

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМ. В. ДАЛЯ  
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ  
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

До захисту допускається  
Завідувач кафедри  
\_\_\_\_\_ Скарга-Бандурова І.С.  
« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА**

НА ТЕМУ:

**Дослідження методу прогнозування даних у відеопотоці**

---

---

---

Освітній ступінь “Магістр”  
Спеціальність 122 “Комп’ютерні науки”

Науковий керівник роботи:

\_\_\_\_\_

(підпис)

М.Є.Щербакова

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

Консультант з охорони праці:

\_\_\_\_\_

(підпис)

Я.О.Критська

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

Студент:

\_\_\_\_\_

(підпис)

О.В.Люрай

\_\_\_\_\_

(ініціали, прізвище)

Група:

КН-17зм

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ

Факультет Інформаційних технологій та електроніки

Кафедра Комп'ютерних наук та інженерії

Освітній ступінь магістр

Напрямок підготовки \_\_\_\_\_

(шифр і назва)

Спеціальність 122 "Комп'ютерні науки"

(шифр і назва)

**ЗАТВЕРДЖУЮ:**

Завідувач кафедри \_\_\_\_\_

І.С. Скарга-Бандурова

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ р.

**З А В Д А Н Н Я  
НА МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Люрай Оксані Вікторівні

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методу прогнозування даних у відеопотоці

керівник проекту (роботи) Щербакова Марина Євгенівна, к.т.н., доц.

(прізвище, м. 'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від «18» 10 2018 р. № 221/48

2. Строк подання студентом роботи 10.01.2018

3. Вихідні дані до роботи Матеріали науково-дослідної практики, тестові відеодані, алгоритми прогнозування часових рядів, теоретичні відомості про методи прогнозування багатовимірних часових рядів, середа розробки Visual Studio 2013

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) Огляд методів прогнозування часових рядів, дослідження методів вирішення задачі фрагментного прогнозування у відеорядах, експериментальний аналіз методів фрагментного прогнозування, охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях, висновки

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Електронні плакати

## 6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Критська Я.О. ст. викл. кафедри КНІ		

7. Дата видачі завдання 18.10.2018

Керівник

\_\_\_\_\_ (підпис)

Завдання прийняв до виконання

\_\_\_\_\_ (підпис)

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту ( роботи )	Примітка
1	Розробка технічного завдання	10.09.2018-15.09.2018	
2	Аналіз завдання, робота з літературою	16.09.2018-22.09.2018	
3	Розробка комп'ютерної системи	26.09.2018-06.10.2018	
4	Тестування комп'ютерної системи	07.10.2018-25.11.2018	
5	Розробка частини проекту "Охорона праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях"	26.11.2018-1.12.2018	
6	Оформлення пояснювальної записки, автореферату та презентації	2.12.2018-09.01.2019	
7			

Студент

\_\_\_\_\_ ( підпис )

Люрай О.В.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

Науковий керівник

\_\_\_\_\_ ( підпис )

Щербакова М.Є.

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Люрай О.В. Дослідження методу прогнозування даних у відео потоці.

Дана робота присвячена розробці та дослідженню методу фрагментного прогнозування відеоданих. Метою роботи є розробка та дослідження методів прогнозування багатовимірних часових рядів. Властивості цих методів та алгоритми роботи дозволяють їх застосування для виявлення моментів зміни сцени у відеорядах різного змісту. Проведене дослідження запропонованих методів на тестових відео сценах, проаналізовані результати роботи алгоритмів сегментації та фрагментного прогнозування.

**Ключові слова:** часові ряди, прогнозування, сегментація, обробка зображень, обробка відео.

## ABSTRACT

Lurai O.V. Investigation of the method of forecasting data in video stream.

This work is devoted to development and research of slice prediction methods. These methods are used to identify moments of scene change. The aim of this work is development and research of methods of multidimensional time series prediction. The properties of these methods and algorithms allow their use to identify time points of scene change in various video data. The study contains the explaining and analysis of suggested slice prediction methods and algorithms of image segmentation.

**Keywords:** time series, prediction, segmentation, image processing, video processing.

## АННОТАЦИЯ

Люрай А.В. Метод прогнозирования данных в видеопотоке.

Данная работа посвящена разработке и исследованию метода фрагментного прогнозирования видеоданных. Целью работы является разработка и исследование методов прогнозирования многомерных временных рядов. Свойства этих методов и алгоритмы работы позволяют их применение для выявления моментов изменения сцены в видеоряде разного содержания. Проведенное исследование предложенных методов на тестовых видео сценах, проанализированы результаты работы алгоритмов сегментации и фрагментного прогнозирования.

**Ключевые слова:** временные ряды, прогнозирование, сегментация, обработка изображений, обработка видео.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ .....	6
ВСТУП .....	7
1 ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ.....	9
1.1 Огляд моделей прогнозування.....	9
1.1.1 Регресійні моделі .....	10
1.1.2 Авторегресійні моделі .....	12
1.1.3 Моделі експоненціального згладжування.....	14
1.1.4 Нейромережеві моделі.....	16
1.1.5 Моделі на базі ланцюгів Маркова .....	17
1.1.6 Моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев .....	18
1.2 Постановка задачі.....	19
2 МЕТОДИ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ .....	20
2.1 Моделі прогнозування в задачах аналізу відеопослідовностей .....	20
2.2 Адаптивне комбінування прогнозів .....	23
2.3 Адаптивне прогнозування нестационарних нелінійних часових рядів в умовах короткої навчальної вибірки .....	28
2.4 Оптимальне поєднання прогнозів.....	32
3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ФРАГМЕНТНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ І ОСОБЛИВОСТІ ВПРОВАДЖЕННЯ .....	37
3.1. Аналіз специфіки експериментальних досліджень прогнозування відеорядів .....	37
3.2 Вивчення ознак форм областей зображень при створенні багатовимірних часових рядів .....	44
3.3 Аналіз результатів експериментальних досліджень сегментації відео на базі прогнозів.....	50
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	60
4.1 Аналіз потенційних небезпечних і шкідливих виробничих чинників проектованого об'єкту, що мають вплив на персонал.....	60
4.2 Заходи щодо техніки безпеки .....	61
4.3 Заходи, що забезпечують виробничу санітарію і гігієну праці .....	64
4.4 Рекомендації по пожежній безпеці.....	67
4.5 Охорона навколишнього природного середовища .....	70

	5
ВИСНОВКИ.....	71
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ .....	73
ДОДАТОК А. Електронні плакати.....	77

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,  
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

AR – Autoregressive

MA – Moving Average

ARMA – Autoregression Integrated Moving Average

ANN – Artificial Neural Network

ARDLM – Autoregressive Distributed Lag Models

ES – Exponential Smoothing

ARX – Autoregressive Network With Exogenous Inputs

NARX – Nonlinear Autoregressive Network With Exogenous Inputs

## ВСТУП

Виявлення зміни властивостей часових рядів і їх сегментації досить давно привертає увагу дослідників [1-5], а для її вирішення до теперішнього часу склався ряд відносно незалежних підходів, серед яких, в першу чергу, необхідно відзначити статистичний (кореляційний, спектральний, регресійний аналізи), адаптивний (експоненціальне згладжування, аналіз слідкуючого сигналу) і заснований на методах класифікації (кластеризація, сегментація). І якщо для одновимірних рядів розроблено досить ефективні алгоритми аналізу [1-4], результатів, що пов'язані з багатовимірними послідовностями, якими в цілому і є відеодані, існує значно менше [5]. Разом з тим, у важливих застосунках, пов'язаних з контролем виробничих процесів, біоінформатикою, розпізнаванням образів, медичною діагностикою, телеметрією і, особливо, з обробкою відеосигналів, доводиться мати справу з багатовимірними сигналами і необхідністю їх аналізу. У зв'язку з цим, можна говорити про таку найважливішу задачу, як розбиття часових рядів на відносно однорідні сегменти і виявлення моменту переходу від одного сегмента до іншого.

Оскільки багатовимірні часові ряди, а особливо відеодані, як правило, містять надлишкову інформацію, їх аналіз може здійснюватися на основі контролю деяких узагальнених характеристик, таких, як спектри, кореляційні функції, головні компоненти і т.п.

Завдання радикально ускладнюється у випадку, коли обсяг вибірки не фіксований, кількість сегментів апріорі невідомо, а самі дані надходять на обробку послідовно в реальному часі. Саме така ситуація найбільш характерна в задачах моніторингу реально функціонуючих об'єктів управління, оперативної медичної діагностики, обробки відеосигналів. Тут на перший план виступає вже не власне сегментація, а послідовне виявлення моментів зміни властивостей багатовимірною сигналу. Таким чином, ми приходимо до того, що існує необхідність аналізу відеоданих (багатовимірних часових рядів) з метою виявлення змін сцени, тобто зміни властивостей.

Одним з підходів дозволяють вирішити цю задачу є підхід заснований на фрагментному прогнозуванні часових рядів. Ця задача цілком вирішувана або шляхом декомпозиції вихідного багатовимірною часового ряду на множину одновимірних, або шляхом використання багатовимірних прогнозуючих моделей, для ідентифікації параметрів котрих успішно можуть бути використані статистичні, адаптивні або нейромережеві алгоритми. Слід зазначити, що для успішного використання всіх цих



процедур, необхідно мати досить представницьку вибірку спостережень, що дозволяє побудувати прийнятну по точності прогнозуючу модель. Разом з тим, досить часто виникають ситуації, коли ця вибірка або мала, або прогнозований процес не стаціонарний так, що його передісторія не може бути використана для знаходження параметрів моделі. Зрозуміло, що в цій ситуації говорити про ефективну прогнозуючу модель взагалі не доводиться, і в розгляд повинні бути введені методи прогнозування, які не використовують самого поняття моделі. Розвитку і вдосконаленню одного з таких можливих підходів до вирішення задачі прогнозування багатовимірних часових рядів для виявлення зміни сцени у відеоданих присвячена ця атестаційна робота.

# 1 ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ

## 1.1 Огляд моделей прогнозування

Згідно роботі [14], в даний час налічується понад 100 класів моделей прогнозування. Число загальних класів моделей, які в різноманітних варіаціях повторюються в інших, набагато менше. Частина моделей і відповідних методів відноситься до окремих процедур прогнозування. Частина методів представляє набір окремих прийомів, що відрізняються від базових або один від одного кількістю цих прийомів і послідовністю їх застосування.

В аналітичному огляді [14] всі методи прогнозування поділяються на дві групи: інтуїтивні та формалізовані.

Інтуїтивне прогнозування застосовується тоді, коли об'єкт прогнозування або занадто простий, або, навпаки, настільки складний, що аналітично врахувати вплив зовнішніх факторів неможливо. Інтуїтивні методи прогнозування не передбачають розробку моделей прогнозування і відображають індивідуальні судження фахівців (експертів) щодо перспектив розвитку процесу. Інтуїтивні методи засновані на мобілізації професійного досвіду та інтуїції. Такі методи використовуються для аналізу процесів, розвиток яких або повністю, або частково не піддається математичній формалізації, тобто для яких важко розробити адекватну модель. У статті [6] зазначено, що до таких методів відносяться методи експертних оцінок, історичних аналогій, передбачення за зразком. Крім того, в даний час широко поширене застосування експертних систем, у тому числі з використанням нечіткої логіки [15]. У статті [16] детально описані інтуїтивні методи прогнозування.

Формалізовані методи розглядають моделі прогнозування. В огляді [9] моделі прогнозування поділяються на статистичні моделі і структурні моделі.

У статистичних моделях функціональна залежність між майбутніми та фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми чинниками задана аналітично. До статистичних моделей належать такі групи:

- а) регресивні моделі;
- б) авторегресійні моделі;
- в) моделі експоненціального згладжування.

У структурних моделях функціональна залежність між майбутніми та фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми чинниками задана структурно. До структурних моделей належать такі групи:

- а) нейромережеві моделі;
- б) моделі на базі ланцюгів Маркова;
- в) моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Крім того, необхідно відзначити, що для вузькоспеціалізованих завдань іноді застосовуються особливі моделі прогнозування. Так, наприклад, для завдання прогнозування рівня цукру крові людини застосовуються моделі на основі диференціальних рівнянь [8]. Для задачі прогнозування транспортного потоку, яка в останні кілька років актуальна для мегаполісів, застосовуються гідродинамічні моделі [17]. Для прогнозування природних явищ, таких як землетруси, застосовується, наприклад, модель, в основу якої покладені нелінійні клітини (або стільники), що знаходяться під впливом зовнішнього поля, і в яких є внутрішній стан, змінюється в часі під впливом цього поля [18]. Аналогічні моделі розробляються і застосовуються для спеціальних процесів і систем.

### 1.1.1 Регресійні моделі

Існує багато задач, що вимагають вивчення відносин між двома і більше змінними. Для вирішення таких задач використовується регресійний аналіз [19]. В даний час регресія отримала широке застосування, включаючи завдання прогнозування та управління. Метою регресійного аналізу є визначення залежності між початковою змінною і безліччю зовнішніх факторів (регресорів). При цьому коефіцієнти регресії можуть визначатися за методом найменших квадратів [19] або методом максимальної правдоподібності [20].

Найпростішим варіантом регресійної моделі є лінійна регресія. В основу моделі покладено припущення, що існує дискретний зовнішній фактор  $X(t)$ , який впливає на досліджуваний процес  $Z(t)$ , при цьому зв'язок між процесом і зовнішнім фактором лінійний. Модель прогнозування на підставі лінійної регресії описується рівнянням

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X(t) + \varepsilon_t \quad (1.1)$$

де  $\alpha_0$  і  $\alpha_1$  - коефіцієнти регресії;  $\varepsilon_t$  - помилка моделі. Для отримання прогнозних значень  $Z(t)$  в момент часу  $t$  необхідно мати значення  $X(t)$  в той же момент часу  $t$ , що рідко здійснимо на практиці.

На практиці на процес  $Z(t)$  впливають цілий ряд дискретних зовнішніх факторів

$X_1(t), \dots, X_S(t)$ . Тоді, тепер вже множинна регресійна, модель прогнозування має вигляд

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X_1(t) + \alpha_2 X_2(t) + \dots + \alpha_s X_s(t) + \varepsilon_t \quad (1.2)$$

Недоліком даної моделі є те, що для обчислення майбутнього значення процесу  $Z(t)$  необхідно знати майбутні значення всіх факторів  $X_1(t), \dots, X_S(t)$ , що майже нездійсненно на практиці.

В основу нелінійної регресійної моделі покладено припущення про те, що існує відома функція, що описує залежність між вихідним процесом  $Z(t)$  і зовнішнім фактором  $X(t)$

$$Z(t) = F(X(t), A) \quad (1.3)$$

Для побудови моделі досить визначити параметри  $A = [\alpha_1, \alpha_0]$ . Однак на практиці рідко зустрічаються процеси, для яких вид функціональної залежності між процесом  $Z(t)$  і зовнішнім фактором  $X(t)$  заздалегідь відомий. У зв'язку з цим нелінійні регресійні моделі застосовуються рідко.

Модель групового врахування аргументів була розроблена Івахтенко А.Г. [21]. Модель має вигляд

$$\begin{aligned} Z(t) = & \alpha_0 + \sum_{i=1}^5 \alpha_i X_i(t) + \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 \alpha_{i,j} X_i(t) X_j(t) \\ & + \sum_{i=1}^5 \sum_{j=1}^5 \sum_{k=1}^5 \alpha_{i,j,k} X_i(t) X_j(t) X_k(t) + \dots \end{aligned} \quad (1.4)$$

Рівняння (1.4) називається опорною функцією. Використовуючи опорну функцію, будують різні варіанти моделей для деяких або всіх аргументів. Наприклад, будуються поліноми з однією змінною, поліноми зі всілякими парами змінних, поліноми зі всілякими трійками змінних і т.д. Для кожної моделі визначаються її лінійні коефіцієнти  $\alpha_{i,j,k}$  методом регресійного аналізу. Серед усіх моделей вибираються кілька (від 2 до 10) найкращих. При цьому якість моделей визначається, наприклад, середньоквадратичним відхиленням чи іншим критерієм. Якщо серед обраних є модель, якість якої достатньо для використання отриманих прогнозних значень, то процес перебору моделей припиняється. Інакше відібрані моделі використовуються як аргументи  $X_1(t), \dots, X_S(t)$  для опорних

функцій наступного етапу ітерації. Тобто вже знайдені моделі беруть участь у формуванні більш складних.

### 1.1.2 Авторегресійні моделі

В основу авторегресійних моделей закладено припущення про те, що значення процесу  $Z(t)$  лінійно залежить від деякої кількості попередніх значень того ж процесу  $Z(t-1)$ , ...,  $Z(t-p)$ .

В області аналізу часових рядів модель авторегресії (autoregressive, AR) і модель змінного середнього (moving average, MA) є однією з найбільш використовуваних [1], [5].

Згідно роботі [1], модель авторегресії є виключно корисною для опису деяких зустрічаються на практиці часових рядів. У цій моделі поточне значення процесу виражається як кінцева лінійна сукупність попередніх значень процесу та імпульсу, який називається «білим шумом»,

$$Z(t) = C + \phi_1 Z(t-1) + \phi_2 Z(t-2) + \dots + \phi_p Z(t-p) + \varepsilon_t \quad (1.5)$$

Формула (1.5) описує процес авторегресії порядку  $p$ , який в літературі часто позначається  $AR(p)$ , тут  $C$  - дійсна константа,  $\phi_1, \dots, \phi_p$  - коефіцієнти,  $\varepsilon_t$  - помилка моделі. Для визначення  $\phi_i$  та  $C$  використовують метод найменших квадратів [19] або метод максимальної правдоподібності [20].

Інший тип моделі має велике значення в описі часових рядів і часто використовується спільно з авторегресії, називається моделлю змінного середнього порядку  $q$  і описується рівнянням

$$Z(t) = \frac{1}{q} (Z(t-1) + Z(t-2) + \dots + Z(t-q)) + \varepsilon_t \quad (1.6)$$

У літературі процес (1.6) часто позначається  $MA(q)$ ; тут  $q$  - порядок змінного середнього,  $\varepsilon_t$  - помилка прогнозування. Модель змінного середнього є по суті фільтром низьких частот. Потрібно відзначити, що існують прості, зважені, кумулятивні, експоненціальні моделі змінного середнього.

Згідно роботі [1], для досягнення більшої гнучкості в підгонці моделі часто

доцільно об'єднати в одній моделі авторегресії і ковзне середнє. Загальна модель позначається ARMA(p, q) (autoregression integrated moving average) та поєднує в собі фільтр у вигляді змінного середнього порядку q і авторегресію фільтрованих значень процесу порядку p.

Якщо в якості вхідних даних використовуються не самі значення часового ряду, а їх різниця d-того порядку (на практиці d необхідно визначати, проте в більшості випадків  $d \leq 2$ ), то модель має назву авторегресії проінтегрованого ковзного середнього. У літературі дану модель називають ARIMA(p, d, q).

Розвитком моделі ARIMA (p, d, q) є модель ARIMAX (p, d, q), яка описується рівнянням

$$Z(t) = AR(p) + \alpha_1 X_1(t) + \dots + \alpha_s X_s(t) \quad (1.7)$$

Тут  $\alpha_1, \dots, \alpha_s$  - коефіцієнти зовнішніх факторів  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ . У даній моделі найчастіше процес  $Z(t)$  є результатом моделі MA(q), тобто відфільтрованими значеннями вихідного процесу. Далі для прогнозування  $Z(t)$  використовується модель авторегресії, в якій введені додаткові регресори зовнішніх факторів  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ .

Авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH) була розроблена в 1986 році Тімом Петером Борреслефом і є моделлю залишків для моделі AR(p) [22]. На першому етапі для вихідного часового ряду визначається модель AR(p) (1.5). Далі передбачається, що помилка моделі (1.5)  $\varepsilon_t$  має дві складові

$$\varepsilon_t = \sigma_t \cdot \zeta_t \quad (1.8)$$

де  $\sigma_t$  - залежне від часу стандартне відхилення;  $\zeta_t$  - випадкова величина, що має нормальний розподіл, середнє значення, рівне 0, і стандартне відхилення, рівне 1. При цьому залежне від часу стандартне відхилення описується рівнянням

$$\sigma_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q}^2 + \gamma_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \gamma_p \sigma_{t-p}^2, \quad (1.9)$$

де  $\beta_0, \dots, \beta_q$  і  $\gamma_0, \dots, \gamma_p$  - коефіцієнти.

