

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

МАНТУЛА ОЛЕНА ВАДИМІВНА

УДК 004.932.2:004.93'14

**МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ БАГАТОВИМІРНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ
ВІЗУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЇ**

05.13.06 – інформаційні технології

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Харків – 2015

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України.

Науковий керівник доктор технічних наук, професор
Машталір Володимир Петрович,
Харківський національний університет
радіоелектроніки,
виконуючий обов'язки ректора.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
Жолткевич Григорій Миколайович,
Харківський національний університет
ім. В.Н. Каразіна,
декан механіко-математичного факультету;

доктор технічних наук, доцент
Рак Тарас Євгенович,
Львівський державний університет без-
пеки життєдіяльності,
проректор з науково-дослідної роботи.

Захист відбудеться “ ____ ” _____ 2015 р. о ____ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.08 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

З дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

Автореферат розісланий “ ____ ” _____ 2015 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради

І.П. Плісс

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Парадигма розвитку прогресивних інформаційних технологій (ІТ), а саме комплексу методів, способів і засобів, орієнтованих на підвищення ефективності зберігання, обробки, передачі та відображення інформації і в теперішній час, і в довготривалій перспективі пов'язана із забезпеченням розумного компромісу між інформаційною потребою та обсягами і властивостями накопичуваних даних, зокрема, їх адекватністю, достовірністю, повнотою, надлишком, об'єктивністю, доступністю і актуальністю. Один з найважливіших акцентів в цьому сенсі пов'язаний з вдосконаленням моделей і методів прогнозування, оскільки сучасні підходи до соціального, економічного та технічного управління та аналізу висувають все більш жорсткі вимоги до точності і надійності прогнозів. У сфері ІТ, в першу чергу, прогнозування є безумовним базисом вирішення завдань комплексної логістики. При безперервно прискорюваному зростанні обсягів інформаційних ресурсів особливо актуальним стає забезпечення тісної інтеграції та оптимізації зберігання, отримання та віртуалізації поганоструктурованої інформації в «адитивних» (що постійно поповнюються) базах і банках даних. З одного боку, в подібних ситуаціях необхідно використовувати моделі і методи прогнозування в традиційних формах, що забезпечує вирішення екстраполяційних завдань. З іншого боку, детектування на основі прогнозів «розладнань» часових рядів створює умови для адекватної сегментації рядів, тобто побудови їх однорідних в сенсі заданого критерію розбиття. Зрештою це дає можливість робити висновки про зміни семантики, тобто забезпечувати багатоаспектну індексацію для баз даних. В якості типового представника подібних задач слід зазначити екологічний моніторинг, особливо у випадках відеоспостережень, коли автоматична структуризація вимагає створення моделей потоків відеоданих, що забезпечують синтез нових методів контекстного зберігання та віртуалізації, релевантного пошуку сюжетів із запитом у вигляді фрагментів відео, ключових кадрів або різних ознакових описів. В рамках ІТ необхідна міждисциплінарна багатофакторна інтеграція методів розпізнавання образів, комп'ютерного зору, управління базами даних, аналізу і прогнозу багатовимірних часових рядів, що реалізується в системах CBVIR (Content Based Video Information Retrieval). Основна мета - при необхідній оперативності (з точки зору предметної області) забезпечити достатні показники точності і повноти інформаційного пошуку. Однак нестаціонарність часових рядів, індукованих відео, високий рівень апріорної та поточної невизначеності, нелінійність процесів, що аналізуються найчастіше з нерівновіддаленими спостереженнями і в умовах зростаючої вибірки прогнозованого ряду, призводять до того, що, як правило, традиційні підходи виявляються неефективними.

