збірник наукових праць. – Львів, – № 4, – 2000. – С. 344–347.

67.Николайчук Я., Сегін А., Сабадаш І. Метод розпізнавання графічних зображень на основі власних функцій Карунена-Лоєва. // Комп’ютерні технології друкарства. Збірник наукових праць. – Львів, – № 5, – 2000. – С. 344–347.

68. Ачасова С. М., Бандман О. Л. Корректность параллельных вычислительных процессов. – Новосибирск: Наука. Сиб. отд-ние, 1990. – 253 с.

69. Грицык В. В. Распараллеливание алгоритмов обработки информации в системах реального времени. – Киев: Наук. думка, 1981. –216 с.

70. Самофалов К. Г., Луцкий Г. М. Основы теории многоуровневых

конвейерных вычислительных систем. – Москва: Радио и связь, 1989. – 272 с.

71. Сегін А. І. Побудова алгоритмів формування моделей джерел інформації для автоматизованих систем реального часу // Розвідка і розробка нафтових і газових родовищ. Серія: Методи і засоби технічної діагностики. № 36. Т.8 – Івано-Франківськ.: ІФДТУНГ, 1999. – С. 84-93.

72. Пуртов С. Т. Автоматизированные системы управления предприятием. – М.: Высшая школа, 1989. – 396 с.

73. Мартин Дж. Планирование развития автоматизированных систем. – М.: Финансы и статистика, 1984. – 196 с.

74. Модин А. А. Интегрированные системы обработки данных. — М.: Наука, 1970. — 120 с.

75. Котов В. Е. Сети Петри. – М.: Наука, 1984. – 120 с.

76. Николайчук Я. М. Основи побудови обчислювальних систем на базі вертикальної інформаційної технології // Тези науково-практичної конференції професорсько-викладацького складу. Івано-Франківськ. – 1999. – с. 90–92.

77. Левицький А. О. Теоретичні основи інтегральної інформаційної технології в базисі Галуа // Тези науково-практичної конференції професорсько-викладацького складу. Івано-Франківськ. – 1999. – с. 93–94.

78. Левицький А. О. Алгоритмічне забезпечення і моделі об’єктів контролю розподілених систем енергообліку // Розвідка і розробка нафтових і газових родовищ. Серія: Технічна кібернетика та електрифікація об’єктів паливно-енергетичного комплексу. № 35. – Івано-Франківськ.: ІФДТУНГ, 1998. – С. 15-24.

79. Федорков Б. Г., Телец В. А., Дегтяренко В. П. Микроэлектронные цифро-аналоговые и аналого-цыфровые преобразователи. – М.: Радио и связь, 1984. – 120 с., ил. – (Массовая б-ка инженера «Электроника», вып. 41).

80. Аналого-цифровой преобразователь: А. с. № 1462477 СССР, МКИ

Н 03 К 13/175. / Я. Н. Николайчук (СССР). – № 4129459/24-24; Заявлено 03.06.86; Опуб. 28.02.89, Бюл. № 8.

81. . Аналого-цифровой преобразователь: А. с. № 1372621 СССР, МКИ Н 03 К 13/175./ Я. Н. Николайчук (СССР). – №4131322/24-24; Заявлено 03.06.86; Опубл. 07.02.88, Бюл. № 5.

82. Петришин Л. Б. Методи і засоби скануючого аналого-цифрового перетворення // Розвідка і розробка нафтових і газових родовищ. Серія: Технічна кібернетика та електрифікація об’єктів паливно-енергетичного комплексу. № 34. Том 6. – Івано-Франківськ.: ІФДТУНГ, 1998 – С. 245-249.

83. Сегін А. І. Оцінка впливу старіння інформації на кореляційні моделі багатоканальних об’єктів управління // Розвідка і розробка нафтових і газових родовищ. Серія: Технічна кібернетика та електрифікація об’єктів паливно-енергетичного комплексу. № 36. Т.6 – Івано-Франківськ.: ІФДТУНГ, 1999. – С. 80-88.

84.Писаренко В. Ф. Выборочные свойства спектральной оценки максимальной энтропии // Вычислительная сейсмология, 1977. Вып. 10. – С. 118–149.

85. Кей С. М., Марпл С. Л. Современные методы спектрального анализа. // ТИИЭР. Т. 69 – № 11. –1981. – С. 3–51.

86. Николайчук Я.Н., Пицык В.Л. Алгоритм ускоренного вычисления автокореляционной функции. – Рук.деп. в УКРНИИНТИ, № 1556, 1988. – 9 с.