Рівняння (1.9) називається моделлю GARCH(p,q) і має два параметра: p характеризує порядок авторегресії квадратів залишків; q - кількість попередніх оцінок

залишків. Найбільш часте застосування дана модель отримала у фінансовому секторі, де за допомогою неї моделюється волатильність. На сьогоднішній день існує ряд модифікацій моделі під назвами NGARCH, IGARCH, EGARCH, GARCH-M та інші [22].

Авторегресійна модель з розподіленим лагом (autoregressive distributed lag models, ARDLM) недостатньо детально описана в літературі. Основна увага даної моделі приділяється в книгах з економетрики [23]. Часто при моделюванні процесів на досліджувану змінну впливають не тільки поточні значення процесу, але і його лаги, тобто значення часового ряду, що передують досліджуваному моменту часу. Модель авторегресії розподіленого лага описується рівнянням

$$Z(t) = \phi_0 + \phi_1 Z(t-l-1) + \dots + \phi_p Z(t-l-p) + \varepsilon_t, \quad (1.10)$$

де  $\phi_0, \dots, \phi_p$  – коефіцієнти;

$l$  - величина лага.

Модель (1.10) називається ARDLM( $p, l$ ) і найчастіше застосовується для моделювання економічних процесів [23].

### 1.1.3 Моделі експоненціального згладжування

Моделі експоненціального згладжування розроблені в середині XX століття і до сьогоднішнього дня є широко поширеними в силу їх простоти і наочності.

Модель експоненціального згладжування (exponential smoothing, ES) застосовується для моделювання фінансових та економічних процесів [24]. В основу експоненціального згладжування закладена ідея постійного перегляду прогнозних значень по мірі надходження фактичних. Модель ES привласнює експоненціально убиваючі ваги спостереженнями в міру їх старіння.

Функція моделі ES має вигляд

$$\begin{aligned} Z(t) &= S(t) + \varepsilon_t, \\ S(t) &= \alpha \cdot Z(t-1) + (1-\alpha) \cdot S(t-1), \end{aligned} \quad (1.11)$$

де  $\alpha$  - коефіцієнт згладжування,  $0 < \alpha < 1$ ; початкові умови визначаються як  $S(1) =$

$Z(0)$ .

У даній моделі кожне наступне згладжене значення  $S(t)$  є зваженим середнім між попереднім значенням часового ряду  $Z(t)$  і попереднього згладженого значення  $S(t-1)$ .

Модель Хольта або подвійне експоненціальне згладжування застосовується для моделювання процесів, що мають тренд. У цьому випадку в моделі необхідно розглядати дві складові: рівень і тренд [24]. Рівень і тренд згладжуються окремо

$$\begin{aligned} Z(t) &= S(t) + \varepsilon_t; \\ S(t) &= \alpha \cdot Z(t-1) + (1-\alpha) \cdot (S(t-1) - B(t-1)); \\ B(t) &= \gamma \cdot (S(t-1) - S(t-2)) + (1+\gamma) \cdot B(t-1). \end{aligned} \quad (1.12)$$

де  $\alpha$  - коефіцієнт згладжування рівня, як і в моделі (1.11),  $\gamma$  - коефіцієнт згладжування тренду.

Модель Хольта-Вінтерса, або потрійне експоненціальне згладжування, застосовується для процесів, які мають тренд і сезонну складову

$$Z(t) = (R(t) + G(t)) \cdot S(t). \quad (1.13)$$

Тут  $R(t)$  - згладжений рівень без урахування сезонної складової

$$R(t) = \frac{\alpha \cdot Z(t-1)}{S(t-L)} + (1+\alpha) \cdot (R(t-1) + G(t-1)), \quad (1.14)$$

$G(t)$  - згладжений тренд

$$G(t) = \beta \cdot (S(t-1) - S(t-2)) + (1-\beta) \cdot G(t-1), \quad (1.15)$$

а  $S(t)$  - сезонна складова

$$S(t) = \frac{\gamma \cdot Z(t-1)}{S(t-L)} + (1-\gamma) \cdot S(t-L), \quad (1.16)$$

де величина  $L$  визначається довжиною сезону досліджуваного процесу. Моделі



експоненціального згладжування найбільш популярні для довгострокового прогнозування.

### 1.1.4 Нейромережеві моделі

В даний час найпопулярнішою серед структурних моделей є модель на основі штучних нейронних мереж (artificial neural network, ANN). Нейронні мережі складаються з нейронів. Модель нейрона можна описати парою рівнянь

$$\begin{aligned} U(t) &= \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot Z(t-i) + b, \\ Z(t) &= \varphi(U(t)), \end{aligned} \quad (1.17)$$

де  $Z(t-1), \dots, Z(t-m)$  - вхідні сигнали;  $\omega_1, \dots, \omega_m$  - синаптичні ваги нейрона;  $p$  - поріг;  $\varphi(U(t))$  - функція активації.

Функції активації бувають трьох основних типів [25]:

- а) функція одиничного стрибка;
- б) кусково-лінійна функція;
- в) сигмоїдальна функція.

Спосіб зв'язку нейронів визначає архітектуру нейронної мережі. Згідно роботі [25], залежно від способу зв'язку нейронів мережі діляться на:

- а) одношарові нейронні мережі прямого поширення,
- б) багатшарові нейронні мережі прямого поширення,
- в) рекурентні нейронні мережі.

На рисунку 1.1 представлена структура тришарової нейронної мережі прямого поширення, застосовувана для прогнозування в роботах [26], [27], [28], [29].

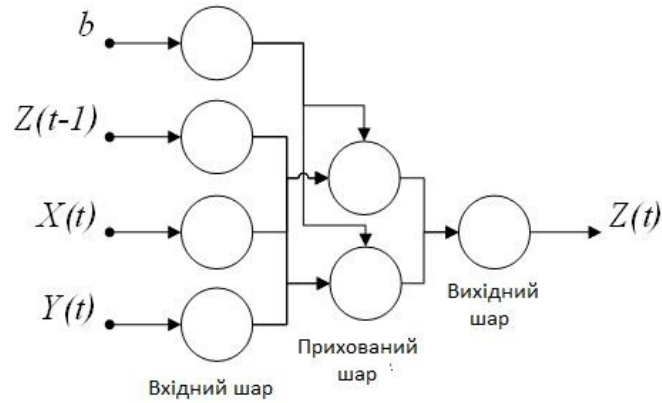


Рисунок 1.1 – Структура тришарової нейронної мережі прямого поширення

Таким чином, за допомогою нейронних мереж можливо моделювання нелінійної залежності майбутнього значення часового ряду від його фактичних значень і від значень зовнішніх факторів. Нелінійна залежність визначається структурою мережі і функцією активації.

### 1.1.5 Моделі на базі ланцюгів Маркова

Моделі прогнозування на основі ланцюгів Маркова (Markov chain model) припускають, що майбутній стан процесу залежить тільки від його поточного стану і не залежить від попередніх [30]. У зв'язку з цим процеси, що моделюються ланцюгами Маркова, повинні відноситися до процесів з короткою пам'яттю.

Приклад ланцюга Маркова для процесу, що має три стани, представлений на рисунку 1.2.

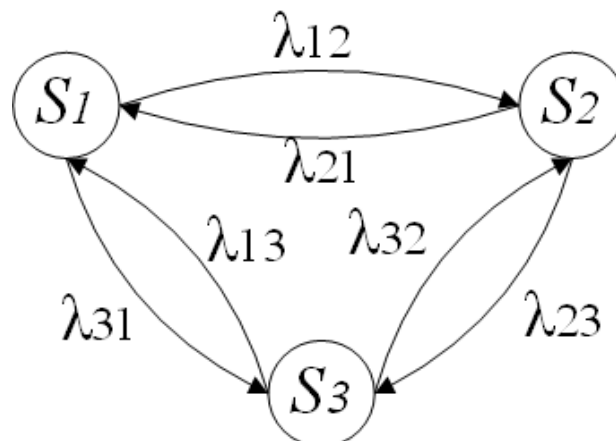


Рисунок 1.2 – Ланцюг Маркова з трьома станами

Тут  $S_1, \dots, S_3$  - стани процесу  $Z(t)$ ;  $\lambda_{12}$  - ймовірність переходу зі стану  $S_1$  в стан  $S_2$ ,  $\lambda_{23}$  - ймовірність переходу зі стану  $S_2$  в стан  $S_3$  і т.д. При побудові ланцюга Маркова визначається безліч станів та ймовірності переходів. Є поточний стан процесу  $S_i$ , то як майбутнього стану процесу вибирається такий стан  $S_j$ , ймовірність переходу в яке (значення  $\lambda_{ij}$ ) максимальна.

Таким чином, структура ланцюга Маркова та ймовірності переходу станів визначають залежність між майбутнім значенням процесу та його поточним значенням.

### 1.1.6 Моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев

Класифікаційно-регресійні дерева (класифікація і регресія дерева, CART) є ще однією популярною структурною моделлю прогнозування часових рядів [31]. Структурні моделі CART розроблені для моделювання процесів, на які впливають як безперервні зовнішні фактори, так і категоріальні. Якщо зовнішні фактори, що впливають на процес  $Z(t)$ , неперервні, то використовуються регресійні дерева; якщо чинники категоріальні, то класифікаційні дерева. У випадку, якщо необхідно враховувати фактори обох типів, то використовуються змішані класифікаційно-регресійні дерева. Схему бінарного класифікаційно-регресійного дерева показано на рисунку 1.3.

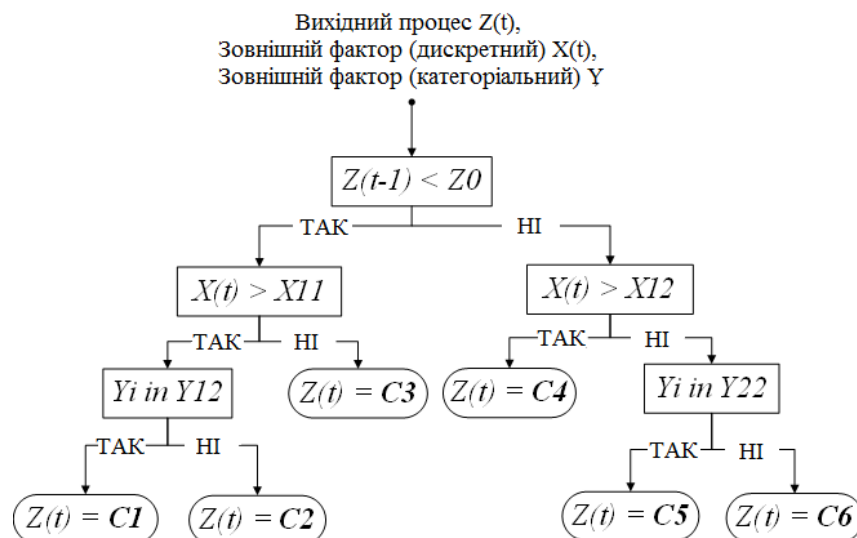


Рисунок 1.3 – Бінарне класифікаційно-регресійне дерево

Згідно моделі CART, прогнозне значення часового ряду залежить від попередніх значень, а також деяких незалежних змінних. На наведеному на малюнку 1.7 прикладі

спочатку попереднє значення процесу порівнюється з константою  $Z_0$ . Якщо значення  $Z(t-1)$  менше  $Z_0$ , то виконується наступна перевірка:  $X(t) > X_{11}$ . Якщо нерівність не виконується, то  $Z(t) = C_3$ , інакше перевірки тривають до того моменту, поки не буде знайдений лист дерева, в якому відбувається визначення майбутнього значення процесу  $Z(t)$ . Важливо, що при визначенні значення в розрахунок приймаються як безперервні змінні, наприклад,  $X(t)$ , так і категоріальні  $Y$ , для яких виконується перевірка присутності значення в одному з заздалегідь визначених підмножин. Значення порогових констант, наприклад,  $Z_0$ ,  $X_{11}$ , а також підмножин  $Y_{11}$ ,  $Y_{12}$  виконується на етапі навчання дерева [31].

Таким чином, CART моделює залежність майбутньої величини процесу  $Z(t)$  за допомогою структури дерева, а також порогових констант і підмножин.

## 1.2 Постановка задачі

Розглянута задача прогнозування нестационарних нелінійних часових рядів в умовах обмеженого обсягу апріорної інформації. Пропонується підхід до її вирішення на основі аддитивної нелінійної авторегресійної моделі з екзогенними входами у межах сфери аналізу відеопослідовностей, реалізованої на основі групи паралельно працюючих адалін. Запропоновано вирішувати задачу оптимального комбінування прогнозів за допомогою модифікації глобального випадкового пошуку. Відмінною особливістю розвиваємого підходу є чисельна простота і висока швидкодія, що досягаються за рахунок істотного зменшення кількості параметрів, що настраюються.

## 2 МЕТОДИ ВИРІШЕННЯ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ

### 2.1 Моделі прогнозування в задачах аналізу відеопослідовностей

В задачах аналізу відеопослідовностей, насамперед з метою екологічного моніторингу, досить ефективними показали себе прогнозирующие моделі, засновані на підході Дж.Бокса-Г.Дженкінса [11, 23, 33], що використовує ті чи інші форми дискретних різницевих рівнянь, що описують так званий формуючий фільтр, що має в загальному випадку вигляд:

$$A(z^{-1})y(k) = \frac{B(z^{-1})}{F(z^{-1})}x(k) + \frac{B(z^{-1})}{F(z^{-1})}\xi(k), \quad (2.1)$$

де  $y(k), x(k), \xi(k)$  – прогнозована, екзогенна (вхідна) і неспостережна стохастична компонента відповідно (при цьому відносно  $\xi(k)$  передбачається, що вона має нульове математичне очікування і обмежену дисперсію);

$k = 1, 2, \dots$  – дискретний час;

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_{n_A}z^{-n_A},$$

$$B(z^{-1}) = b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_{n_B}z^{-n_B},$$

$$C(z^{-1}) = 1 + c_1z^{-1} + c_2z^{-2} + \dots + c_{n_C}z^{-n_C},$$

$$D(z^{-1}) = 1 + d_1z^{-1} + d_2z^{-2} + \dots + d_{n_D}z^{-n_D},$$

$$F(z^{-1}) = 1 + f_1z^{-1} + f_2z^{-2} + \dots + f_{n_F}z^{-n_F}$$

являють собою деякі поліноми від оператора зсуву назад  $z^{-1}$ ;

$a_i, b_i, c_i, d_i, f_i$  - параметри формуючого фільтру, що належать визначенню.

В загальному випадку модель (2.1) містить  $n_A + n_B + n_C + n_D + n_F$  параметрів, і коли це число досить велике, може знадобитися великий обсяг вихідних даних для їх оцінювання. У зв'язку з цим на практиці поширення набули більш прості форми прогнозуючих моделей, серед яких, в першу чергу, можна відзначити так названу ARX-модель, що має вигляд

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})x(k) + \xi(k),$$

або

$$y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_{n_A} y(k-n_A) = b_1 x(k-1) + \dots + a_{n_B} x(k-n_B) + \xi(k), \quad (2.2)$$

або

$$y(k) = -a_1 y(k-1) - \dots - a_{n_A} y(k-n_A) + b_1 x(k-1) + \dots + a_{n_B} x(k-n_B) + \xi(k).$$

Вводячи позначення

$$\begin{aligned} y(k-1) &= -x_1(k), \dots, y(k-n_A) = -x_{n_A}(k), \\ x(k-1) &= x_{n_A+1}(k), \dots, x(k-n_B) = x_{n_A+n_B}(k), \\ \varphi(k) &= (x_1(k), \dots, x_{n_A}(k), x_{n_A+1}(k), \dots, x_{n_A+n_B}(k))^T, \\ w &= (a_1, \dots, a_{n_A}, b_1, \dots, b_{n_B})^T, \end{aligned}$$

можна переписати формулу (2.2) у компактній формі

$$y(k) = \sum_{i=1}^{n_A+n_B} w_i \varphi_i(k) + \xi(k) = w^T \varphi(k) + \xi(k). \quad (2.3)$$

Невідомі параметри моделі (2.3) можуть бути визначені за допомогою стандартного регресійного аналізу [23], при цьому, якщо є вибірка, що містить  $N$  спостережень, вихідні параметри можуть бути визначені у вигляді

$$w(N) = \sum_{k=1}^N (\varphi(k) \varphi^T(k))^{-1} \sum_{k=1}^N y(k) \varphi(k). \quad (2.4)$$

Для  $k \geq N$  може бути побудовано прогноз на  $(k+1)$ -й момент часу у вигляді

$$\hat{y}(k+1) = w^T(N) \varphi(k+1),$$

при цьому усі компоненти вектору  $\varphi(k+1)$  у загальному випадку вже відомі. Основні обмеження, що накладаються на застосовність (2.3), по-перше, пов'язані з

обмеженням  $n_A + n_B < N$ , а, по-друге, на інтервалі спостереження параметри контрольованого процесу повинні бути стаціонарними.

У зв'язку з цим замість (2.4) доцільно використання його рекурентної модифікації [28]

$$\begin{cases} w(k) = w(k-1) - \frac{P(k-1)(y(k) - w^T(k-1)\varphi(k))}{1 + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \varphi(k), \\ P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\varphi(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{1 + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \end{cases},$$

або (для нестационарних задач) його експоненціально зважений варіант [32]

$$\begin{cases} w(k) = w(k-1) - \frac{P(k-1)(y(k) - w^T(k-1)\varphi(k))}{\alpha + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \varphi(k), \\ P(k) = \frac{1}{\alpha} (P(k-1) - \frac{P(k-1)\varphi(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{\alpha + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)}), 0 < \alpha < 1 \end{cases}, \quad (2.5)$$

де  $w(0)$  довільне,

$$P(0) = \delta E, \quad \delta \gg 0,$$

$E$  –  $(n_A + n_B) \times (n_A + n_B)$  одинична матриця,

$\alpha$  – параметр забування застарілої інформації.

Оскільки при малих значеннях параметра  $\alpha$  алгоритм (2.5) може бути нестійкий, більш ефективним може виявитися використання адаптивних алгоритмів ідентифікації [6, 28] таких, як алгоритм Качмажа

$$w(k) = w(k-1) + \frac{y(k) - w^T(k-1)\varphi(k)}{\varphi^T(k)\varphi(k)} \varphi(k), \quad (2.6)$$

його аддитивної і мультиплікативної модифікацій

$$w(k) = w(k-1) + \frac{y(k) - w^T(k-1)\varphi(k)}{\beta + \varphi^T(k)\varphi(k)} \varphi(k), \quad \beta > 0, \quad (2.7)$$

$$w(k) = w(k-1) + \gamma \frac{y(k) - w^T(k-1)\varphi(k)}{\varphi^T(k)\varphi(k)} \varphi(k), \quad 0 < \gamma < 2, \quad (2.8)$$

процедури стохастичної апроксимації і безліч інших.

$$\begin{cases} w(k) = w(k-1) + \eta(k)(y(k) - w^T(k-1)\varphi(k))\varphi(k), \\ \eta(k) > 0, \quad \sum_{k=1}^{\infty} \eta(k) = \infty, \quad \sum_{k=1}^{\infty} \eta^2(k) < \infty \end{cases}, \quad (2.9)$$

Специфіка завдань, пов'язаних з обробкою відеоданих така, що неможливо сказати заздалегідь, який з методів виявиться найкращим, у зв'язку з цим припустимо, що, якщо в нашому розпорядженні є  $m_1$  потенційних методів ідентифікації, то потрібно бути готовим до того, що можлива ситуація, коли всі  $m_1$  процедур необхідно буде застосувати.

## 2.2 Адаптивне комбінування прогнозів

Слід зазначити також, що досить складною проблемою також є визначення порядків прогнозуючої моделі  $n_A$  і  $n_B$ . Методологія Бокса-Дженкінса має на увазі проведення аналізу автокореляційних і взаємнокореляційних функцій аналізованих процесів, однак, для цього, по-перше, наявні дані про часові ряди повинні бути достатньо репрезентативними, а, по-друге, самі ці ряди мають бути стаціонарними. У зв'язку з цим  $n_A$  і  $n_B$ , як правило, визначаються емпіричним чином, у зв'язку з чим в розпорядженні дослідника може виявитися  $m_2$  моделей різних порядків. У поєднанні з різними алгоритмами ідентифікації ці моделі формують  $m = m_1 m_2$  різних прогнозуючих структур, кожна з яких в кожний конкретний момент поточного часу може виявитися найкращою. При цьому виникає додаткове завдання: як синтезувати найкращий прогноз  $\hat{y}(k)$  на основі вже наявних  $\hat{y}_j(k)$ , побудованих на основі різних моделей і алгоритмів ідентифікації.