Аналіз стану і тенденцій розвитку моделей і методів прогнозування динамічної візуальної інформації дозволяє стверджувати, що нейромережеві технології, що реалізують парадигму навчання і самонавчання, можуть виступати в якості адекватного інструментарію для прогнозування відео в сигнальному або ознаковому просторах в послідовному режимі обробки інформації з урахуванням ресурсоемності процесів. Основний вплив на розвиток моделей і методів

нейромережевого прогнозування та обробки візуальної інформації надали українські та зарубіжні вчені С.Г. Антошук, Л.Г. Ахметшина, Є.В. Бодянський, Р.А. Воробель, В.Н. Крилов, В.П. Машталір, Є.П. Путятін, О.Г. Руденко, В.К.Р. Horn, X. Liu, S. Mann, O. Marques, K.S. Narendra, D.T. Pham, T. Masters, J.S. Zirilli та ін. Однак, незважаючи на численні дослідження в цьому напрямку, зростання обсягів накопичуваних відеоданих та інтенсифікації їх використання вимагають створення нових швидкодіючих і надійних засобів прогнозування для валідного інформаційного пошуку.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана на кафедрі інформатики Харківського національного університету радіоелектроніки в рамках держбюджетних науково-дослідних робіт: «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ ДР 0110U000458), «Моделі і методи грануляції та інтерпретації багатовимірних даних» (№ ДР 0110U002636), які виконувалися відповідно до наказів Міністерства освіти і науки України за результатами конкурсного відбору науково-дослідних робіт. В рамках зазначених робіт здобувачкою отримані моделі і методи адаптивного прогнозування нестационарних часових рядів, у тому числі з нерівновіддаленими спостереженнями і в умовах зростаючої вибірки прогнозованого ряду, модель фрагментної матричної екстраполяції відеопослідовностей.

Мета і завдання досліджень. Метою дисертаційної роботи є розробка моделей та методів прогнозування відеоданих в ознакових просторах і просторах зображень, обробки, аналізу та індексації результатів сегментації в часі і просторі для підвищення ефективності систем інформаційного пошуку і розпізнавання динамічної візуальної інформації в базах даних з запитом за зразком.

Для досягнення поставленої мети потрібно вирішення таких завдань:

- аналіз трендів розвитку методів прогнозування відеопослідовностей для виявлення засобів CBVIR, які найбільше впливають на ефективність багатоаспектного індексування та інформаційного пошуку;
- синтез методів адаптивного комбінування прогнозів для пошуку оптимального прогнозу на основі великої кількості адаптивних моделей різної структури;
- розробка методу адаптивного прогнозування, що дозволяє з використанням елементарних нелінійних нейро-елементів синтезувати прогноз процесів з нелінійною основою;
- продукування матричних моделей прогнозування та методу оцінювання параметрів шляхом поширення адаптивних процедур ідентифікації на матричний випадок;
- розробка методів прогнозування часових рядів з нерівновіддаленими спостереженнями в умовах зростаючої вибірки прогнозованого ряду;
- дослідження специфіки використання розроблених моделей і методів для прогнозування та сегментації відеопослідовностей, створення і впровадження дослідних і спеціалізованих програмних засобів.

Об'єкт дослідження – процес аналізу та обробки нестационарних часових послідовностей, індукованих динамічною візуальною інформацією.

Предмет дослідження – методи прогнозування асоційованих з відео часових рядів для метричної індексації та пошуку в відеоколекціях.

Методи дослідження – при розробці та дослідженні моделей сегментації та індексації відеоданих були використані основні положення математичного апарату розпізнавання образів і обробки зображень для продукування багатовимірних часових рядів в ознакових просторах, штучних нейронних мереж та ідентифікації систем при розробці моделей і методів сегментації часових рядів, елементи математичної статистики при проведенні та аналізі результатів експериментальних досліджень.