Об'єднати  $m$  різних прогнозів  $\hat{y}_j(k)$ ,  $j = \overline{1, m}$  однієї часової послідовності можна за допомогою того чи іншого методу комбінування [14, 17, 26] на основі використання



лінійної форми

$$\hat{y}^*(k) = \sum_{j=1}^m c_j(k) \hat{y}_j(k), \quad (2.10)$$

з урахуванням обмежень на незміщеність  $\hat{y}(k)$  у вигляді

$$\sum_{j=1}^m c_j(k) = 1$$

або

$$c^T(k)I = 1, \quad (2.11)$$

де  $c(k) = (c_1(k), c_2(k), \dots, c_n(k))^T$ ,

$I$  –  $(m \times 1)$  вектор, що складається з одиниць.

В якості оцінки якості прогнозування кожної з моделей  $\hat{y}_j(k)$  на інтервалі від 1 до  $N$  можна використовувати вибірккову дисперсію

$$\sigma_j^2(N) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}_j(k))^2$$

При цьому зрозуміло, що чим менше ця дисперсія, тим краще відповідаюча прогноуюча модель. Тоді нескладно бачити, що у найпростішому випадку коефіцієнти форми (2.10) можуть бути визначені за допомогою простого виразу

$$c_j(N) = \frac{\sigma_j^{-2}(N)}{\sum_{l=1}^m \sigma_l^{-2}(N)}. \quad (2.12)$$

В адаптивному варіанті замість (2.12) зручніше використовувати співвідношення

$$\begin{aligned}\sigma_j^2(k) &= \sigma_j^2(k-1) + \frac{1}{k}((y(k) - \hat{y}_j(k))^2 - \sigma_j^2(k-1)) = \\ &= \frac{k-1}{k} \sigma_j^2(k-1) + \frac{1}{k}((y(k) - \hat{y}_j(k))^2)\end{aligned}$$

для стаціонарних процесів і

$$\sigma_j^2(k) = \alpha \sigma_j^2(k-1) + (1-\alpha)((y(k) - \hat{y}_j(k))^2), \quad 0 < \alpha < 1$$

для нестационарних. Тут  $\alpha$  має той же сенс, що і в (2.5).

При цьому замість (2.12) природно використовується вираз

$$c_j(k) = \frac{\sigma_j^{-2}(k)}{\sum_{l=1}^m \sigma_l^{-2}(k)}. \quad (2.13)$$

Оскільки вирази (2.12) і (2.13) мають суто інтуїтивний характер, природно розглянути цю задачу з більш формальної точки зору. Для цього введемо критерій ідентифікації виду

$$J = \sum_{k=1}^N (y(k) - c^T \hat{y}(k))^2 = \sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}^*(k))^2, \quad (2.14)$$

(тут  $\hat{y}(k) = (\hat{y}_1(k), \hat{y}_2(k), \dots, \hat{y}_m(k))^T$ ), на основі якого з урахуванням обмежень (2.11) можна записати функцію Лагранжа

$$L = \|Y - \hat{Y}c\|^2 + \lambda(c^T I - 1),$$

де  $Y = (y(1), y(2), \dots, y(N))^T$ ,

$\hat{Y}_j = (\hat{y}_j(1), \hat{y}_j(2), \dots, \hat{y}_j(N))^T$ ,

$\hat{Y} = (\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \dots, \hat{Y}_m)$  –  $(N \times m)$ -матриця.

Вирішуючи систему рівнянь Куна-Таккера, отримуємо оптимальне рішення у вигляді [12]

$$c(N) = \frac{R^{-1}(N)I}{I^T R^{-1}(N)I}, \quad (2.15)$$

де  $R(N) = \hat{Y}^T \hat{Y}$ .

В [6, 10] була введена рекурентна модифікація цієї процедури (ана-логічно (2.3) і (2.4)), що має вигляд

$$\begin{cases} c(k) = c^*(k) - R^{-1}(k) \frac{I^T c^*(k) - 1}{I^T R^{-1}(k)I} I, \\ c^*(k) = c^*(k-1) + \frac{R^{-1}(k-1)(y(k) - c^{*T}(k-1)\hat{y}(k-1))}{1 + \hat{y}^T(k)R^{-1}(k-1)\hat{y}(k)} \hat{y}(k), \\ R^{-1}(k) = R^{-1}(k-1) - \frac{R^{-1}(k-1)\hat{y}(k)\hat{y}^T(k)R^{-1}(k-1)}{1 + \hat{y}^T(k)R^{-1}(k-1)\hat{y}(k)}, \end{cases} \quad (2.16)$$

де  $c^*(k)$  – оцінка рекурентного методу найменших квадратів, отримана за допомогою останніх двох співвідношень (2.16).

Зауважимо також, що позитивним значенням параметрів  $c_j(k)$  можна надати сенс ймовірностей використання окремих прогнозів  $\hat{y}_j(k)$  при побудові результуючого прогнозу  $\hat{y}^*(k)$ . При цьому можна ввести в розгляд поточну інформативність  $j$ -ї прогнозуючої моделі у вигляді

$$I_j(k) = \frac{1}{c_j(k)} \ln \frac{1}{c_j(k)}.$$

Аналізуючи отримані співвідношення, можна помітити, що вираз (2.15) слід використовувати спільно з (2.3), а (2.16) – з (2.14). Що ж стосується однокрокових адаптивних алгоритмів ідентифікації типу (2.6) – (2.9) і подібних – відповідні адаптивні процедури комбінування прогнозів невідомі.

Введемо критерій оптимізації

$$J^A = (y(k) - c^T(i) \hat{y}(k))^2 = (y(k) - \hat{y}^*(k))^2$$

і з урахуванням обмежень (2.11) функцію Лагранжа

$$L^A = (y(k) - c^T(k) \hat{y}(k))^2 + \lambda(c(k)I - 1)$$

Вирішуючи далі систему рівнянь Куна-Таккера

$$\begin{cases} \frac{\partial L^A}{\partial \lambda} = c^T(k)I - 1 = 0, \\ \bar{V}_c L^A = -2(y(k) - c^T(k) \hat{y}(k)) \hat{y}(k) + \lambda I = 0, \end{cases}$$

отримуємо

$$c(k) = \frac{\hat{y}(k)y(k)}{\|\hat{y}(k)\|^2} + \lambda \frac{\hat{y}(k)\hat{y}^T(k)I}{2\|\hat{y}(k)\|^4}, \quad (2.17)$$

а з урахуванням того, що

$$I^T c(k) = I^T \frac{\hat{y}(k)y(k)}{\|\hat{y}(k)\|^2} + I^T \frac{\hat{y}(k)\hat{y}^T(k)I}{2\|\hat{y}(k)\|^4} \lambda = 1,$$

находимо

$$\lambda = 2 \frac{\|\hat{y}(k)\|^4 - I^T \hat{y}(k)y(k)\|\hat{y}(k)\|^2}{I^T \hat{y}(k)\hat{y}^T(k)I}. \quad (2.18)$$

Підставляючи далі (2.16) в (2.15), остаточно отримуємо простий вираз

$$c(k) = \frac{\hat{y}(k)}{I^T \hat{y}(k)}, \quad (2.19)$$

або

$$c_j(k) = \frac{\hat{y}_j(k)}{\sum_{l=1}^m \hat{y}_l(k)}.$$

Можна помітити, що (2.18) формально досить близько до вираження (2.12), проте отримано з абсолютно інших припущень.

### 2.3 Адаптивне прогнозування нестационарних нелінійних часових рядів в умовах короткої навчальної вибірки

Численні дослідники [14, 17, 26, 28, 32] підкреслюють, що для прогнозування нестационарних нелінійних часових рядів з найкращого боку зарекомендували себе штучні нейронні мережі, які реалізують, як правило, так звану, NARX-модель [11], що має вигляд

$$\hat{y}(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n_A), x(k-1), \dots, x(k-n_B)), \quad (2.20)$$

де  $\hat{y}(k)$  – оцінка прогнозованого показника  $y(k)$  в момент дискретного часу  $k = 1, 2, \dots$ ;

$f(\circ)$  – деяке нелінійне перетворення, що реалізується нейронною мережею,

$x(k)$  – спостережуваний екзогенний чинник, що впливає на поведінку  $y(k)$ ;

$n_A, n_B$  – параметри, що визначають «забування» спостережень.

$f(\circ)$  – деяке нелінійне перетворення, що реалізується нейронною мережею,

$x(k)$  – спостережуваний екзогенний чинник, що впливає на поведінку  $y(k)$ ;

$n_A, n_B$  – параметри, що визначають «забування» спостережень.

Однак, хоча нейронні мережі, володіючи універсальними апроксимуючими властивостями в процесі навчання, здатні із заданою точністю відновити практично будь-яку нелінійну функцію, задану набором спостережень, їх практичне використання обмежується потребою для налаштування своїх параметрів мати достатньо велику за обсягом навчальну вибірку. І справа тут не в тому, що в розпорядженні дослідника спостережень недостатньо. Наприклад, в задачах екологічного прогнозування, часові ряди

настільки часто змінюють свої властивості, що нейронна мережа просто не встигає навчитися на окремих стаціонарних ділянках часового ряду. У зв'язку з цим виникає необхідність побудови на основі нейромережевого підходу спрощених прогнозуючих моделей, для навчання яких потрібен мінімальний за обсягом набір даних.

В умовах дефіциту вихідних даних замість NARX-моделі (2.20) доцільно використання, так званої ANARX-моделі, введеної в [19, 28] і всебічно дослідженою в [21, 31]. ANARX-модель в загальному випадку може бути записана у вигляді

$$\hat{y}(k) = f_1(y(k-1), x(k-1)) + f_2(y(k-2), x(k-2)) + \dots + f_{\max\{n_A, n_B\}}(y(k-n_A), x(k-n_B)) = \sum_{l=1}^{\max\{n_A, n_B\}} f_l(y(k-l), x(k-l)), \quad (2.21)$$

при цьому вихідна задача декомпозується на множину локальних підсистем з двома вхідними  $y(k-l), x(k-l), l = 1, 2, \dots, \max\{n_A, n_B\}$ .

В якості таких нелінійних перетворювачів досить зручно використовувати так звані N-адаліни [7, 19, 20], що забезпечують квадратичну апроксимацію послідовності даних. На рисунку 2.1 наведена архітектура N-адаліни, а на рисунку 2.2 - архітектура ANARX-моделі, побудованої з використанням N-адалінін.

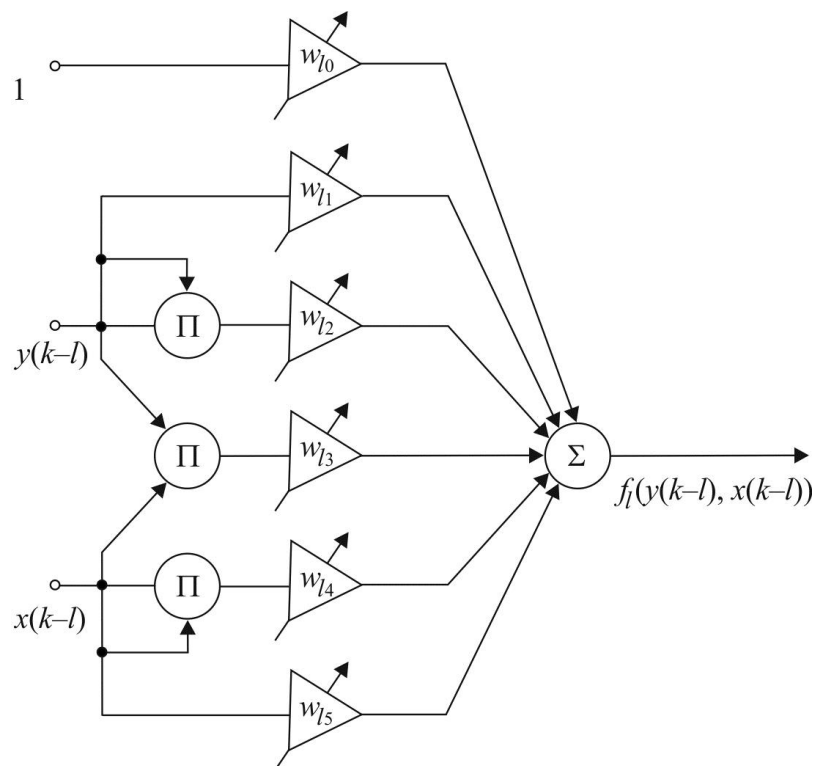


Рисунок 2.1 – N-адаліна

Як видно, N-адаліна являє собою звичайну адаліну з двома входами і нелінійним

препроцесором, утвореним трьома блоками множення (П), і обчислює квадратичну комбінацію виду

$$f_l(y(k-l), x(k-l)) = w_{l0} + w_{l1}y(k-l) + w_{l2}y^2(k-l) + w_{l3}y(k-l)x(k-l) + w_{l4}x^2(k-l) + w_{l5}x(k-l)$$

при цьому кожна N-адаліна містить всього 6 синаптичних ваг  $w_{lp}$ ,  $l = 1, 2, \dots, \max\{n_A, n_B\}$ ,  $p = 0, 1, \dots, 5$ .

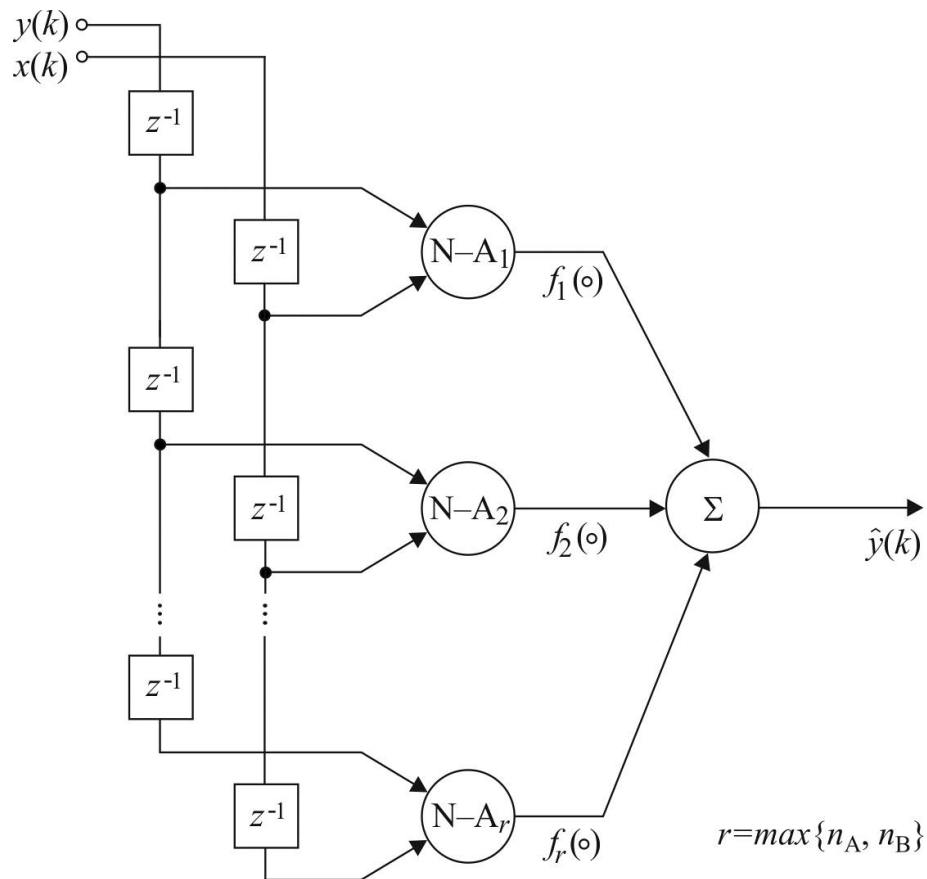


Рисунок 2.2 – ANARX-модель на N-адалінах

Власне ANARX-модель утворена двома лініями елементів затримки  $z^{-1}$  та  $\max\{n_A, n_B\}$  N-адалінами, що паралельно навчаються.

Кожна з N-адалін налаштовується за допомогою будь-якого з лінійних алгоритмів навчання [12], однак, зрозуміло, що обмежений обсяг апіорної інформації вимагає використання оптимальних за швидкістю процедур. В якості таких може виступати, наприклад, аддитивно-мультиплікативна модифікація адаптивного алгоритму Качмажа

[18], що приймає в даному випадку вигляд:

$$w_l(k) = w_l(k-1) + \gamma \frac{y(k) - w_l^T(k-1)\varphi_l(k)}{\beta + \|\varphi_l(k)\|^2} \varphi_l(k), \quad (2.22)$$

де  $w_l = (w_{l0}, w_{l1}, w_{l2}, w_{l3}, w_{l4}, w_{l5})^T$ ;

$\varphi_l(k) = (1, y(k-l), y^2(k-l), y(k-l)x(k-l), x^2(k-l), x(k-l))^T$ ;

$0 < \gamma < 2$ ,  $\beta \geq 0$  – деякі параметри алгоритму, вибрані з емпіричних міркувань.

У тому випадку, якщо вихідні ряди «забруднені» збуреннями, замість однокрокового алгоритму (2.22) слід використовувати процедури, що забезпечують фільтрацію збурень, проте придатні для роботи в нестационарних умовах. В якості таких може бути використана модифікація рекурентного методу найменших квадратів на ковзному вікні [15]. При цьому звичайна оцінка методу найменших квадратів на вікні і спостережень має вигляд

$$w_l(k) = (\sum_{\tau=k-s+1}^k \varphi_l(\tau)\varphi_l^T(\tau))^{-1} \sum_{\tau=k-s+1}^k \varphi_l(\tau)y(\tau),$$

а рекурентна представляється у формі

$$\begin{cases} P(k) = P_s(k-1) - \frac{P_s(k-1)\varphi_l(k)\varphi_l^T(k)P_s(k-1)}{1 + \varphi_l^T(k)P_s(k-1)\varphi_l(k)}, \\ P_s(k) = P(k) + \frac{P(k)\varphi_l(k-s)\varphi_l^T(k-s)P(k)}{1 - \varphi_l(k-s)P(k)\varphi_l(k-s)}, \\ p_s(k) = p_s(k-1) + \varphi_l(k)y(k) - \varphi_l(k-s)y(k-s), \\ w_l(k) = P_s(k)p_s(k). \end{cases} \quad (2.23)$$

Якщо алгоритм (2.22) є по суті оптимальної за швидкодією градієнтної процедурою, то алгоритм (2.23) є породження гауссовського-ньютонівської процедури оптимізації.



## 2.4 Оптимальне поєднання прогнозів

У реальних умовах вибір конкретної структури прогнозуючої моделі – нетривіальне завдання, тим більше, що один і той же часовий ряд може бути ефективно описаний безліччю різних моделей. Крім того, фактично невідомими залишаються значення порядків запізнювання, що призводить до необхідності розглядати безліч конкуруючих моделей, а нестаціонарність аналізованих рядів викликає необхідність використання різних алгоритмів навчання (у нашому випадку (2.22), (2.23)) з різними значеннями  $\gamma, \beta, s$ . Таким чином, у розпорядженні дослідника виявляється набір прогнозів одного і того ж процесу, з якого необхідно вибрати найкращий.

Для побудови найкращого прогнозу досить ефективним представляється підхід, заснований на оптимальному комбінуванні прогнозів [27], при якому на підставі безлічі наявних прогнозів одного і того ж ряду  $\hat{y}_j(k)$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$  будується оптимальна в сенсі прийнятого критерію  $J^c$  комбінація

$$\hat{y}(k) = \sum_{j=1}^m c_j \hat{y}_j(k), \quad (2.24)$$

де параметри комбінування відповідають умові незміщеності

$$\sum_{j=1}^m c_j = 1. \quad (2.25)$$

В [27] запропонований аналітичний підхід до знаходження ваг в (2.24) шляхом оптимізації критерію суми квадратів помилок прогнозування при обмеженнях (2.27). Використання ж однокрокового критерію квадрата помилок прогнозування веде до оцінки

$$c_j(k) = \frac{\hat{y}_j(k)}{\sum_{j=1}^m \hat{y}_j(k)}.$$

Разом з тим, аналітичні оцінки параметрів комбінування можуть бути отримані

тільки в разі використання стандартного квадратичного критерію  $J^c$ . Це пов'язано з лінійністю похідних цього критерію так, що рішення задачі зводиться до розв'язання системи лінійних рівнянь. У той же час для конкретних користувачів-практиків оцінка якості прогнозування за допомогою залишкової дисперсії непереконлива, а тому зазвичай використовуються характеристики, що дозволяють оцінити точність у відсотках, такі як критерій мінімуму абсолютної відсоткової помилки

$$MAPE = \sum_{k=1}^N \left| \frac{y(k) - \hat{y}(k)}{y(k)} \right| 100\% \quad (2.26)$$

або максимуму коефіцієнта детермінації

$$R^2 = \left( 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2}{\sum_{k=1}^N (y(k) - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y(k))^2} \right) 100\% . \quad (2.27)$$

Зрозуміло, що ніякі аналітичні оцінки в цьому випадку не можуть бути отримані, а використання градієнтних процедур оптимізації ускладнюється досить складним характером функції (2.26), (2.27).

У зв'язку з цим в [15, 16] було запропоновано використання генетичних алгоритмів, які, хоч і знаходять глобальний екстремум, відрізняються чисельною громіздкістю, безліччю вільних параметрів, що задаються користувачем, і низькою швидкістю збіжності.

Тим самим більш ефективним є використання підходу, заснованого на випадковому пошуку [21] і його адаптивних модифікаціях.

Найпростішою такою процедурою, що дозволяє відшукувати глобальний екстремум, є блукаючий випадковий глобальний пошук [21]. У загальному випадку ця процедура є статистичним розширенням регулярного градієнтного пошуку, при цьому з метою надання пошуку глобального характеру на градієнтний рух накладається випадкове збурення  $\zeta(k)$ , яке створює режим стохастичного блукання.

У безперервному випадку градієнтний метод мінімізації (максимізації) цільової функції  $J^c(t)$  зводиться до руху точки в  $m$ -мірному просторі параметрів, що настроюються під дією сили, спрямованої в бік антиградієнта.

Траєкторія руху по антиградієнту  $c(t)$  призводить процес налаштування до деякої особливої точки. Якщо вихідна точка  $c(0)$  знаходилася в області тяжіння глобального екстремуму, то відповідна траєкторія призведе до глобального мінімуму функції  $J^c(t)$ . Якщо ж точка  $c(0)$  не належала до області тяжіння глобального екстремуму, то рух у напрямку антиградієнта приведе в локальний мінімум, з якого неможливо вибратися під впливом сил, спрямованих по антиградієнта. Саме в таких випадках виявляється корисним використання деякого випадкового механізму. Випадкові поштовхи можуть допомогти точці  $c(t)$  подолати бар'єр, що відокремлює локальний мінімум, в який потрапив процес навчання від області, в якій цільова функція  $J^c(t)$  може ще спадати. Такий рух під впливом «зносу» у бік антиградієнта і випадкових поштовхів визначається диференціальним рівнянням

$$\frac{dc(t)}{dt} = -\eta \nabla_c J^c(t) + \zeta(t),$$

де  $\zeta(t)$  –  $m$ -мірний нормальний випадковий процес з нульовим математичним очікуванням, дельтаобразною автокореляційною функцією та дисперсією складових  $\sigma_\zeta^2$ ;

$\eta$  – параметр кроку;

$\nabla_c$  – символ вектора-градієнта.

Цікаво зауважити, що для функції компоненти градієнта можуть набувати значення +1 або -1. В [20] доведено, що в загальному випадку цей алгоритм забезпечує відшукування глобального екстремуму.

Розумним чином підбираючи дисперсію  $\sigma_\zeta^2$  в процесі пошуку, можна прискорити віднайдення глобального екстремуму, при цьому адаптацію в процесі такого пошуку можна ввести двояким чином. По-перше, вводячи інерційність у процес навчання, можна отримати пошук аналогічний руху за методом «важкого кульки» [16]. Такий рух описується диференціальним рівнянням

$$\frac{d^2c(t)}{dt^2} + b \frac{dc(t)}{dt} = -\eta \nabla J^c(t) + \zeta(t), \quad (2.28)$$

де  $b$  – коефіцієнт домінування (чим більше, тим менше позначається введена інерційність).

В задачах обробки часових рядів, тобто в дискретному часі, процедурою (2.28) відповідає алгоритм навчання, описуваний різницеvim рівнянням другого порядку [7]

$$c(k) = c(k-1) + bc(k-2) - \eta(k)\nabla_c J^c(k) + \zeta(t), \quad (2.29)$$

що співпадає при  $b=0$  з так званим блукаючим випадковим пошуком. Цікаво зауважити, що (2.29) є не що інше, як ARX-модель другого порядку.

По-друге, адаптація в процесі глобального пошуку може бути введена шляхом управління випадковим процесом  $\zeta(t)$ , наприклад,

$$\frac{d\zeta(t)}{dt} = -\delta\zeta(t) - \eta_\zeta \frac{dJ^c(t)}{dt} + \sigma_\zeta^2 \mathbf{H}(t), \quad (2.30)$$

де  $\delta > 0$  – параметр автокореляції випадкового процесу;

$\mathbf{H}(t)$  – векторний білий шум.

Введемо модифікацію (2.30) в дискретному варіанті

$$\zeta(k) = (1-\delta)\zeta(k-1) - \eta_\zeta(k)\Delta J^c(k) + \sigma_\zeta^2 \mathbf{H}(k), \quad (2.31)$$

де  $\Delta$  – символ першої різниці (дискретний аналог похідної).

Як видно з (2.30), (2.31), оптимізація процесу пошуку може проводитися за рахунок відповідного вибору параметрів  $\delta$ ,  $\eta_\zeta$  і  $\sigma_\zeta^2$ , кожен з яких впливає на певну характеристику процесу пошуку. Так, варіюючи величиною параметра автокореляції  $\delta$ , що визначає швидкість загасання процесу, отже, ступінь його зв'язку з минулим можна впливати на характер пошуку, тобто при необхідності зробити його більш-менш залежним від передісторії.

Цікавим видається взаємодія параметрів  $\delta$  і  $\eta_\zeta$ . Якщо крок пошуку  $\eta_\zeta$  визначає

інтенсивність процесу накопичення досвіду навчання, то  $\delta$  характеризує рівень забування цього досвіду під час пошуку. У цьому сенсі дані параметри є антагоністичними. Якщо  $\delta = 0$ , забування немає взагалі і вектор  $\eta_{\zeta}(k)$  зростає в напрямку антиградієнта.

Дисперсія процесу  $\eta_{\zeta}(k)$  визначається величиною  $\sigma_{\zeta}^2$  та інтенсивністю збурюючого білого шуму  $\mathbf{H}(k)$ . При великому значенні  $\sigma_{\zeta}^2$  процес пошуку може стати нестійким, при малому – погіршуються глобальні властивості.

Таким чином, використання модифікованого глобального випадкового пошуку дозволяє істотно спростити процес безперервного налаштування параметрів комбінування  $c_j(k)$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ .

У підсумку слід зазначити, що розглянута задача прогнозування нестационарних нелінійних часових рядів в умовах обмеженого обсягу апіорної інформації. Пропонується підхід до її вирішення на основі адитивної нелінійної авторегресійної моделі з екзогенними входами, реалізованої на основі групи, паралельно працюючих адалін. Запропоновано вирішувати задачу оптимального комбінування прогнозів за допомогою модифікації глобального випадкового пошуку. Особливостями розвиваного підходу є чисельна простота і висока швидкодія, що досягаються за рахунок істотного зменшення кількості параметрів, що настроюються.

## **3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ФРАГМЕНТНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ І ОСОБЛИВОСТІ ВПРОВАДЖЕННЯ**

### **3.1. Аналіз специфіки експериментальних досліджень прогнозування відеорядів**

У завданнях розвитку інформаційних технологій при оперуванні неструктурованими або погано структурованими даними прогноз поряд з традиційними цілями має і специфічні, зокрема, пов'язані з індексацією, як правило, при пошуку із запитом «за зразком». Суть виявлення однорідних в сенсі заданого критерію подібності послідовностей зображень зводиться до сегментації відеоряду. При цьому застосування методів прогнозування зводиться до пошуку ситуацій, коли спостережуване зображення, представлене в просторі ознак або власне поточний відеокадр, відрізняється від прогнозу, що й означає в широкому сенсі зміна властивостей. Іншими словами – зміна сюжету, а у випадках пофрагментної екстраполяції – зміна локальних властивостей спостережуваних подій. Вибір аналізованої множини ознак пов'язаний з властивостями відеоряду і предметною областю. Як правило, подібну сегментацію можна здійснювати в режимі on-line, як мінімум, у наведеному масштабі часу.

Всі експерименти проводилися з відеорядами, що складаються з 2250 кадрів, що відповідає тривалості відео 90 секунд кожне. Використовувався медіаконтейнер AVI (Audio Video Interleaved) з відношенням сторін 16:9 і 4:3, частотою 25 кадр/сек. Для валідного зіставлення результатів роздільна здатність фіксувалася на рівні  $700 \times 400$  і  $640 \times 416$  пікселів відповідно, що, з одного боку, пояснюється роздільною здатністю вихідних відео, використаних для ілюстрації результатів експериментальних досліджень, а з іншого боку, такий вибір підтверджується результатами моделювання. Пояснимо цей факт докладніше.

На рисунку 5.1 наведено відеоряд, який містить 9 сегментів, 3 з котрих є плавними переходами від одного сегмента до іншого (медіаконтейнер m2ts, формат AVCHD - Advanced Video Coding High Definition, частота 29,97 кадр / сек, роздільна здатність  $1920 \times 1080$  пікселів, 90 секунд, 1500 відеокадрів, відношення сторін 16:9). На рисунку 5.2 показані відмінності між парами послідовних відеокадрів на основі просторової сегментації кожного зображення цього відеоряду при різних показниках дозволу. Неважко помітити, що діапазон 480 - 720 пікселів (по горизонталі) найбільш адекватно (навіть з точки зору простого візуального аналізу залежностей) відображає структуру сегментів. Цей висновок про пошук компромісу між надмірністю і дефіцитом візуальної інформації

по спроможності при структуризації відеорядів підтверджується і іншими відеоданими.

У зв'язку з вищевикладеним відео з більш високою роздільною здатністю піддавалися передискретизації до  $700 \times 400$  і  $640 \times 416$  пікселів, а з більш низькою роздільною здатністю виключалися з розгляду.

Кожен з 2250 кадрів кожного відеоряду представлявся у форматі TIFF (Tagged Image File Format) без стиснення з метою усунення впливу можливих втрат, що особливо важливо при прогнозуванні безпосередньо в просторі зображень.

Розглянемо формальні аспекти проведення експериментальних досліджень. Нехай дана часова послідовність  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , точніше кажучи, зростаюча вибірка часового ряду, що є принциповим моментом, оскільки саме цей аспект забезпечує on-line обробку. Тут кожен член ряду представляється або власним зображенням (фрагментом або фрагментами)  $x_i = \{B_{kl}\}_{l=1}^N$  ( $B_{kl}$  - значення кольору у точці  $(k, l) \in \mathbb{R}^2 \cap \mathbb{N}^2$ ), тобто фактично  $k \in \{1, 2, \dots, K\}, l \in \{1, 2, \dots, L\}$  або  $p$ -мірним вектором ознак  $x_i \in \mathbb{R}^p$ . На  $X \times X$  задано деяку множину бінарних відносин  $\mathcal{T} = \{\tau_\gamma\}$ ,  $\gamma \in \Gamma$ , де  $\Gamma$  – індексна множина, що визначають подібність або нерозрізненість пар  $x_i, x_j \in X$ , наприклад,  $\rho_\gamma(x_i, x_j) \leq \varepsilon$ , де  $\rho_\gamma$  - деякий ненегативний функціонал, що відповідає, як мінімум, аксіомам рефлексивності і симетричності,  $\varepsilon$  – апіорно або динамічно визначуваний поріг. Слід особливо підкреслити, що при структуризації відеоданих бажано зажадати і виконання нерівності трикутника  $\rho_\gamma(x_i, x_j) + \rho_\gamma(x_j, x_k) \geq \rho_\gamma(x_i, x_k)$ , тобто щоб  $\rho_\gamma$  уявляла собою метрику, оскільки навіть використання лише зворотної нерівності трикутника  $|\rho_\gamma(x_i, x_k) - \rho_\gamma(x_j, x_k)| \leq \rho_\gamma(x_i, x_j)$  дозволяє істотно підвищити швидкодію пошуку за рахунок виключення множин сюжетів без порівняння з ними запиту.

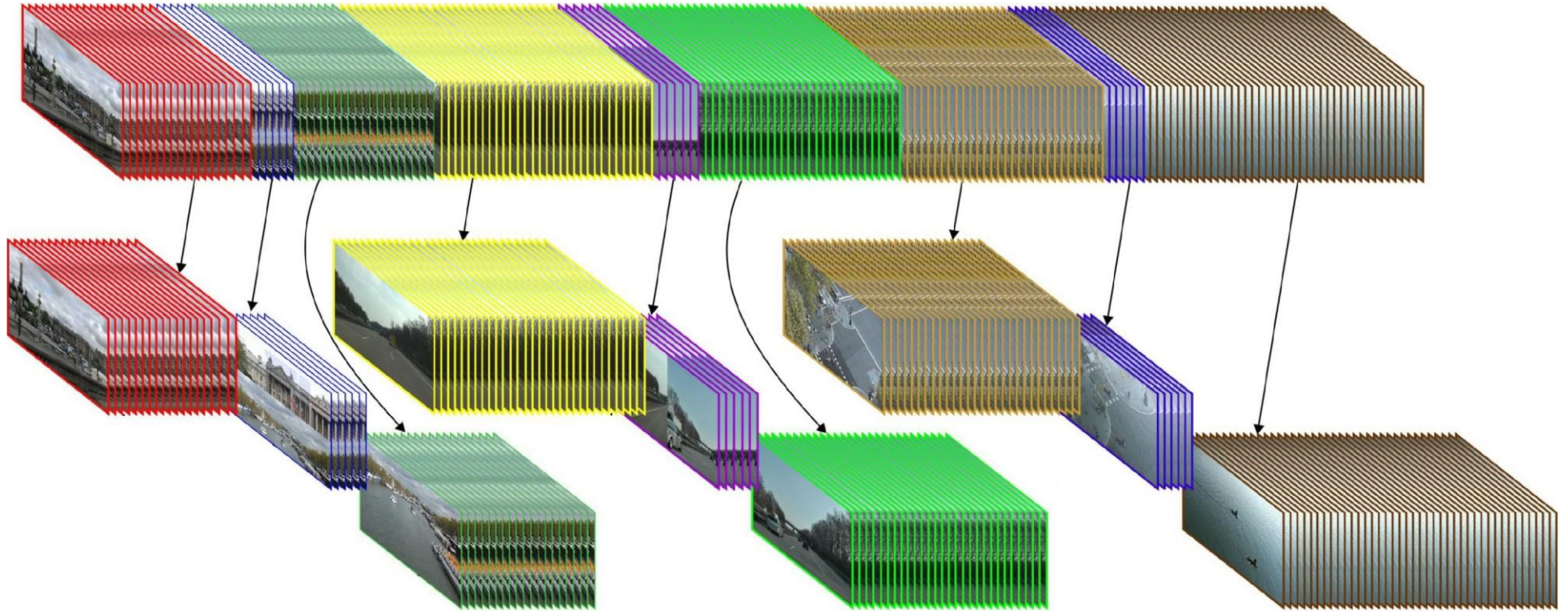


Рисунок 3.1 – Приклад структури відеоряду



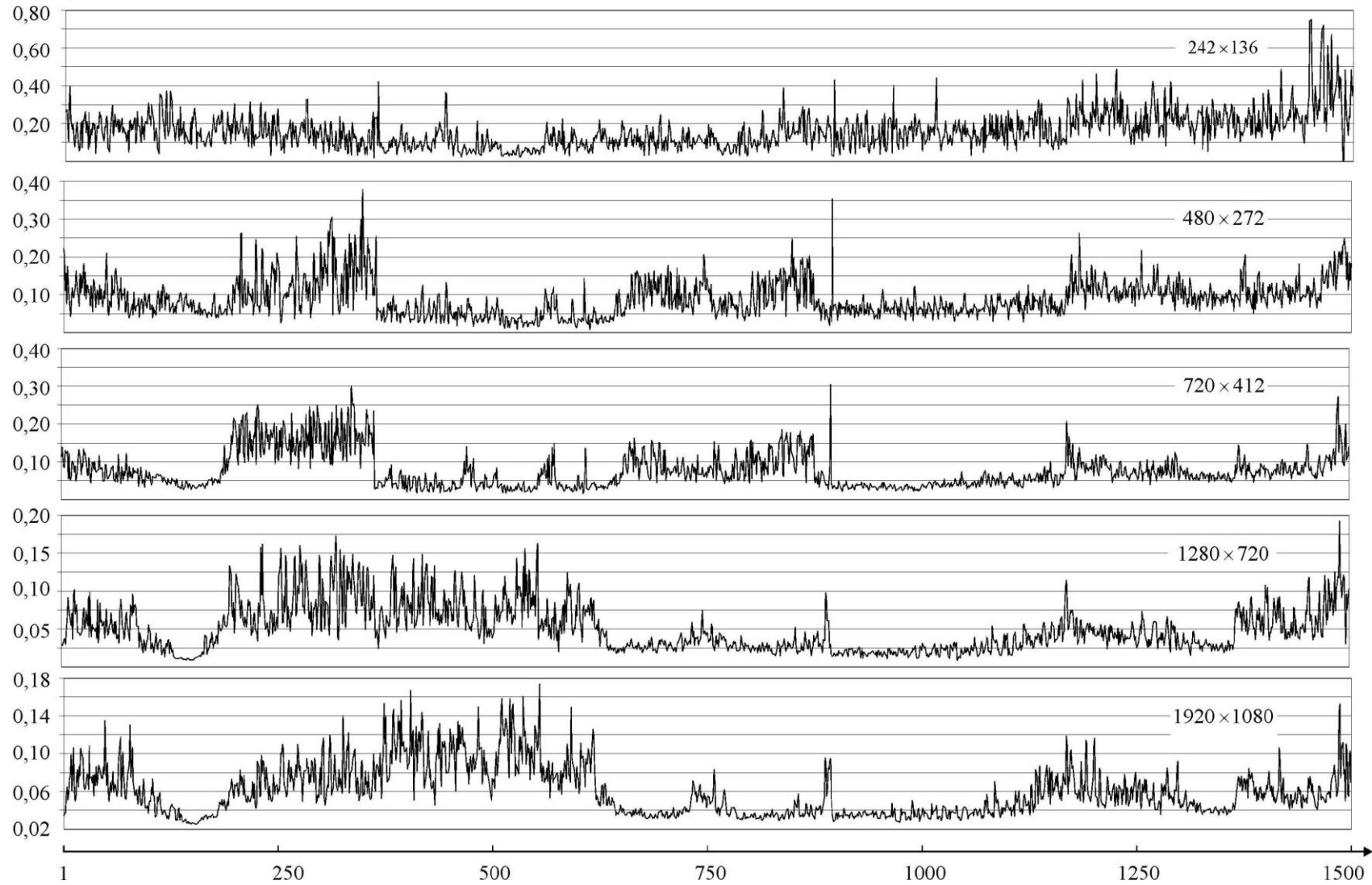


Рисунок 3.2 – Різниця між відеокадрами при різних роздільних здатностях

Відзначимо, що  $\{\tau_\gamma\}$  можуть мати різні носії – це поле зору відеодатчика або його фрагменти, множини точок, кривих, областей або їх комбінацій. Крім того, діапазон значень ознак може істотно відрізнятись, тому при проведенні досліджень використовувалася наступна метрика

$$\rho(x_i, x_j) = \sum_{\gamma \in \Gamma} \frac{\rho_\gamma(x_i, x_j)}{1 + \rho_\gamma(x_i, x_j)} \alpha_\gamma, \quad (3.1)$$

де  $\alpha_\gamma \geq 0$  – вагові коефіцієнти «часткових» метрик.