Наукова новизна отриманих результатів. Наукова новизна дисертації полягає у постановці та вирішенні задачі прогнозування часових рядів, продукованих відеоданими, для сегментації та індексації відеопослідовностей у задачах інформаційного пошуку:

– вперше запропоновано метод адаптивного комбінування прогнозів, що відрізняється високою швидкістю і простотою чисельної реалізації, і метод оптимального комбінування прогнозів, що дозволяє синтезувати оптимальний прогноз на основі адаптивної модифікації випадкового пошуку, який відрізняється тим, що дозволяє розраховувати оптимальний прогноз на основі множини моделей різної структури за будь-яким критерієм якості;

– вперше запропоновано метод адаптивного прогнозування на базі адитивної нелінійної авторегресії з екзогенними входами, що відрізняється простотою і оперативністю обчислювальної моделі і дозволяє з використанням елементарних нелінійних нейро-елементів синтезувати прогнози процесів з нелінійною основою;

– вперше запропоновано адаптивний метод нелінійної екстраполяції часових рядів з нерівновіддаленими спостереженнями, що дозволяє вирішувати задачу прогнозування без синтезу математичної моделі аналізованого процесу, що забезпечує високу якість прогнозування в умовах зростаючої вибірки прогнозованого ряду;

– отримали подальший розвиток моделі екстраполяції відеорядів шляхом поширення адаптивних процедур прогнозування на матричний випадок, що відрізняються від відомих методом оцінювання параметрів, що дозволяє реалізувати паралельно-послідовну обробку фрагментів зображень.

Практичне значення отриманих результатів. Практичне значення полягає в розробці методів і моделей прогнозування часових рядів, які можуть бути використані для широкого кола задач інформаційного пошуку та інтерпретації динамічної візуальної інформації.

Результати дисертаційних досліджень використані в науково-дослідних розробках НДУ «Український науково-дослідний інститут екологічних проблем» (акт від 02.06.2014 р). В акті зазначено, що обробка великих масивів даних, які описують екологічні забруднення, їх прогнозування з використанням матричних прогнозуючих моделей двовимірних полів спостережень можуть використовуватися при обробці даних аерокосмічних знімків забруднення атмосфери, поверхневих вод, масивів даних, отриманих від постів спостережень в містах, де розгорнуто системи безперервного моніторингу забруднення атмос-

ферного повітря.

Результати досліджень знайшли застосування в науковій діяльності НВП «Центр екологічного аудиту та чистих технологій» (акт від 21.05.2014 р). Використана синтезована прогноуюча модель, серед переваг якої зазначається простота чисельної реалізації і висока точність прогнозу. Запропонований метод підтвердив свою практичну цінність при розробці і створенні Системи Екологічного Моніторингу – СЕМ «Придніпров'я».

Результати досліджень впроваджені в ДП «УкрНТЦ» Енергосталь» (акт від 04.06.2014 р). Використано метод побудови прогнозів для контролю забруднень атмосферного повітря на основі нейромережових моделей прогнозування, основною перевагою яких є можливість навчання на основі обмеженої вибірки даних.

Теоретичні і практичні результати роботи знайшли застосування в навчальному процесі Харківського національного університету радіоелектроніки при підготовці бакалаврів, спеціалістів та магістрів за спеціальністю «Інформатика» (акт від 27.05.2014 р).

Реалізація результатів дисертаційних досліджень проведена у вигляді комплексів програмних засобів, зокрема, для баз відеоданих, один з яких – «Система імітаційного моделювання методів обробки, аналізу та інтерпретації динамічної інформації» сертифікований системою УкрСЕПРО.

Особистий внесок здобувача. Всі положення, що виносяться на захист, отримані здобувачкою особисто. У роботах, написаних у співавторстві, особистий внесок такий: в [6] запропоновано адаптивну поліноміальну нейромережову прогноуючу модель часових рядів та її навчання; в [4] запропоновано та обґрунтовано адаптивне прогнозування часових рядів при нерівновіддалених спостереженнях; в [5] формалізовано та досліджено методи матричного прогнозування відеорядів; в [9] досліджено продукування ознакових просторів, які індують часові ряди; в [3] розроблено адаптивне комбінування і поєднання прогнозів; в [7] запропоновано метод адаптивного прогнозування на основі багатовимірної лінійної екстраполяції; в [10] запропоновано метод адаптивного прогнозування в умовах короткої навчальної вибірки. Роботи [1, 2, 8, 11, 12] опубліковані одноосібно.