Під  $i$ -м сегментом  $[x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$  довжиною  $n_i = \beta(i) - \alpha(i) + 1$  відеоряду  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  будемо розуміти множину  $\{x_{\alpha(i)}, x_{\alpha(i)+1}, \dots, x_{\beta(i)-1}, x_{\beta(i)}\}$ , в якій  $\tau$  справедливо для всіх пар  $x_m, x_n \in [x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$  і не виконується для будь-яких елементів  $\alpha(i) - 1 \geq 1, \beta(i) + 1 \leq N$ . В задачах прогнозування зростаючих рядів безсумнівний інтерес викликають випадки ослаблення вимог за подібністю всіх пар  $x_m, x_n \in [x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$ , тому що точки  $x_{\alpha(i)}, x_{\alpha(i)+1}, \dots$  надходять послідовно і аналіз здійснюється в кожен момент часу. Інакше кажучи, для «нарощування» сегмента  $[x_{\alpha(i)}, x_m]_k$  в точці досить перевіряти справедливість  $x_m \tau x_{m-1}, x_{m-1} \tau x_{m-2}, \dots, x_{m-k+1} \tau x_{m-k}$ . Тим самим, найпростіший критерій виявлення межі сегменту – «зрив» прогнозу для поточного значення  $i = 1, 2, \dots$  і  $\alpha(1) = 1$

$$\beta(i) = m : \rho(x_m, y_m) \geq \delta, m = \alpha(i) + 1, \alpha(i) + 2, \dots,$$

де  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$  – результати прогнозу,

$\delta$  – наперед заданий поріг.

Таким чином, необхідно шукати розбиття ряду  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , тобто  $\beta(i)$ , оскільки  $\alpha(i+1) = \beta(i) + 1$  при  $x_{\alpha(1)} = 1$ . В результаті отримуємо, що кожен  $i$ -ий сегмент  $[x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$  відеоряду може характеризуватися ключовим кадром

$$x_{\alpha(i)\beta(i)} = \arg \min_{x^* \in [x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]} \sum_{r=\alpha(i)}^{\beta(i)} \rho(x^*, x_r),$$

або деякими оцінками, наприклад, вибіркоvim середнім

$$\bar{x}_{\alpha(i)\beta(i)} = \frac{\sum_{r=\alpha(i)}^{\beta(i)} x_r}{\beta(i) - \alpha(i) + 1}.$$

Характеристики сегментів в просторі зображень найбільший інтерес представляють в інтерактивних системах, оскільки можуть бути використані як інструмент анотування або реферування. Наприклад, вибіркоvi середні відеокадрів сегментів мають вигляд

$$B_{kl}^{\alpha(i)\beta(i)} = \frac{\sum_{r=\alpha(i)}^{\beta(i)} B_{kl}^r}{\beta(i) - \alpha(i) + 1}.$$

На рисунку 3.3 приведено вибіркoве середнє сегмента [1,316] тестового відеоряду. При пошуку сегмента використовувався лише однокроковий прогноз, і його результат не порівнювався з передісторією. У зв'язку з цим граничні кадри 1 і 316 істотно розрізняються (берегова лінія повернута практично на 45°), але семантично всі зображення сегмента відносяться до одного сюжету. В результаті вибіркoве середнє являє собою істотно розмите зображення.



Рисунок 3.3 – Приклад вибіркового середнього сегменту довжиною 316 кадрів

Рисунки 3.4 і 3.5 ілюструють сегменти того ж відеоряду довжиною 45 і 33 відеокадра відповідно. Тут розмитість в першому випадку (більшою мірою) обумовлена рухом об'єкта, у другому (меншою мірою) – зміною лише локальних властивостей і незначним погіршенням чіткості окремих кадрів.

Межі сегментів без урахування локальних властивостей відеоданих інтерактивно

локалізуються досить легко (рис. 3.6) навіть у випадках плавних переходів (рис. 3.7).  
Однак при автоматичній сегментації відеоданих



Рисунок 3.4 – Приклад вибіркового середнього сегменту довжиною 45 кадрів



Рисунок 3.5 – Приклад вибіркового середнього сегменту довжиною 33 кадра

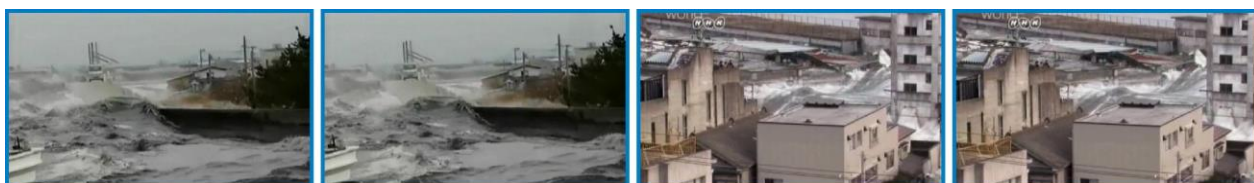


Рисунок 3.6 – Приклад межі сегменту, кадри 537-540



Рисунок 3.7 – Приклад межі сегменту, кадри 576-579

з метою їх структуризації для інформаційно-пошукових систем із запитом ‘ad  
exemplum’ («за образцем») задача представляється досить складною. У великій мірі

рішення в конкретній предметній області залежить від вибору наборів ознак.

### 3.2 Вивчення ознак форм областей зображень при створенні багатовимірних часових рядів

Суперечливі вимоги по точності, надійності, швидкодії прогнозування відео призводять до необхідності пошуку деякого керованого «локально-глобального» інструменту створення багатовимірних часових рядів. Досить добре вивчені і обосновані в цьому плані ознаки форми областей. Кожна область може характеризуватися множиною легко трактованих дескрипторів, адаптивно обираючи підмножину якої забезпечує достатню точність і інтерпретованість аналізу відеоряду. Але адаптація при цьому може виконуватися і в іншому аспекті: шляхом огрубіння або деталізації врахованих областей в поле зору відеодатчика, тобто їх злиттям або розщепленням на стадії сегментації зображень. Процес сегментації зображень (генерації розбиттів на семантично однорідні області), таким чином, повинен мати налаштовувані параметри, що дозволяють отримувати частково-впорядковані по вкладенню розбиття. На рисунку 3.8 наведені кадри 575, 576, 578, 579 тестового відео (кадр 577 опущений, тому що він являє собою «розмиту» межу сегмента, див. рисунок 3.7). Тут же показані результати сегментації, які дозволяють стверджувати, що вже власне результати сегментації можуть служити сукупним описом «просторового змісту» зображення.

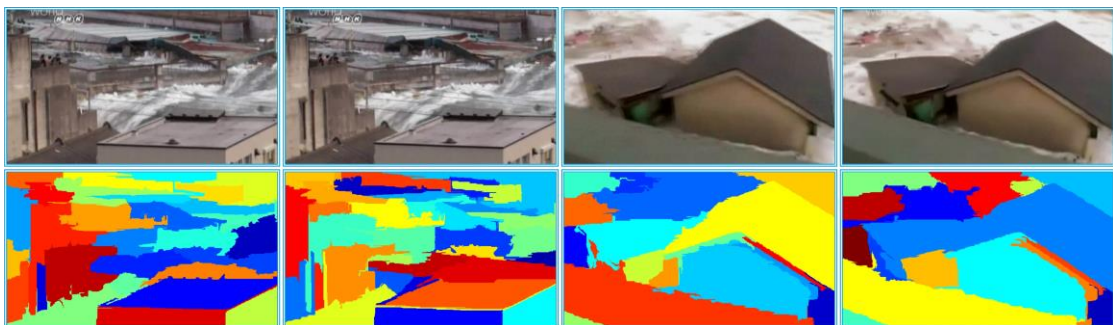


Рисунок 3.8 – Приклад межі відеосегменту та сегментовані кадри 575, 576, 578, 579

Рисунок 3.9 і рисунок 3.10 додатково ілюструють можливість пошуку меж сегментів в часі за відмінностями просторових сегментацій зображень. На першому з них наведені кадри 733, 734, 735, 736 – два останніх і два перших сьомого та восьмого



сегментів тестового відео; на другому – 12-го 13-го сегментів того ж відео.

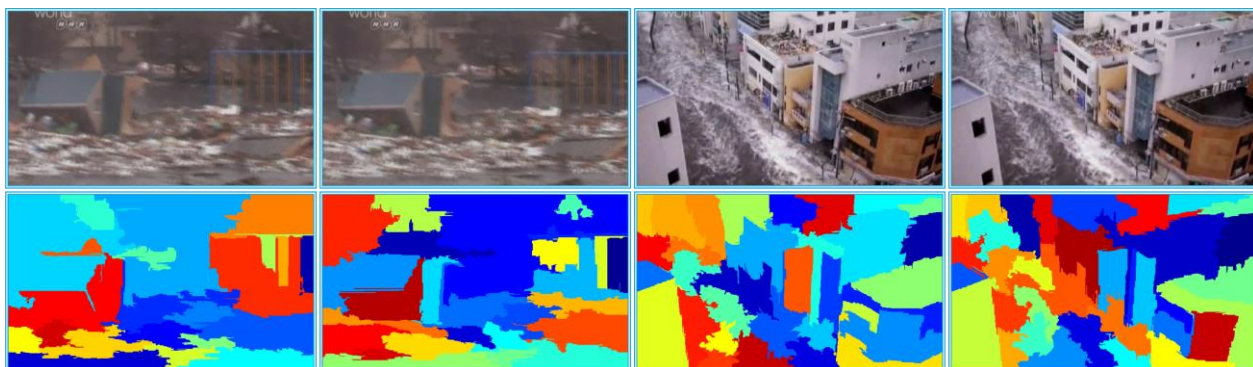


Рисунок 3.9 – Приклад межі відео сегменту та сегментовані кадри 733-736

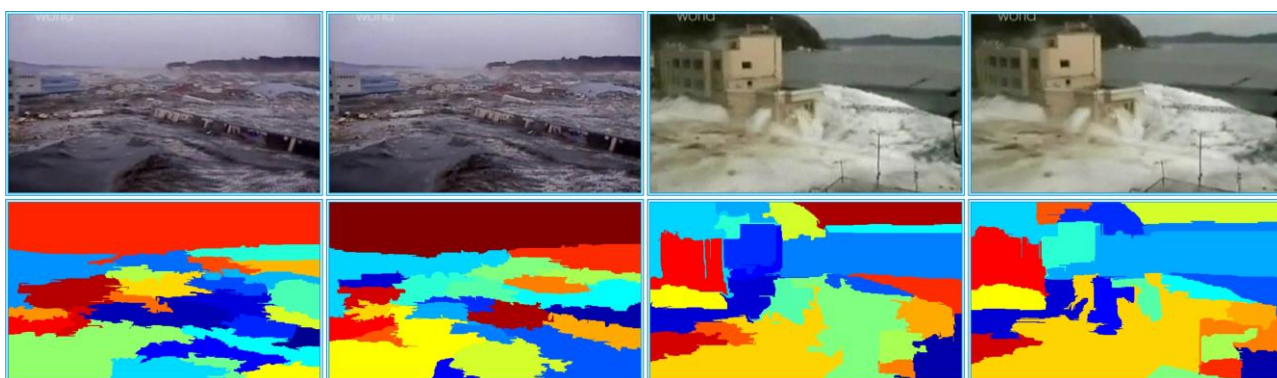


Рисунок 3.10 – Приклад межі відео сегменту та сегментовані кадри 1006-1009

Розглянемо специфіку використаного при проведенні експериментів цветотекстурного алгоритму просторової сегментації. Він заснований на максимізації поділу областей і концентрації внутрішніх елементів, що базується на положеннях двофакторного дисперсійного аналізу.

Для побудови розбиття поля зору  $D$  на  $K$  кластерів  $r_k$ ,  $k = \overline{1, K}$  з кількістю елементів у кожному  $card\ r_k$ , тобто отримання областей таких, що

$$D = \bigcup_{k=1}^K r_k,$$

$$\forall k', k'' \in \{1, 2, \dots, K\} : k' \neq k'' \Rightarrow r_{k'} \cap r_{k''} = \emptyset,$$

вважаючи  $z \in \mathbb{R}^2$ , розглянемо середнє в кожній області

$$m_k = \frac{1}{\text{card } \eta_k} \sum_{z \in \eta_k} \mathbf{B}(z)$$

та загальне середнє

$$m = \frac{1}{\sum_k \text{card } \eta_k} \sum_{z \in D} \mathbf{B}(z).$$

Тоді, визначаючи «внутрішньокластерну» і «міжкластерну» дисперсії відповідно

$$d' = \sum_{k=1}^K \sum_{z \in \eta_k} \|\mathbf{B}(z) - m_k\|^2,$$

$$d'' = \sum_{z \in D} \|\mathbf{B}(z) - m\|^2,$$

де  $\|\cdot\|^2$  – евклидова норма,

отримуємо критерій

$$C = (d'' - d') / d'.$$

Неважко бачити: чим більше значення  $C$ , тим краще області розділені, а внутрішні елементи більш «концентровані» і навпаки. Таким чином, перераховуючи  $C$  по кожній сегментованій області і вводячи позначення

$$C_k^* = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K C_k \text{card } \eta_k,$$

отримуємо наступний критерій: знайти мінімум по всіх можливих розбиттях для фіксованого числа областей. Дійсно, якщо сегментація виконана досить добре, то значення для кожної області малі, а отже, і прагне до нуля. Перевагою (і причиною вибору) цього кольорово-текстурного алгоритму є простота управління якістю просторової сегментації, що забезпечує адаптивність ознакового уявлення відеокадра.

Параметри сегментації, що відповідають за чутливість результатів, підбиралися експериментальним шляхом для кожного відео: якщо вибрати дуже чутливу модель, то отримуємо дуже велика кількість дрібних сегментів, для яких потрібно буде проводити подальшу обробку і побудова вектора характеристик. До того ж, така модель буде надмірно часто приводити до виявлення сегментів відео при незначних з семантичною точки зору зміни. У той же час «груба» налаштування параметрів сегментації може призвести до того, що можуть бути пропущені суттєві зміни, що відбуваються в відеопослідовності.

Для порівняння отриманих розбиттів скористаємося метрикою [27], яка забезпечує порівняння довільних вимірних фактор-множин. Перевагою цієї метрики є те, що вона інтегрально враховує розходження класів еквівалентності (однорідних областей на зображенні) у вигляді симетричної різниці множин і їх схожість у вигляді перетину. Нехай  $R' = \{r'_i\}_{i=1}^m$ ,  $R'' = \{r''_j\}_{j=1}^n$  – розбиття двох різних зображень відеоряду (або різні розбиття одного зображення відеоряду). Вважаючи в якості міри множини її потужність, маємо метрику

$$d(R', R'') = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \text{card}(r'_i \Delta r''_j) \text{card}(r'_i \cap r''_j), \quad (5.2)$$

де  $r'_i \Delta r''_j = (r''_j \setminus r'_i) \cup (r'_i \setminus r''_j)$  – симетрична різниця.

Розглянемо деяке розбиття відеокадра  $R = \{r_i\}_{i=1}^m$ . Зафіксуємо деяку область  $\Pi \in R$  і розглянемо набір ознак форми  $Q(\Pi) = \{q_1, q_2, \dots, q_p\}$ , з якого здійснюється вибір підмножини при конкретизації обробки відеоряду. Відзначимо, що кожна з ознак може мати різну розмірність. До ознак віднесемо такі дескриптори.

Центроїд  $G(x, y)$ , розташування якого незмінне на зображенні і, зокрема, інваріантне відносно афінних перетворень

$$p_1 = G(x, y) = (g(x), g(y)) = \left( \frac{1}{\text{card } \Pi} \sum_{x_i \in \Pi} x_i, \frac{1}{\text{card } \Pi} \sum_{y_i \in \Pi} y_i \right)$$

Вісь мінімальної інерції, що показує орієнтацію об'єкта в просторі, визначається лінією, для якої інтеграл квадрата відстані до точки на кордоні зображення є мінімальним



(для знаходження необхідно привести початок координат в центр ваги об'єкта)

$$p_2 = \frac{1}{2}(a + c) - \frac{1}{2}(a - c)\cos(2\alpha) - \frac{1}{2}b\sin(2\alpha),$$

де  $a = \sum_{x_i \in \Pi} x_i^2$ ,  $b = 2\sum_{y_i \in \Pi} x_i y_i$ ,  $c = \sum_{y_i \in \Pi} y_i^2$ ,

$\alpha = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{b}{a - c}\right)$  – кут між віссю інерції и віссю  $Ox$ .

Середня енергія вигину, що дозволяє визначити, наскільки «звивиста» межа області

$$p_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K(s)^2,$$

де  $K(s) = x'(s)y''(s) - y'(s)x''(s)$  – функція кривизни,

$s$  – довжина дуги,

$N$  – число точок контуру.

Відношення довжини до ширини описаного прямокутника навколо області  $\Pi$

$$p_4 = 1 - W / L,$$

де  $W$  – висота описаного прямокутника,

$L$  – ширина описаного прямокутника.

Параметр Хортон – відношення площ області  $\Pi$  та кола з тим же периметром, яке визначає компактності області

$$p_5 = \frac{S_{\Pi}}{S_{circle}}.$$

Параметр опуклості – відношення периметра опуклої оболонки області  $\Pi$  до її периметру

$$p_6 = \frac{P_{hull}}{P_{\Pi}}.$$

Параметр жорсткості – відношення площ опуклої оболонки і вихідного об'єкта.

Проекції на осі декартових координат і максимальний діаметр Ферре для  $x_i, x_j \in \Pi$

$$p_7 = F_x = x_{max} - x_{min}, \quad p_8 = F_y = y_{max} - y_{min},$$

$$p_9 = F_{max} = \sup\{\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}\}.$$

Відношення «змінності», яке визначається відношенням радіуса максимального вписаного в область  $\Pi$  кола до діаметру Ферре

$$p_{10} = \frac{R_{in}}{F_{max}}.$$

Довжини напіввісей апроксимуючого еліпса з площею і периметром, які знаходяться за формулами

$$p_{11} = \varphi(\Pi) + \sqrt{\varphi(\Pi)^2 - S(\Pi) / \pi}, \quad p_{12} = S(\Pi) / (\pi\varphi(\Pi)),$$

$$\text{де } \varphi(\Pi) = \frac{1}{3}(\sqrt{S(\Pi) / \pi} + P(\Pi) / \pi).$$

Параметр округлості Венворта, що обчислюється за формулою

$$p_{13} = 4R_h(\Pi) / (F_{max}(\Pi) + W(\Pi)),$$

де  $R_h(\Pi)$  – радіус максимально опуклої частини контуру області  $\Pi$ ,

$W(\Pi)$  – широта  $\Pi$ , ортогональна  $F_{max}(\Pi)$ .

Проекція Петланда

$$p_{14} = 4S(\Pi) / (\pi F_{max}(\Pi)).$$

Параметр округлості Пірарда

$$p_{15} = 1 / \sqrt{\sum_{i=1}^n (1 + R_{in}(\Pi) / R_i(\Pi))^2 / (n-1)},$$

де  $R_i(\Pi)$  – радіус максимального вписаного кола, що перетинає  $i$ -у точку контуру області  $\Pi$ .

Діаметр Мартина  $p_{16} = MD(\Pi)$  (відстань між лівим верхнім кутом області  $\Pi$  та її правим нижнім кутом). Розрізняють також діаметри Мартина по осях  $p_{17} = MD_x(\Pi)$ ,  $p_{18} = MD_y(\Pi)$  – це, відповідно, максимальні відстані по осях координат.

Можна вказати ще цілий ряд відношень, що базуються на наведених вище ознаках: відношення радіусів  $R_{in} / R_{out}$ ; відношення діаметрів  $MD_x(\Pi) / F_x(\Pi)$  і  $MD_y(\Pi) / F_y(\Pi)$ ; відношення протяжності  $S(\Pi) / S(F_x(\Pi) \times F_y(\Pi))$ , де  $F_x(\Pi) \times F_y(\Pi)$  – описаний прямокутник навколо  $\Pi$ , одержуваний обертанням фігури доти, поки не буде виконана умова  $F_x(\Pi) = F_{min}(\Pi)$  та ін.

Неважко помітити, що, з одного боку, деякі з традиційно використовуваних ознак функціонально залежні, з іншого – вони (навіть у перерахованому обсязі) надлишкові.

### 3.3 Аналіз результатів експериментальних досліджень сегментації відео на базі прогнозів

Складність створення адекватних часових рядів, що характеризують зміну ознак форми, пов'язана не тільки і не стільки з обчислювальною складністю, скільки з необхідністю отримувати ряди, пов'язані з «змістом» відео, в усякому разі, в плані однорідності відеосегментів. Нагадаємо, що ця однорідність (в сенсі заданого критерію) по суті і визначає структурування відеоряду для задач пошуку із запитом «за зразком». Іншими словами, основне навантаження лягає на валідність просторової сегментації кожного відеокadra, відбір семантично значущих областей і встановлення їх міжкадрового зв'язку. Зв'язок, в основному, визначається розташуванням областей в поле зору шляхом аналізу перетину областей або близькості з характеристик, наприклад,

центрів ваги. Це легко пояснити високою частотою надходження зображень. Ясно, що повинні відбиратися області, що мають найбільшу площу, але тут ключову роль починає грати точність просторової кластеризації, оскільки один об'єкт може представлятися різною кількістю областей. Розумний вихід з цієї ситуації - просторова сегментація із заданою кількістю областей або ж одночасний аналіз всіх областей, тобто разбиений з використанням метрики типу (3.2).

Можливість зниження обчислювальної складності ілюструється на рисунку 3.11, на якому наведені помилки багатовимірного прогнозу в метриці (3.1). Для тестового відеоряду наведені помилки прогнозу з «проріджуванням» відео в 10 кадрів (верхній ряд), 5 кадрів (середній ряд). Нижній ряд представляє аналіз кожного відеокадра. Видно, що якісно ці залежності практично ідентичні, а для точного визначення кордону відеосегментів в подібних випадках необхідно проводити покадрову обробку в околицях локальних екстремумів. Цей результат підтверджує і рисунок 3.12, на якому для тестового відеоряду в метриці (3.2) наведені помилки прогнозу для кожного кадру (верхній ряд) і з «запізненням» в 10 кадрів - нижній.

Неважко помітити, що аналіз повних відеокадрів в ознакових просторах дозволяє отримувати інтегральні оцінки зміни змісту відео і забезпечує всі можливості їх структурування в цілому. Проте в системах спостереження кут зору відеодатчика може бути досить великий, що при помітних (у різних конкретних ситуаціях вони різні) відстанях до об'єктів, що цікавлять, призводить до того, що зміни змісту відео зачіпають лише деякі частини поля зору. В результаті подібні зміни можуть бути не враховані, і їх пошук вимагає ретельної інтерактивної роботи. Крім того, результати цілого ряду алгоритмів кластеризації (сегментації зображень) залежать від стартових даних, що може додатково приводити до помітних відмінностей пар послідовних відеокадрів. Використання ознакових описів розбиттів або покриттів поля зору на фрагменти не дасть необхідного результату, оскільки області можуть потрапляти в різні фрагменти, істотно спотворюючи неадитивності ознаки форми.

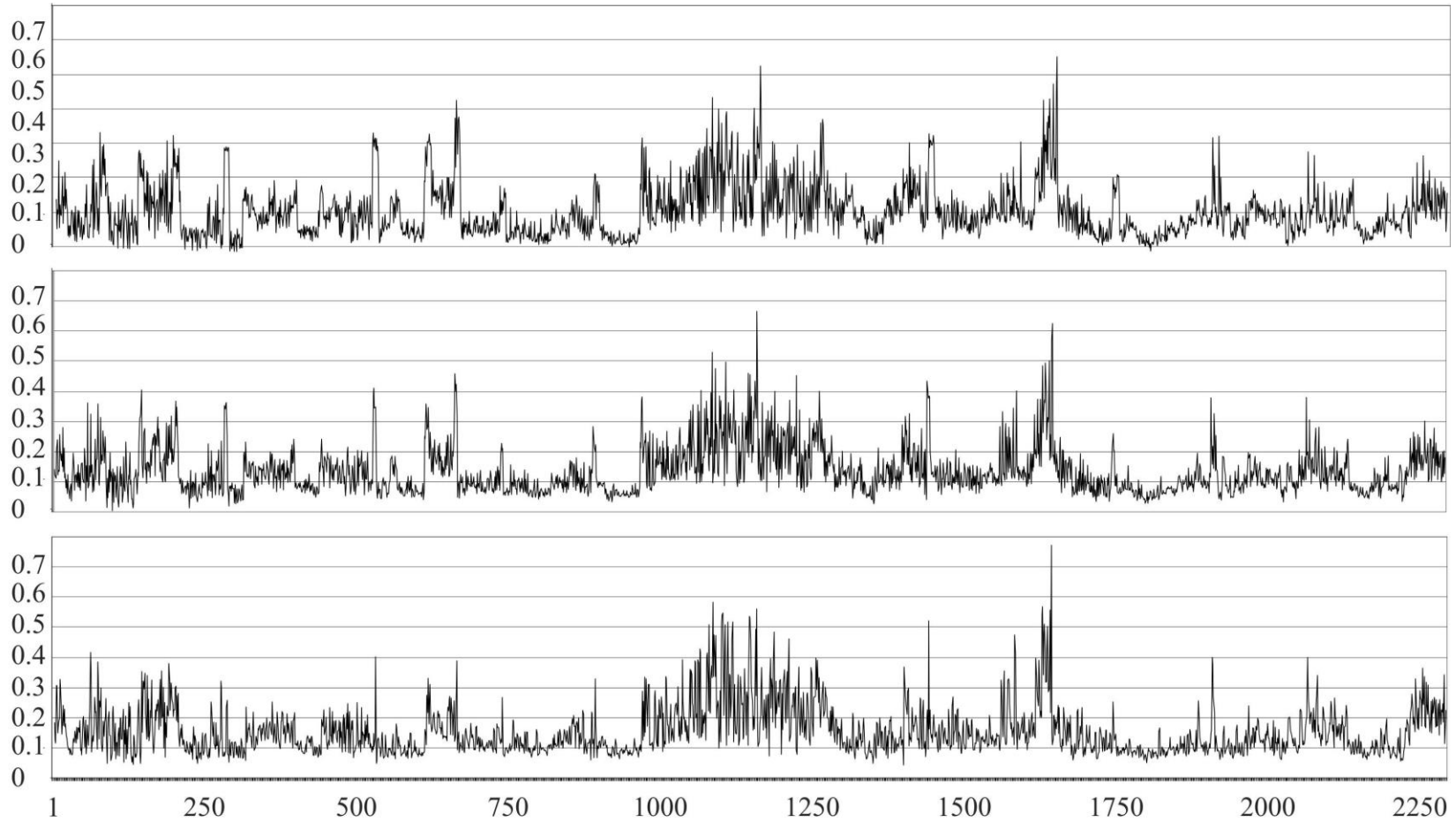


Рисунок 3.11 – Приклад помилки прогнозу тестового відеоряду за ознаками форми з «запізненням» на 10, 5 кадрів і для кожного кадру

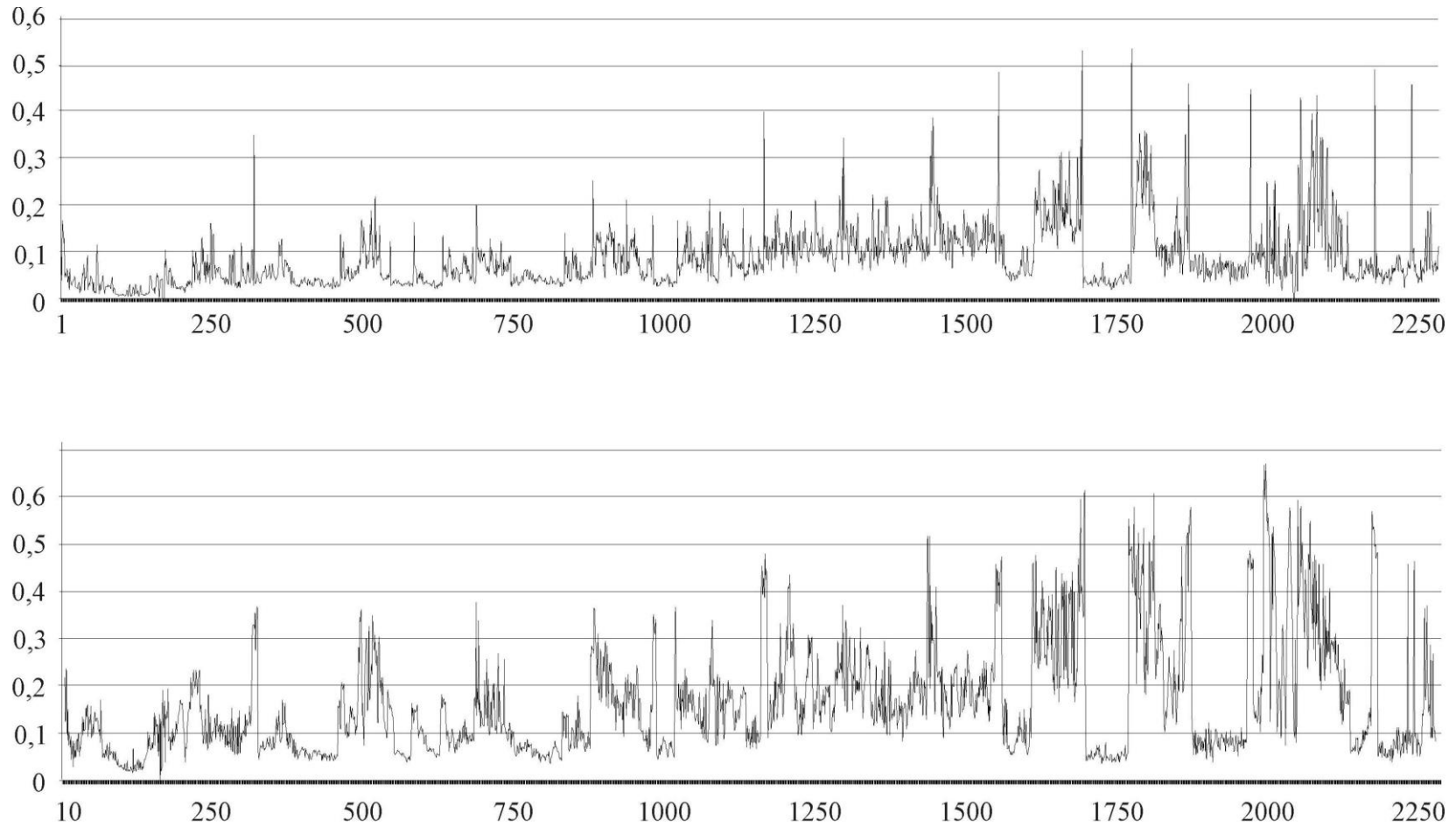


Рисунок 3.12 – Приклад помилки прогнозу тестового відеоряду за ознаками форми з «запізненням» на 10 кадрів і для кожного кадру

Природне для паралельно-фрагментної і пірамідальної обробки зображень розбиття поля зору на прямокутні фрагменти дозволяє здійснювати прогнозування відео безпосередньо в просторі зображень. З одного боку, знижуються розмірності матриць, використовуваних при прогнозі, що створює передумови для побудови раціональних обчислювальних моделей. З іншого боку, з'являється можливість відстеження локальних в поле зору подій шляхом об'єднання сусідніх по горизонталі та/або вертикалі фрагментів. У той же час виникає ефект «блочності», оскільки кожен з фрагментів бере участь у прогнозуванні незалежно від сусідніх областей і на кордонах, як наслідок, з'являються розриви кольоровості. Ці ефекти можуть бути усунені використанням не розбиттів поля зору, а їх покриттів з усередненням зображень в областях перетинів. На жаль, подібне підвищення якості призводить до збільшення (в основному за рахунок дублювання) часу обробки зображень. Слід зазначити, що відмінності в блоках можуть бути використані як інструмент прийняття рішень на основі метрик, подібних метриці Хемінга. На рисунку 3.13 приведено блочне (25 фрагментів) прогнозування на кордоні 2 і 3 сегментів тестового відеоряду.

На цій ілюстрації видно повний зрив прогнозу (по всіх блоках) на 458 кадрі відеопослідовності, різна швидкість адаптації прогнозу на 459 кадрі (зокрема, «пересвічений» блоки верхнього і частково нижнього рядів) і збіг прогнозу з поточним 460 кадром.



Рисунок 3.13 – Приклад блочного прогнозу меж відеосегменту на 457-460 кадрах тестового відеоряду

Рисунок 3.14 відображає помилку прогнозу по всіх 25 блокам для 300 кадрів фрагмента відеоряду з 317 по 617. Видно, що у всіх блоках чітко виділяються кордону сегментів, проте в 3 сегменті в ряді блоків спостерігаються свої локальні екстремуми, які відповідають хвилі, що наростає та розбивається перед автомобілем.



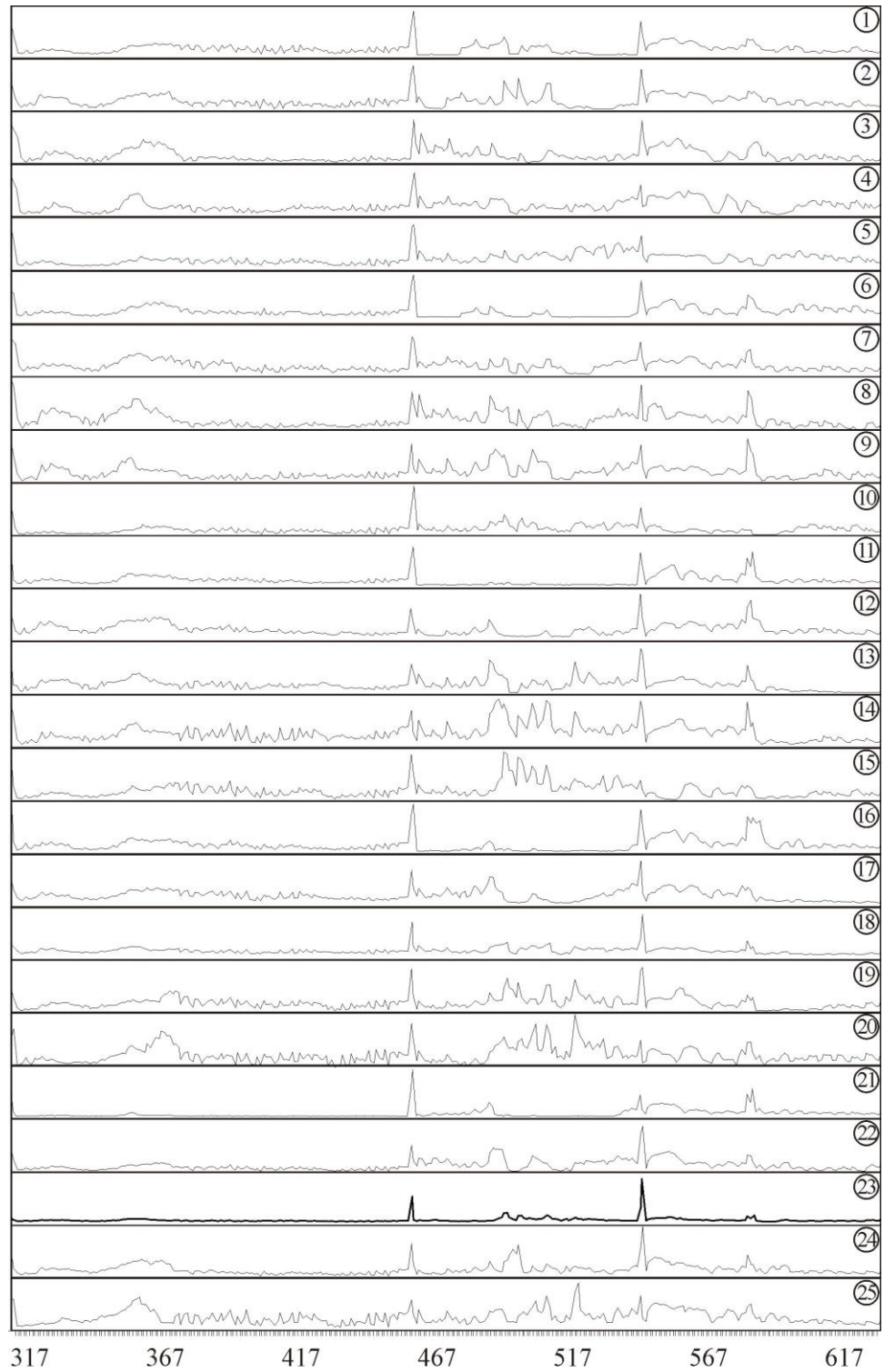


Рисунок 3.14 – Приклад помилки прогнозу у блоках тестового відеоряду



Рисунок 3.15 – Приклад прогнозу 13 блоку тестового відеоряда



Рисунок 3.16 – Приклад помилки прогнозу у 13 блоці тестового відеоряда

На рисунку 3.15 для 1000 кадрів тестового відео показані динаміка 13 блоку і прогнози (по три зображення: останній кадр сегмента, зрив прогнозу – ліва межа наступного сегмента, перший кадр нового сегмента).

Слід особливо підкреслити, що розподіл кольорів (і взагалі гістограмні ознаки) несуть досить істотну інформацію, проте, як впливає з рисунку 3.16, на прикладі того ж 13 блоку на всьому відеоряді якісних змін по каналах RGB немає. У той же час на окремих кордонах сегментів спостерігається мажорювання того чи іншого каналу, що означає доцільність їх паралельної обробки для пошуку локальних екстремумів ряду.

Підводячи певний проміжний підсумок, можна вказати, що і вибрані ознаки, і прогнозування в просторі зображень дозволяють знаходити ті ж межі семантичні сегментів, які були стійко виділені інтерактивно. На рисунку 3.17 приведені 967 - 970 кадри тестового відеоряду (верхній ряд), їх просторова сегментація (середній ряд) і модулі попіксельної різниці поточного і спрогнозованого зображень. Видно, що запропонований інструментарій забезпечує правильність пошуку меж сегментів багатовимірних часових рядів, що так чи інакше асоціюються з відеопотоками.

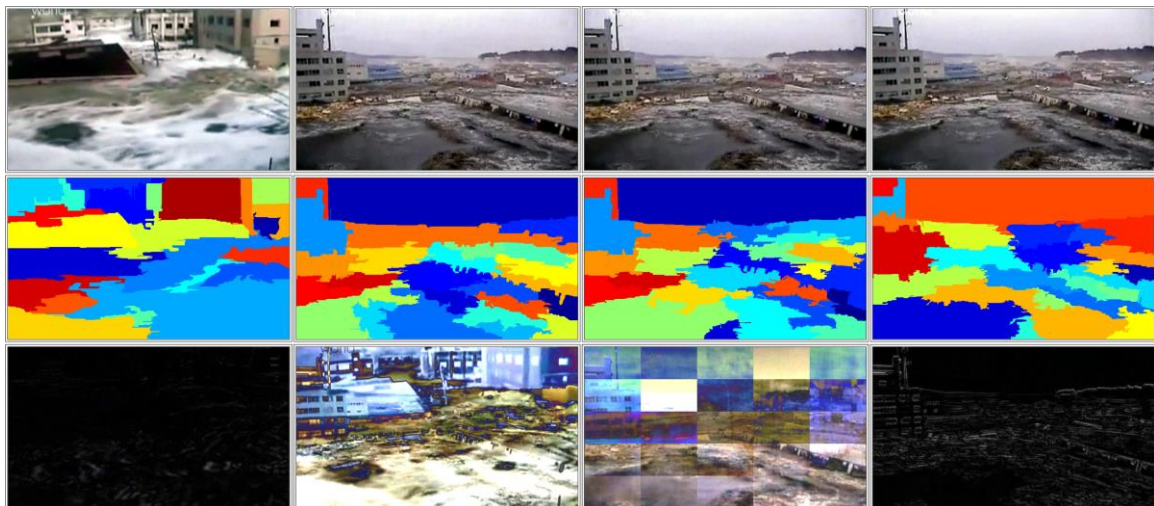


Рисунок 3.17 – Приклад пошуку межі сегменту багатовимірнього ряду

## 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

### 4.1 Аналіз потенційних небезпечних і шкідливих виробничих чинників проєктованого об'єкту, що мають вплив на персонал

У даному дипломному проєкті розробляється програмне забезпечення.

Розроблене програмне забезпечення орієнтоване на роботу з персональним комп'ютером. Експлуатовані для вирішення внутрішньовиробничих завдань ПЕОМ типу IBM PC мають наступні характеристики:

споживана потужність	220 Вт;
робоча напруга	220 В;
напруга джерел живлення	+12 В; - 12 В; +5 В;
робоча частота	50 Гц.

Виходячи з приведених характеристик, вочевидь, що для людини існує небезпека поразки електричним струмом, унаслідок недбалого поводження з комп'ютером і порушення правил експлуатації, залишення частин ПЕОМ, що знаходяться під напругою, відкритими або знятих для ремонту вузлів.