Апробація результатів дисертації. Основні результати роботи доповідалися, обговорювалися і були схвалені на міжнародних науково-технічних конференціях і семінарах: VIII-й міжнародній науково-практичній конференції «Екологічна безпека – проблеми та шляхи вирішення» (Алушта, 10-14 вересня 2012); міжнародній конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» (Євпаторія, 27-31 травня 2012); 9th International Conference «ICT in education, research and industrial applications: integration, harmonization and knowledge transfer» (Kherson, June 12-13, 2013); II-й міжнародній науково-технічній конференції «Обчислювальний інтелект – 2013 (результати, проблеми, перспективи)» (Черкаси, 14-18 травня 2013); міжнародній науковій конференції «Сучасні інформаційні та електронні технології» (Одеса, 26-30 травня 2014).

Публікації. Основні положення дисертації відображені в 12 наукових

працях, у тому числі: 8 статей (з них – 6 статей у фахових виданнях України з технічних наук, серед яких 3 статті входять до міжнародних наукометричних баз, 1 стаття в закордонному журналі); 4 публікації в працях і матеріалах міжнародних конференцій.

Структура й обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, п'яти розділів, висновків, списку використаних джерел та двох додатків. Повний обсяг дисертації становить 148 сторінок; робота містить 30 рисунків (з них 8 на окремих сторінках); список використаних джерел, що включає 139 найменувань та займає 14 сторінок; додатка на 5 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність розробки нових технологій інформаційного пошуку, аналізу та прогнозування нестационарних нелінійних часових послідовностей, що формуються у процесі екологічного моніторингу, розглянуто сучасний стан проблеми, визначені мета, об'єкт, предмет і методи дослідження, наведені задачі, що розв'язуються у дисертаційній роботі, зв'язок з науковими темами, наведено наукову новизну та практичне значення отриманих результатів, перелік публікацій за темою роботи, надано інформацію про особистий внесок авторки.

У **першому розділі** виконано аналіз існуючих моделей, методів та інформаційних технологій аналізу процесів екологічного моніторингу. Показано, що задачі екологічного прогнозування характеризуються низкою факторів, що ускладнюють їх вирішення та не дозволяють використовувати традиційні методи, що засновані на статистичному аналізі часових рядів.

Встановлено, що використання систем спостереження і насамперед – в оптичному діапазоні, створюють передумови для синтезу інформаційних технологій, що забезпечують не тільки поточний аналіз процесів і явищ, а й здійснюють досить надійний прогноз, принаймні в конкретних прикладних областях. Особливістю необхідних методів і технологій є те, що разом з істотними обсягами неструктурованої, як правило, багатовимірної інформації, вони повинні оперувати з адитивним розширенням даних, часто неоднорідним за структурою і часом надходження. Показано, що перспективу мають системи відеоспостереження, що забезпечують прогнозування даних в режимі on-line. Однак специфіка подібного роду завдань, пов'язаних з реєстрацією, архівацією і пошуком за прецедентом, вимагає розробки перспективного інструментарію автоматичної структуризації відео – сегментації відеорядів в режимі накопичення даних.

Проведений ретроспективний аналіз методів і засобів формування ознакових описів динамічної візуальної інформації дозволив зробити висновок, що достатню адекватність семантичної сегментації відео в часі можуть забезпечити дескриптори форми областей, продукованих просторовою сегментацією. У той же час саме сімейство методів прогнозування, вирішуючи традиційні завдання, повинно забезпечувати всі умови для структуризації і пошуку відео із запитом «за зразком».

Сформульовані мета та задачі дисертаційних досліджень.

У другому розділі розглянуто задачу прогнозування нелінійних нестационарних часових рядів за умов апріорної невизначеності щодо їх внутрішньої структури, типу математичної моделі, її параметрів та порядків.