Відповідно до [36] до легкої фізичної роботи відносяться всі види діяльності, виконувані сидячи і ті, що не потребують фізичної напруги. Робота користувача ПК відноситься до категорії 1а.

При роботі на ПЕОМ користувач піддається ряду потенційних небезпек. Унаслідок недотримання правил техніки безпеки при роботі з машиною (невиконання огляду відкритих частин ПЕОМ, що знаходяться під напругою або знятих для ремонту вузлів) для користувача існує небезпека поразки електричним струмом.

Джерелами підвищеної небезпеки можуть служити наступні елементи:

- розподільний щит;
- джерела живлення;
- блоки ПЕОМ і друку, що знаходяться в ремонті.

Ще одна проблема полягає у тому, що спектр випромінювання комп'ютерного монітора включає рентгенівську, ультрафіолетову і інфрачервону області, а також широкий діапазон хвиль інших частот. Небезпека рентгенівського проміння мала, оскільки цей вид випромінювання поглинається речовиною екрану. Проте велику увагу

слід приділяти біологічним ефектам низькочастотних електромагнітних полів(аж до порушення ДНК).

Відповідно до [37], при обслуговуванні ПЕОМ мають місце фізичні і психофізичні небезпечні, а також шкідливі виробничі чинники:

- підвищене значення напруги в електричному ланцюзі, замикання якої може відбутися через тіло людини;
- підвищений рівень статичної електрики;
- підвищений рівень електромагнітних випромінювань;
- підвищена або знижена температура повітря робочої зони;
- підвищений або знижений рух повітря;
- підвищена або знижена вологість повітря;
- відсутність або недостатність природного світла;
- підвищена пульсація світлового потоку;
- недостатня освітленість робочого місця;
- підвищений рівень шуму на робочому місці;
- розумове перенапруження;
- емоційні навантаження;
- монотонність праці.

## 4.2 Заходи щодо техніки безпеки

Основним небезпечним чинником при роботі з ЕОМ є небезпека поразки людини електричним струмом, яка посилюється тим, що органи чуття людини не можуть на відстані знайти наявності електричної напруги на устаткуванні.

Проходячи через тіло людини, електричний струм чинить на нього складну дію, що є сукупністю термічної(нагрів тканин і біологічних середовищ), електролітичної(розкладання крові і плазми) і біологічної(роздратування і збудження нервових волокон і інших органів тканин організму) дій.

Тяжкість поразки людини електричним струмом залежить від цілого ряду чинників:

- значення сили струму;
- електричного опору тіла людини і тривалості протікання через нього струму;

- роду і частоти струму;
- індивідуальних властивостей людини і навколишнього середовища.

Розроблений дипломний проект передбачає наступні технічні способи і засоби, що застерігають людину від ураження електричним струмом [38]:

- заземлення електроустановок;
- занулення;
- захисне відключення;
- електричне розділення ятерів;
- використання малої напруги;
- ізоляція частин, що проводять струм;
- огорожа електроустановок.

Занулення зменшує напругу дотику і обмежує година, протягом якого людина, ткнувшись до корпусу, може потрапити під дію напруги.

Струм однофазного короткого замикання визначається по наближеній формулі:

$$I_K = \frac{U_\phi}{Z_\Pi + \frac{Z_T}{3}},$$

(4.1)

де  $U_\phi$  - номінальна фазна напруга мережі, В;

$Z_\Pi$  - повний опір петлі, створене фазними і нульовими дротами, Ом;

$Z_T$  - повний опір струму короткого замикання на корпус, Ом.

Згідно таблиці 4 [39]:  $Z_T / 3 = 0,1$  Ом.

Для провідників і жил кабелю для розрахунку повного опору петлі використовуємо формулу(4.2.) :

$$Z_\Pi = \sqrt{R_\Pi^2 + X_\Pi^2},$$

(5.2)

де  $R_\Pi = R_\phi + R_0$  - сумарний активний опір фазного  $R_\phi$  і нульового  $R_0$  дротів, Ом;

$X_\Pi$  - індуктивний опір паяння дротів, Ом.



Перегин 1 км мідного дроту  $S = 2.5$  мм, тоді згідно таблицям 5 і 6 [9], має такий опір:

$$X_{\Pi} = 0,11 \text{ Ом};$$

$$R_{\Phi} = 7,55 \text{ Ом};$$

$$R_0 = 7,55 \text{ Ом}.$$

$$\text{Отже, } R_{\Pi} = 7,55 + 7,55 = 15,1 \text{ Ом}.$$

Тоді по формулі (4.2) знаходимо повний опір петлі :

$$Z_{\Pi} = \sqrt{15,1^2 + 0,11^2} \approx 15,1 \text{ (Ом)}.$$

Струм однофазного короткого замикання рівний:

$$I_k = \frac{220}{15,1 + 0,1} = 14,47 \text{ (А)}.$$

Дія плавкої вставки на ПЕОМ забезпечується, якщо виконується співвідношення:

$$I_k \geq k * I_n,$$

(4.3)

де  $I_n$  - номінальний струм спрацьовування плавкої вставки, А;

$k$  - коефіцієнт кратності нелінійного струму  $I_n$ , А.

Коефіцієнт кратності нелінійного струму  $I_n$  розраховується по формулі (4.4.) :

$$I_n = P / U,$$

(4.4)

де  $P = 220$  Вт - споживана потужність;

$U = 220$  В - робоча напруга;

$k = 3$  А - для плавких вставок.

Отже,  $I_n = 220 / 220 = 1$  А.



Підставивши значення у вираз (4.3), одержимо:

$$14,47 > 3 * 1.$$

Таким чином, доведено, що апарат забезпечить спрацьовування(і захист) при підвищенні номінального струму.

### 4.3 Заходи, що забезпечують виробничу санітарію і гігієну праці

Вимоги до виробничих приміщень встановлюються [40], СНіП, відповідними ГОСТами і ОСТАми з урахуванням небезпечних і шкідливих чинників, що утворюються в процесі експлуатації електроустаткування.

Підвищення працездатності людини і збереження її здоров'я забезпечується стабільними метеорологічними умовами. Мікроклімат виробничих приміщень [41] визначається діючими на організм людини поєднаннями температури, вологості і швидкості руху повітря, а також температури навколишніх поверхонь. Значне коливання параметрів мікроклімату приводить до порушення систем кровообігу, нервової і потовидільної, що може викликати підвищення або пониження температури тіла, слабкість, запаморочення і навіть непритомність.

Відповідно до [42] встановлюють оптимальну і допустиму температуру, відносну вологість і швидкість руху повітря в робочій зоні . За відсутності надмірного тепла, вологи, шкідливих речовин в приміщенні досить природної вентиляції.

У приміщенні для виконання робіт операторського типу(категорія 1а), пов'язаних з нервово-емоційною напругою, проектом передбачається дотримання наступних нормованих величин параметрів мікроклімату (табл. 4.1).

Таблиця 4.1 - Санітарні норми мікроклімату робочої зони приміщень для робіт категорії 1а.

Пора року	Температура, С	Відносна вологість, %	Швидкість руху повітря, м/с
Холодна	22...24	40...60	0,1
Тепло	23...25	40...60	0,1

У приміщенні, де знаходиться ПЕОМ, повітрообмін реалізується за допомогою

природної організованої вентиляції(з пристроєм вентиляційних каналів в перекриттях будівлі і вертикальних шахт) й установленого промислового кондиціонера фірми Mitsubishi, який дозволяє вирішити переважну більшість завдань по створінню та підтримці необхідних параметрів повітряного середовища. Цей метод забезпечує приток потрібної кількості свіжого повітря, визначеного в СНіП (30 м<sup>3</sup> в годину на одного працівника).

Шум на виробництві має шкідливу дію на організм людини. Стомлення операторів через шум збільшує число помилок при роботі, призводить до виникнення травм. Для оператора ПЕОМ джерелом шуму є робота принтера. Щоб усунути це джерело шуму, використовують наступні методи. При покупці принтера слід вибирати найбільш шумозахисні матричні принтери або з великою швидкістю роботи(струменеві, лазерні). Рекомендується принтер поміщати в найбільш віддалене місце від персоналу, або застосувати звукоізоляцію та звукопоглинання(під принтер підкладають демпфуючі підкладки з пористих звукопоглинальних матеріалів з листів тонкої повсті, поролону, пеноплону).

При роботі на ПЕОМ, проектом передбачені наступні методи захисту від електромагнітного випромінювання : обмеження часом, відстанню, властивостями екрану.

Обмеження годині роботи на ПЕОМ складає 3,5-4,5 години. Захист відстанню передбачає розміщення монітора на відстані 0,4-0,5 м від оператора. Передбачений монітор 20" TFT, Samsung 2043BW відповідає вимогам стандарту [43].

Стандарт [43] пред'являє жорсткі вимоги в таких областях: ергономіка(фізична, візуальна і зручність користування), енергія, випромінювання(електричних і магнітних полів), навколишнє середовище і екологія, а також пожежна та електрична безпека, які відповідають всім вимогам [44].

Для зниження стомлюваності та підвищення продуктивності праці обслуговуючого персоналу в колірній композиції інтер'єру приміщень для ПЕОМ дипломним проектом пропонується використовувати спокійні колірні поєднання і покриття, що не дають відблисків.

У проекті передбачається використання сумісного освітлення. У світлий час доби приміщення освітлюватиметься через віконні отвори, в решту часу використовуватиметься штучне освітлення.

Як штучне освітлення необхідно використовувати штучне робоче загальне освітлення. Для загального освітлення необхідно використовувати люмінесцентні лампи. Вони володіють наступними перевагами: високою світловою віддачею, тривалим терміном служби, хоча мають і недоліки: високу пульсацію світлового потоку.

При експлуатації ПЕОМ виробляється зорова робота. Відповідно до [45] ця робота відноситься до розряду 5а. При цьому нормоване освітлення на робочому місці( $E_n$ ) при загальному освітленні рівна 200 лк.

Приміщення завдовжки 12 м, шириною 10 м, заввишки 4 м обладнується світильниками типу ЛПО2П, оснащеними лампами типу ЛБ зі світловим потоком 3120 лм кожна.

Виконаємо розрахунок кількості світильників в робочому приміщенні завдовжки  $a=12$  м, шириною  $b=10$  м, заввишки  $z=4$  м, використовуючи формулу (4.5) розрахунку штучного освітлення при горизонтальній робочій поверхні методом світлового потоку:

$$n = (E \cdot S \cdot Z \cdot k) / (F \cdot U \cdot M), \quad (4.5)$$

де  $F$  - світловий потік = 3120 лм;

$E$  - максимально допустима освітленість робочих поверхонь = 200 лк;

$S$  - площа підлоги = 120 м<sup>2</sup>;

$Z$  - поправочний коефіцієнт світильника = 1,2;

$k$  - коефіцієнт запасу, що враховує зниження освітленості в процесі експлуатації світильників = 1,5;

$n$  - кількість світильників;

$U$  - коефіцієнт використання освітлювальної установки = 0,6;

$M$  - кількість ламп у світильнику = 2.

$$\text{Отже, } n = (200 \cdot 120 \cdot 1,2 \cdot 1,5) / (3120 \cdot 0,6 \cdot 2) = 12 .$$

Виходячи з цього, рекомендується використовувати 12 світильників. Світильники слід розміщувати рядами, бажано паралельно стіні з вікнами. Схема розташування світильників зображена на рис. 4.1.

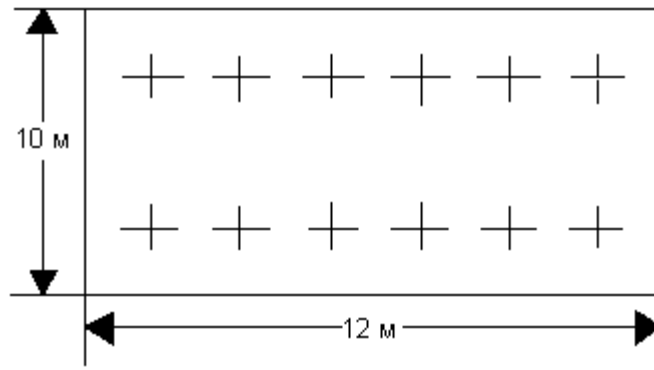


Рисунок 4.1 - Схема розташування світильників

#### 4.4 Рекомендації по пожежній безпеці

Пожежі в приміщеннях, де встановлена обчислювальна техніка, представляють небезпеку для життя людини. Пожежі також пов'язані як з матеріальними втратами, так і з відмовою засобів обчислювальної техніки, що у свою чергу спричиняє за собою порушення ходу технологічного процесу.

Пожежа може виникнути при наявності горючої речовини та внесення джерела запалювання в горюче середовище. Пальними матеріалами в приміщеннях, де розташовані ПЕОМ, є:

- поліамід - матеріал корпусу мікросхеми, горюча речовина, температура самозаймання аерогелю 420 З ;
- полівінілхлорид - ізоляційний матеріал, горюча речовина, температура запалювання 335 З, температура самозаймання 530 З, кількість енергії, що виділяється при згоранні - 18000 - 20700 кДж/кг;
- стеклотекстоліт ДЦ - матеріал друкарських плат, важкозаймистий матеріал, показник горючості 1.74, не схильний до температурного самозаймання;
- пластика кабельний №489 - матеріал ізоляції кабелю, горючий матеріал, показник горючості більш 2.1;
- деревина - будівельний і обробний матеріал, матеріал з якого виготовлені меблі, горючий матеріал, показник горючості більше 2.1, теплота згорання 18731 - 20853 кДж/кг, температура запалювання 399 З, схильна до самозаймання [46].

Згідно [47] приміщення відносяться до категорії В(пожежовибухонебезпечним) і згідно правилам побудови електроустановок простір усередині приміщення відноситься

до вогнебезпечної зони класу П - Па (зони, розташовані в приміщеннях, в яких зберігаються тверді горючі речовини).

Потенційними джерелами запалення при роботі ПЕОМ є:

- іскри при замиканні і розмиканні ланцюгів;
- іскри і дуги коротких замикань;
- перегрів від тривалого перевантаження і наявності перехідного опору.

Продуктами згорання, що виділяються при пожежі, є : оксид вуглецю, сірчистий газ, оксид азоту, синильна кислота, акролеїн, фосген, хлор та ін. При горінні пластмас, окрім звичайних продуктів згорання, виділяються різні продукти термічного розкладання: хлорангідридні кислоти, формальдегіди, хлористий водень, фосген, синильна кислота, аміак, фенол, ацетон, стирол та ін., що шкідливо впливають на організм людини.

Для захисту персоналу від дії небезпечних і шкідливих чинників пожежі проектом передбачається застосування промислового протигаза з коробкою марки В(жовта).

Пожежна безпека об'єктів народного господарства регламентується [48] і забезпечується системами запобігання пожежам і протипожежному захисту. Для успішного гасіння пожеж вирішальне значення має швидке виявлення пожежі і своєчасний виклик пожежних підрозділів до місця пожежі.

Зменшити горюче навантаження не представляється можливим, тому проектом передбачається застосувати наступні способи і їх комбінації для запобігання утворенню(внесення) джерел запалення :

- застосування устаткування, що задовольняє вимогам електростатичної безпеки;
- застосування в конструкції швидкодіючих засобів захисного відключення можливих джерел запалення;
- виключення можливості появи іскрового заряду статичної електрики в горючому середовищі з енергією, рівної і вище мінімальної енергії запалення;
- підтримка температури нагріву поверхні машин, механізмів, устаткування, пристроїв, речовин і матеріалів, які можуть увійти до контакту з палим середовищем, нижче гранично допустимої, становить 80% якнайменшої температури самозаймання пального.
- заміна небезпечних технологічних операцій більш безпечними;
- ізолюване розташування небезпечних технологічних установок і устаткування;
- зменшення кількості палих і вибухонебезпечних речовин, що знаходяться у виробничих приміщеннях;

- запобігання можливості утворення палих сумішей на лінії, вентиляційних системах і ін.;
- механізація, автоматизація та справність(потокова) виробництва;
- суворе дотримання стандартів і точне виконання встановленого технологічного режиму;
- запобігання можливості появи в небезпечних місцях джерел запалення;
- запобігання розповсюдженню пожеж і вибухів;
- використання устаткування і пристроїв, при роботі яких не виникає джерел запалення;
- виконання вимог сумісного зберігання речовин і матеріалів;
- наявність громовідводу;
- організація автоматичного контролю параметрів, що визначають джерела запалення;
- ліквідація можливості самозаймання речовин і матеріалів .
- Для запобігання пожежі в обчислювальних центрах проектом пропонується виконання наступних вимог :
  - електроживлення ЕОМ повинно мати автоматичне блокування відключення електроенергії на випадок зупинки системи охолодження і кондиціонування;
  - система вентиляції обчислювальних центрів повинна бути обладнана блокуючими пристроями, що забезпечують її відключення на випадок пожежі;
  - робочі місця повинні бути оснащені пожежними щитами, сигналізацією, засобами для сповіщення про пожежну небезпеку (телефонами), медичними аптечками для надання першої медичної допомоги, розробленим планом евакуації.

Для зниження пожежної небезпеки в приміщеннях використовуються первинні засоби гасіння пожеж, а також система автоматичної пожежної сигналізації, яка дозволяє знайти початкову стадію загоряння, швидко і точно оповістити службу пожежної охорони про час і місце виникнення пожежі.

Відповідно до [49] приміщення категорії В підлягають устаткуванню системами автоматичної пожежної сигналізації. Проектом передбачається застосування датчика типу ІДФ - 1(димовий фотоелектричний датчик), оскільки специфікою пожеж обчислювальної техніки і радіоапаратури є, в першу чергу, виділення диму, а потім - підвищення температури.

При виникненні пожежі в робочому приміщенні обслуговуючий персонал зобов'язаний негайно вжити заходи по ліквідації пожежі. Для ліквідації пожежі

використовують вогнегасники (хімічно-пінні, пінні для повітря ОП-5, ОП-6, ОП-9, вуглекислотні ОУ-5), пісок, пожежний інвентар(сокири, ломи, багри, шерстяну або азбестову ковдри) [50]. Як засіб індивідуального захисту проектом передбачається використання промислового протигаза з маскою, фільтруючої коробки В.

В якості організаційно-технічних заходів рекомендується проводити навчання робочого персоналу правилам пожежної безпеки.

#### **4.5 Охорона навколишнього природного середовища**

Діяльність за темою магістерської роботи, а саме розробці автоматизованої системи моделювання рівноважного складу впливає на навколишнє природне середовище і регламентується нормами діючого законодавства [51 - 56].

Основним екологічним аспектом в процесі діяльності за даними спеціальностями є процеси впливу на атмосферне повітря та процеси поводження з відходами, які утворюються, збираються, розміщуються, передаються на відалення (знешкодження), утилізацію, тощо в ІТ галузі.

Вплив на атмосферне повітря при нормальних умовах праці не оказує, бо не має в приміщенні сканерів, принтерів та інших джерел викиду забруднюючих речовин в повітря робочої зони.

В процесі створення/розробки програми на робочому місці виникають процеси поводження з відходами ІТ галузі. Нижче надано перелік відходів, що утворюються в процесі роботи:

- Відпрацьовані люмінесцентні лампи - I клас небезпеки
- Змінні носії інформації - IV клас небезпеки
- Відпрацьовані вогнегасники - IV клас небезпеки
- Макулатура - IV клас небезпеки
- Відпрацьовані фільтрувальні засоби індивід. захисту (респіратори, протигази) - IV клас небезпеки
- Побутові відходи - IV клас небезпеки

## ВИСНОВКИ

Розглянуто задачу адаптивного прогнозування на основі AR- і ARX-моделей і показано, що в умовах короткої навчальної вибірки і параметричної нестационарності для оцінювання параметрів прогнозуючих моделей доцільне використання оптимальних адаптивних алгоритмів ідентифікації, що дозволяють в послідовному режимі обробки інформації налаштовувати безліч прогнозуючих моделей різної структури.

Для синтезу оптимального прогнозу на основі безлічі адаптивних моделей різної структури вперше запропонований однокроковий метод адаптивного комбінування прогнозів, що відрізняється високою швидкістю і простотою чисельної реалізації, і метод оптимального поєднання прогнозів, що дозволяє синтезувати оптимальний прогноз на основі адаптивної модифікації випадкового пошуку, що відрізняється тим, що дозволяє розраховувати оптимальний прогноз по будь-якому наперед заданому критерію якості, використовуваному в задачах обробки відеорядів.

З результатів експериментальних досліджень прогнозування зростаючих багатовимірних часових рядів, індукованих відеоданими, випливає, що сукупність найпростіших ознак форми областей (результатів просторової сегментації відеокадрів) дозволяє здійснювати сегментацію часових послідовностей, адекватну сприйняттю відеоряду людиною.

Застосування паралельно-фрагментного прогнозування в просторі зображень забезпечує облік локальних властивостей сюжетів, тобто дозволяє проводити більш детальну сегментацію відео, досягаючи рівня аналізу окремих об'єктів в полі зору.

Стосовно до фіксованої предметної області необхідно мати можливість раціонального вибору компромісу між локальними і глобальними властивостями, адаптуючи тим самим просторі ознак до конкретних умов прийняття рішень. Зазначеним вимогам, по-перше, відповідає паралельно-фрагментне обробка відеокадрів, по-друге, дескриптори форми областей, що представляють собою контекстно-залежне розбиття кадрів. При цьому домінантою валідності результатів прогнозування є вибір функціоналів нерозрізненості (подібності) відеокадрів і сегментів відеорядів.

Аналіз відеоданих являє собою базис для створення систем релевантного пошуку при формуванні запитів «за зразком». Використання традиційних методів прогнозування в подібних випадках затруднено цілим рядом факторів. По-перше, це короткі вибірки спостережень, що не дозволяють провести попередній статистичний аналіз часових рядів. По-друге, це нестационарність не тільки параметрична, а й структурна, що не дозволяє



фіксувати апріорі структуру моделі, а змушує користуватися, як мінімум, множеством різних структур. При цьому найчастіше виникає ситуація, коли в різні періоди часу найкращими можуть виявитися різні моделі. Нарешті, по-третє, крім короткої вибірки і нестационарності аналізованих рядів це нелінійність контрольованих процесів, що різко ускладнює завдання і не дозволяє використовувати класичні лінійні моделі.

Аналіз результатів впровадження підтверджує ефективність напів-чинних методів на лінії прогнозування для вирішення традиційних завдань прогнозування.

У розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» виконано аналіз потенційних небезпек при роботі із засобами обчислювальної техніки і механізмами, розроблені заходи щодо техніки безпеки, заходи, які забезпечують виробничу санітарію і гігієну праці, розраховане штучне освітлення, виконані рекомендації по пожежній безпеці.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

- 1) Бокс, Дж. Анализ временных рядов, прогноз и управление [Текст] / Дж. Бокс, Г.М. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 406 с.
- 2) Gheyas, I.A. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting [Электронный ресурс] / I.A. Gheyas, L.S. Smith // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, Vol 2. P. 1292 – Режим доступа: [www/ URL: www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009\\_pp1292-1296.pdf](http://www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009_pp1292-1296.pdf) – 2009.
- 3) Morariu, N. A neural network model for time series forecasting [Текст] / N. Morariu, E. Iancu, S. Vlad // Romanian Journal of Economic Forecasting. – 2009. – No. 4. – P. 213-223.
- 4) Mazengia D.H. Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models [Текст]: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering / D.H. Mazengia. Gothenburg, – Chalmers University of Technology, 2008. – 89 p.
- 5) Нормативные системы в прогнозировании развития предпринимательского сектора экономики / Л.И. Муратова [и др.] // Управление экономическими системами [Электронный ресурс]. 2009, №20. Режим доступа: [www/ URL: http://uecs.mcnip.ru/modules.php?sid=145](http://uecs.mcnip.ru/modules.php?sid=145)
- 6) Parzen E. Long memory of statistical time series modeling // NBER-NSF Time Series Conference, USA, Davis, 2004 [Электронный ресурс]. 10 p. – Режим доступа: [www/ URL: http://www.stat.tamu.edu/~eparzen/Long%20Memory%20of%20Statistical%20Time%20Series%20Modeling.pdf](http://www.stat.tamu.edu/~eparzen/Long%20Memory%20of%20Statistical%20Time%20Series%20Modeling.pdf).
- 7) Методы прогнозирования оптимальных доз инсулина для больных сахарным диабетом I типа. Обзор / С.А. Чернецов [и др.] // Наука и образование [Электронный ресурс]. 2009, №9. – Режим доступа: [www/ URL: http://technomag.edu.ru/doc/119663.html](http://technomag.edu.ru/doc/119663.html)
- 8) Jingfei Yang, M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree. – Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universitat. – 2006. – 139 p.
- 9) Extrapolation // The free encyclopedia «Wikipedia» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [www/ URL: http://en.wikipedia.org/wiki/Extrapolation](http://en.wikipedia.org/wiki/Extrapolation)
- 10) Norizan, M. Short Term Load Forecasting Using Double Seasonal ARIMA Model [Текст]/ Norizan M., Maizah Hura A., Zuhaimy I. // Regional Conference on Statistical

Sciences, Malaysia, Kelantan. – 2010. – P. 57 – 73.

11) Collantes-Duarte, J. Time Series Forecasting using ARIMA, Neural Networks and Neo Fuzzy Neurons / Collantes-Duarte J, Rivas-Echeverriat F. // WSEAS International Conference on Neural Networks and Applications, Switzerland, 2002 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [www/wseas.us/e-library/conferences/switzerland2002/papers/464.pdf](http://www.wseas.us/e-library/conferences/switzerland2002/papers/464.pdf).

12) Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models [Текст] / A.J. Conejo [et al.] // IEEE transaction on power systems. – 2005, – Vol. 20, No. 2. – P. 1035 – 1042.

13) Мантула, Е.В. Матричная прогнозирующая модель и ее обучение в задачах экологического мониторинга [Текст] / Е.В. Мантула, С.В. Машталир // Электротехнические и компьютерные системы. – 2013. – №10 (86). – С. 152-156.

14) Мантула, Е.В. Метод ближайших соседей при построении мер подобия на основе анализа точечно-множественных соответствий» [Текст] / Н.В. Гороховатская, Е.В. Мантула // Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту: матер. междунар. науч. конф. ISDMCI'2012, Євпаторія, 27-31 травня 2012 р. – Херсон: ХНТУ.– 2012. – С. 335-337.

15) Мантула, Е.В. Об одном подходе к обнаружению изменения свойств нестационарных временных рядов [Текст] / Е. В Мантула // Современные информационные и электронные технологии: матер. междунар. науч. конф – Одесса, 26-30 мая 2014 г. – Одесса: Политехперіодика. – 2014. – Т.1. - С. 56-57.

16) Мантула, Е.В. Прогнозирующая нейронная сеть с переменной структурой для контроля показателей загрязнений окружающей среды [Текст] / Е.В. Мантула // Біоніка інтелекту. – 2013. – №1(80) - С.112-116.

17) Мантула, Е.В. Прогнозирующие МГУА-полиномиальные модели в задачах экологического мониторинга [Текст] / Е.В. Мантула, Сакало Е.С. // Збірник наукових праць ХУПС. – Харків: ХУПС. – 2013. – №2(35). – С.114-116.

18) Машталир, В.П. Точечно-множественные методы в задачах обработки информации [Текст] / В.П. Машталир. – Харьков: Бизнес Информ, 2001.– 199 с.

19) Машталир, С.В. Поиск изменения сцен в видеоданных на базе анализа результатов сегментации [Текст] / С.В. Машталир, С.В. Постульга, К.С. Щербинин // Бионика интеллекта. – 2010. – № 1. – С. 65-69.

20) Меры подобия изображений для поисковых систем [Текст] / Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин, С.К. Абрамов, А.А. Зеленский // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2007. – № 2 (21). – С. 49-58.

- 21) Михнова, Е.Д. Анализ видеоданных на основе диаграмм Вороного различного порядка [Текст] / Е.Д. Михнова // Збірник наукових праць ХУПС. – Харків: ХУПС. – 2014. – № 1 (38). – С. 142-145.
- 22) Одейчук, А.Н. Информационная технология прогнозирования с оценкой риска нестационарных временных рядов [Текст] / А. Н. Одейчук // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». – Харків: НТУ «ХПІ» – 2011. – №23. – С. 95-107.
- 23) Одейчук, А.Н. Метод синтеза моделей прогнозирования временных рядов в информационных управляющих системах [Текст] / А.Н. Одейчук // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2011. – № 3/9 (51). – С. 42-46.
- 24) Орлов, Ю.Н. Нестационарные временные ряды. Методы прогнозирования с примерами анализа финансовых и сырьевых рынков [Текст] / Ю.Н. Орлов, К. П. Осминин. – М. : Либроком, 2011. – 384 с.
- 25) Перельман, И.И. Оперативная идентификация объектов управления [Текст] / И.И. Перельман. – М.: Энергоатомиздат, 1982. – 272 с.
- 26) Поляк Б.Т. Введение в оптимизацию [Текст] / Б.Т. Поляк // М.: Наука, 1984. – 541 с.
- 27) Путьтин, Е.П. Обработка изображений в робототехнике [Текст] / Е.П. Путьтин, С.И. Аверин. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.
- 28) Райбман, Н.С., Построение моделей процессов производства [Текст] / Н.С. Райбман, В.М. Чадеев. – М.: Энергия, 1975. – 376 с.
- 29) Рак, Т. Є. Інформаційні технології оцінки професійного рівня і інтелекту операторів для роботи в умовах ризику [Текст] / Т.Є. Рак // Зб. наук. пр. ІПМЕ НАН України. – Вип.62. – К.: ??? 2012. – С. 202-207.
- 30) Растрингин, Л.А. Системы экстремального управления [Текст] / Л.А. Растрингин. – М.: Наука, 1974. – 632 с.
- 31) Растрингин, Л.А. Статистические методы поиска [Текст] / Л.А. Растрингин. – М.: Наука, 1968. – 376 с.
- 32) Растрингин, Л.А. Экстраполяционные методы проектирования и управления [Текст] / Л.А. Растрингин, Ю.П. Пономарев. – М.: Машиностроение, 1986. – 120 с.
- 33) Семесенко, М.П. Методы обработки и анализа измерений в научных исследованиях [Текст] / М.П. Семесенко. – К.: Выща школа, 1983. – 240 с.
- 34) Субоптимальное управление стохастическими процессами. [Текст] / Е.В. Бодянский, С.Г. Удовенко, А.Е. Ачкасов, Г.К. Вороновский // Харьков: Основа, 1997. – 140 с.
- 35) Грабовецький, Б. Є. Планування та економічне прогнозування : навчальний

посібник / Б. Є. Грабовецький. – Вінниця : ВНТУ, 2013. – 66 с

- 36) ГОСТ 12.1.005-88. Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны.
- 37) ГОСТ 12.0.003-74 Опасные и вредные производственные факторы. Классификация.
- 38) НПАОП 40.1-1.21-98. Правила безпечної експлуатації електроустановок споживачів
- 39) ГОСТ 12.1.009-76. ССБТ. Электробезопасность. Термины и определения.
- 40) ДСП 173-96. «Державні санітарні правила планування і забудови населених пунктів
- 41) ДСН 3.3.6.042-99 Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень.
- 42) ГОСТ 12.1.005-88. Система стандартов безопасности труда. Общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны.
- 43) TCO' 07 Certified Displays. © 2007 Copyright TCO Development AB
- 44) ДСанПіН 3.3.2.007-98, Гігієнічні вимоги до організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин.
- 45) ДБН В.2.5-28-2006. Природне і штучне освітлення
- 46) ГОСТ 12.1.044-89 Система стандартов безопасности труда. Пожаровзрывоопасность веществ и материалов. Номенклатура показателей и методы их определения.
- 47) НАПБ Б.03.002-2007. Норми визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпекою.
- 48) ГОСТ 12.1.004-91. "Система стандартов безопасности труда. Пожарная безопасность. Общие требования".
- 49) НАПБ А.01.001-2014 “Правила пожежної безпеки в Україні”
- 50) НАПБ Б.03.001-2004. Про затвердження Типових норм належності вогнегасників.
- 51) Закон України «Про охорону навколишнього природного середовища»
- 52) Закон України «Про забезпечення санітарного та епідемічного благополуччя населення»
- 53) Закон України «Про відходи»
- 54) Закон України «Про охорону атмосферного повітря»
- 55) Закон України «Про захист населення і територій від надзвичайних ситуацій техногенного та природного характеру»
- 56) Водний кодекс України

## ДОДАТОК А. Електронні плакати

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТУ ІМЕНІ  
ВОЛОДИМИРА ДАЛЯ  
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ТА ЕЛЕКТРОНІКИ  
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНЖЕНЕРІЇ

### Дослідження методу прогнозування даних у відеопотоці

Виконав: ст.гр. КН-17зм Люрай Оксана Вікторівна  
Керівник: доц. Щербакова М.Є.

Сєвєродонецьк, 2019

### Актуальність проблеми

Застосування:

- Контроль виробничих процесів
- Біоінформатика
- Розпізнавання образів
- Телеметрія
- Власне, обробка відеосигналів

## Актуальність проблеми

Дослідження:

- Контроль узагальнених характеристик (спектри, кореляційні функції, головні компоненти)
- Моніторинг функціонують в реальному часі об'єктів (оперативна медицина, обробка поточкових відеосигналів)

## Постановка задачі

- Прогнозування нестационарних багатовимірних часових рядів в умовах обмеженого обсягу апріорної інформації
- Аддитивна нелінійна регресійна модель на основі групи штучних нейронів

## Адаптивне прогнозування

- NARX-модель

$$\hat{y}(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n_A), x(k-1), \dots, x(k-n_B))$$

Тут  $\hat{y}(k)$  оцінка прогнозованого показника в момент дискретного часу  $k$ ,

$f(\cdot)$  - нелінійне перетворення, яке реалізується нейронною мережею,

$x(k)$  - спостережуваний екзогенний фактор, що впливає на поведінку  $y(k)$ ,

## Адаптивне прогнозування

- ANARX-модель

$$\sum_{l=1}^{\max\{n_A, n_B\}} f_l(y(k-l), x(k-l))$$

Мета: вихідна задача декомпозірується на безліч локальних підсистем з двома входами.

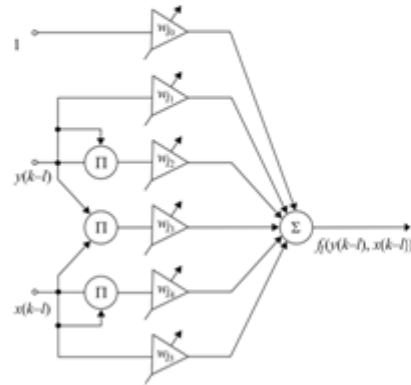
переваги:

- паралельна обробка запитів;
- мінімальний набір апріорних даних.



## Адаптивне прогнозування

### Перетворювач - N-АДАЛІН



## : Адаптивне прогнозування

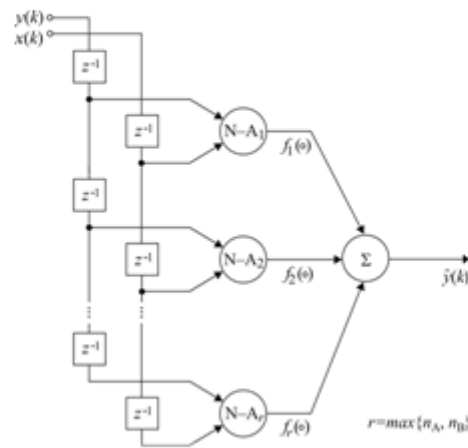
### N-АДАЛІН:

- обчислює квадратичну комбінацію виду

$$f_l(y(k-l), x(k-l)) = w_{l0} + w_{l1}y(k-l) + w_{l2}y^2(k-l) + w_{l3}y(k-l)x(k-l) + w_{l4}x^2(k-l) + w_{l5}x(k-l) \quad l=1,2,\dots,\max\{n_A, n_B\} \quad p=0,1,\dots,5$$

- має 6 синаптичних ваг

## ANARX-модель на N-АДАЛІН



### Налаштування (навчання) N-адалін

- Адитивно-мультиплікативна модифікація алгоритму Качмажа

$$w_l(k) = w_l(k-1) + \gamma \frac{y(k) - w_l^T(k-1)\varphi_l(k)}{\beta + \|\varphi_l(k)\|^2} \varphi_l(k)$$

$$w_l = (w_{l0}, w_{l1}, w_{l2}, w_{l3}, w_{l4}, w_{l5})^T$$

$$\varphi_l(k) = (1, y(k-l), y^2(k-l), y(k-l)x(k-l), x^2(k-l), x(k-l))^T$$

$$0 < \gamma < 2 \quad \beta \geq 0$$

## Налаштування (навчання) N-адалін

- Модифікація методу глобального пошуку: знаходження глобальних екстремумів

$$c(k) = c(k-1) + bc(k-2) - \eta(k) \nabla_c \mathcal{J}^c(k) + \zeta(k)$$

Управління випадковим процесом

$$\zeta(k) = (1 - \delta)\zeta(k-1) - \eta_\zeta(k) \Delta \mathcal{J}^c(k) + \sigma_\zeta^2 \mathbf{H}(k)$$

## Експериментальні дослідження

- Разделение на сегменты

- відео:  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  зростаюча вибірка часового ряду; -  
множество бинарных отношений

та  $\{\tau_\gamma\}$  - безліч  $\{x_{\alpha(i)}, x_{\alpha(i)+1}, \dots, x_{\beta(i)-1}, x_{\beta(i)}\}$ , де

виконується нерівність трикутника  $\rho(x_i, x_j) = \sum_{\gamma \in \Gamma} \frac{\rho_\gamma(x_i, x_j)}{1 + \rho_\gamma(x_i, x_j)} \alpha_\gamma$

- сегмент довжиною:  $\rho_\gamma(x_i, x_j) + \rho_\gamma(x_j, x_k) \geq \rho_\gamma(x_i, x_k)$ ,

де  $\tau$  виконується для всі  $\tau = \beta(i) - \alpha(i) + 1$  пар

$$\{x_{\alpha(i)}, x_{\alpha(i)+1}, \dots, x_{\beta(i)-1}, x_{\beta(i)}\}$$

та невиконується для любых  $\alpha(i) - 1 \geq 1$ ,  $\beta(i) + 1 \leq N$  елементів

$$x_m, x_n \in [x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$$

## Експериментальні дослідження

- Для нарощування сегмента досить перевіряти справедливість  $x_m \approx x_{m-1}, x_{m-1} \approx x_{m-2}, \dots, x_{m-k+1} \approx x_{m-k}$
- Виходячи з цього, критерій виявлення кордону сегмента - зрив прогнозу для поточного значення та  $i = 1, 2, \dots$   $\alpha(1) = 1$

$$\beta(i) = m : \rho(x_m, y_m) \geq \delta, m = \alpha(i) + 1, \alpha(i) + 2, \dots$$

## Сегментація кадрів

- необхідна для визначення ознак форм областей кадрів при створенні тимчасового ряду для аналізу і проведення прогнозування
- обраний алгоритм забезпечує адаптивність признакового уявлення відеокадра

## Сегментація кадрів

- Побудова розбиття поля зору

$$D = \bigcup_{k=1}^K r_k$$

$$\forall k', k'' \in \{1, 2, \dots, K\} : k' \neq k'' \Rightarrow r_{k'} \cap r_{k''} = \emptyset$$

- Середнє по кожній області і загальну середню

$$m_k = \frac{1}{\text{card } r_k} \sum_{z \in r_k} B(z)$$

$$m = \frac{1}{\sum_k \text{card } r_k} \sum_{z \in D} B(z)$$

## Сегментація кадрів

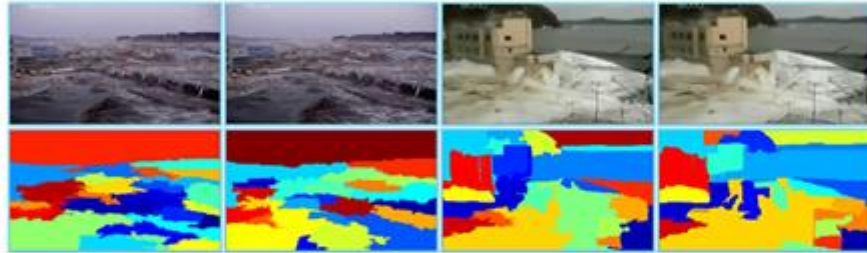
- Внутрікластерная і межкластерная дисперсії

$$d' = \sum_{k=1}^K \sum_{z \in r_k} \|B(z) - m_k\|^2 \quad d'' = \sum_{z \in D} \|B(z) - m\|^2$$

- Критерій

$$C = (d'' - d') / d'$$

## Сегментація кадрів



## Результати роботи



# Результати роботи