В якості базової моделі прогнозування прийнято, так звану, ARX-модель Дж. Бокса – Г. Дженкінса, що має вигляд:

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

де $y(k)$, $x(k)$, $\xi(k)$ – прогнозована, екзогенна (вхідна) та стохастична компоненти відповідно;

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{n_A} z^{-n_A},$$

$B(z^{-1}) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{n_B} z^{-n_B}$ – поліноми від оператора зсуву назад z^{-1} ;

a_i, b_i – невідомі параметри моделі, що підлягають визначенню;

$k = 1, 2, \dots$ – дискретний поточний час (моменти спостережень).

Перепишучи модель (1) у вигляді

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

та вводячи позначення $\varphi(k) = (-y(k-1), \dots, -y(k-n_A), x(k-1), \dots, x(k-n_B))^T$, $w = (a_1, \dots, a_{n_A}, b_1, \dots, a_{n_B})^T$, можна ввести компактну форму описання у вигляді:

$$y(k) = w^T(N)\varphi(k) + \xi(k), \quad (2)$$

де $w(N)$ – вектор параметрів моделі, отриманий за допомогою метода найменших квадратів на вибірці, що містить N спостережень.

Для $k > N$ може бути розрахований прогноз на $(k+1)$ -й момент часу у вигляді

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

Якщо дані надходять на обробку послідовно, замість стандартного методу найменших квадратів можуть бути використані різні його рекурентні варіанти або градієнтні процедури типу стохастичної апроксимації.

Специфіка задач, пов'язаних з екологічним моніторингом, є такою, що неможливо визначити заздалегідь ні найкращий метод оцінювання, ні порядок моделей n_A та n_B . Це пояснюється, перш за все, «короткими» вибірками даних та їх нестационарністю.

Тому доцільно ввести у розгляд m різних моделей $\hat{y}_j(k)$, що відрізняються порядками та способами визначення їх параметрів.

Для синтезу оптимального прогнозу $\hat{y}^*(k)$ використовується ідея комбінування прогнозів на основі лінійної форми

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

де $c_j(k)$ – ваговий параметр j -тої прогнозуючої моделі.

Введена адаптивна модифікація методу комбінування прогнозів шляхом використання однокрокового критерію оптимізації, що призначена для роботи за умов нестационарності вихідних даних та має простий вигляд

$$\hat{y}^*(k) = \frac{\sum_{j=1}^m \hat{y}_j^2(k)}{\sum_{j=1}^m \hat{y}_j(k)} \quad (3)$$

В рамках комбінованої моделі (3) може функціонувати будь-яка кількість окремих прогнозуючих моделей $\hat{y}_j(k)$.

Оскільки в реальних задачах екологічного моніторингу контролю підлягає множина показників якості оточуючого середовища, введено розширення моделі (1) у вигляді

$$\begin{aligned} & y_i(k) + a_{1i}y_i(k-1) + \dots + a_{n_{A_i}}y_i(k-n_{A_i}) = \\ & = \sum_{p=1}^q b_{1p}x_p(k-1) + b_{2p}x_p(k-2) + \dots + b_{n_{B_p}}x_p(k-n_{B_p}) + \xi_j(k), \end{aligned} \quad (4)$$

де $y_i(k)$ – i -тий ($i = 1, 2, \dots, n$) показник, що прогнозується у момент дискретного часу k ,

$x_p(k)$ – p -тий ($p = 1, 2, \dots, q$) екзогенний фактор.

Нескладно записати модель (4) у формі аналогічній (2):

$$y_i(k) = w_i^T \varphi_i(k) + \xi_i(k)$$

і використати для оцінювання її параметрів все ті ж модифікації рекурентного методу найменших квадратів або градієнтних алгоритмів.

Слід відзначити, що розглянуті моделі в реальних ситуаціях мають обмежені можливості, оскільки орієнтовані на лінійну природу явищ, що аналізуються. В той же час чисельні дослідження підкреслюють, що для прогнозування нестационарних нелінійних часових рядів з найкращого боку показали себе штучні нейронні мережі, що реалізують, так звану, NARX-прогнозуючу модель

$$\hat{y}(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n_A), x(k-1), \dots, x(k-n_B)), \quad (5)$$

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

Не дивлячись на високі екстраполюючі властивості моделі (5), її використання в задачах екологічного моніторингу обмежене малим обсягом наявних даних, що можуть бути використані для налаштування її параметрів.

За умов дефіциту вихідних даних замість NARX-моделі (5) є доцільним використання, так званої, ANARX-моделі (Additive NARX), що має вигляд

$$\hat{y}(k) = f_1(y(k-1), x(k-1)) + f_2(y(k-2), x(k-2)) + \dots \\ \dots + f_{\max\{n_A, n_B\}}(y(k-n_A), x(k-n_B)) = \sum_{l=1}^{\max\{n_A, n_B\}} f_l(y(k-l), x(k-l)), \quad (6)$$

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

В якості вузлів такої моделі були використані двовходові N-адаліни, що реалізують перетворення

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

при цьому кожний вузол налаштовується незалежно від інших і містить всього шість параметрів.

Для налаштування нелінійної прогнозуючої моделі (6) були використані рекурентні методи оцінювання параметрів, розглянуті вище, що дозволило вирішувати задачі нелінійного прогнозування за допомогою лінійних процедур.

В той же час залишається відкритим питання обґрунтованого вибору параметрів n_A та n_B . Для цього можна було б використати метод комбінування (3), але його застосування обмежене тим, що він синтезований на основі принципу мінімальної дисперсії, яка не має фізичного сенсу у практичних застосуваннях. Використання ж інших більш «практичних» оцінок якості прогнозів типу МАРЕ або коефіцієнта детермінації, або коефіцієнта Тейла за умов нелінійності може призвести до необхідності вирішення задач нелінійної багатоекстремальної оптимізації. У зв'язку із цим введено достатньо простий та ефективний метод комбінування прогнозів на основі випадкового глобального пошуку та методу «важкої кульки», що описується різницеvim рівнянням (ARX-модель) другого порядку.

У третьому розділі розглянуто низку прогнозуючих моделей із змінною структурою на основі нелінійних елементів різного типу. Як вже відмічалось, жорсткі обмеження на обсяг вихідної інформації вимушують використовувати спеціалізовані методи, що орієнтовані на роботу саме за таких умов. Таким методом є Метод Групового Урахування Аргументів (МГУА), за допомогою якого можна синтезувати адаптивні прогнозуючі моделі за умов дефіциту апріорної інформації. Об'єднання ідей МГУА та нейронних мереж призвело до створення МГУА-нейронних мереж, в якості вузлів яких використовуються N-адаліни. Однак у випадках коли сигнал $y_i(k)$, що прогнозується, має досить складну внутрішню структуру, апроксимуючих можливостей N-адалін може виявитися недостатньо. Тому є доцільним об'єднати переваги МГУА-нейронних мереж з універсальними апроксимуючими можливостями багатошарових персептронів, використовуючи в якості вузлів МГУА-мереж двовходові елементарні персептрони Розенблатта з сигмоїдальними функціями активації. В такому вузлі налаштуванню підлягають всього чотири параметри: дві синаптичні ваги, параметр зміщення та параметр крутизни активаційної функції. Для налаштування вузлів використовується модифіковане дельта-правило із змін-

ним параметром кроку. В цілому навчання такої мережі відбувається наступним чином: спочатку формується перший прихований шар з персептронів Розенблатта з двома входами та чотирма параметрами, що налаштовуються. Ці вузли налаштовуються паралельно і незалежно за допомогою спільного навчального сигналу. Далі оцінюється точність кожного з вузлів, після цього у першому шарі залишається \hat{n} (\hat{n} -розмірність загального вхідного сигналу) найкращих. Далі параметри цих вузлів фіксуються і в подальшому ці вузли в якості нелінійних перетворювачів пропускають вхідні сигнали на другий прихований шар. Другий прихований шар формується з $0,5\hat{n}(\hat{n} - 1)$ вузлів і налаштовується аналогічно першому, при цьому входами цього шару є виходи \hat{n} найкращих вузлів першого шару. Далі оцінюється точність кожного з вузлів другого шару і залишаються лише ті, чия точність вища ніж у найкращого з нейронів першого шару. Процес збільшення шарів продовжується до того часу, поки не залишиться єдиний вузол, чий вихід є і виходом мережі в цілому.

Оскільки кожен вузол мережі налаштовується незалежно від інших, багат шарова мережа, що містить довільну кількість елементів, може навчатися на основі малої вибірки даних, що характерно саме для задач екологічного моніторингу.

Слід відзначити, що інформація в задачах екологічного моніторингу може подаватися як у вигляді послідовностей векторів спостережень, так і у формі відеопотоку. На практиці обробка візуальної інформації базується на процесах, протікання яких може бути описане на основі двовимірних полів. Найбільш характерними представниками таких полів є області забруднень повітряного басейну та водної поверхні, а прогнозування їх поширення у просторі є досить важливою задачею.

В принципі нескладно було б векторизувати двовимірні сигнали та використати далі прогнозуючі моделі типу (1), (2), однак при цьому суттєво збільшується кількість параметрів, що підлягають оцінюванню, а це, в свою чергу, потребує значних обсягів навчальних вибірок даних.

Тому у розгляд введено матричну ARX – модель, яка має вигляд:

$$y(k) = \sum_{h=1}^{n_A} A^h y(k-h)C^h + \sum_{l=1}^{n_B} B^l x(k-l)D^l + \xi(k), \quad (7)$$

де $y(k)$, $x(k)$, $\xi(k)$ – прогнозована, екзогенна (вхідна) та стохастична матричні компоненти розмірності $n \times v$;

A^h , C^h , B^l , D^l – матриці невідомих параметрів моделі розмірностей $n \times n$, $v \times v$, $n \times n$, $v \times v$, що підлягають визначенню.

Всього модель (7) містить $(n^2 + v^2)(n_A + n_B)$ параметрів і є узагальненням скалярної та векторної моделей (1), (4). Вводячи далі матриці

$$\tilde{A} = (A^1 : A^2 : \dots : A^{n_A} : B^1 : \dots : B^{n_B}),$$

$$\begin{cases} p_A^s(k) = p_A^s(k-1) + y(k)\tilde{x}^T(k) - y(k-s)\tilde{x}^T(k-s), \\ R_A^s(k) = R_A^s(k-1) + \tilde{x}(k)\tilde{x}^T(k) - \tilde{x}(k-s)\tilde{x}^T(k-s), \\ \tilde{A}^s(k) = p_A^s(k)(R_A^s(k))^{-1}. \end{cases} \quad (11)$$

Аналогічно попередньому також у розгляд вводиться модель, де $y(k) = \tilde{x}(k)\tilde{C} + \xi(k)$, де $\tilde{x}(k) = \tilde{A}\tilde{y}(k-1)$, $\tilde{C} - n \times v(n_A + n_B)$, $v(n_A + n_B) \times v$ – матриці, і критерій

$$J^{\tilde{C}}(k) = \sum_{\lambda=1}^k Sp(y(\lambda) - \tilde{x}(\lambda)\tilde{C}(k))(y(\lambda) - \tilde{x}(\lambda)\tilde{C}(k))^T,$$

мінімізація якого веде до оцінки

$$\tilde{C}(k) = R_{\tilde{C}}^{-1}(k)p_{\tilde{C}}(k),$$

$$\text{де } R_{\tilde{C}}(k) = \sum_{\lambda=1}^k \tilde{x}^T(\lambda)\tilde{x}(\lambda),$$

$$p_{\tilde{C}}(k) = \sum_{\lambda=1}^k y^T(\lambda)\tilde{x}(\lambda).$$

Вводячи далі оцінювання на ковзному вікні, отримуємо процедуру:

$$\begin{cases} p_{\tilde{C}}^s(k) = p_{\tilde{C}}^s(k-1) + y^T(k)\tilde{x}(k) - y^T(k-s)\tilde{x}(k-s), \\ R_{\tilde{C}}^s(k) = R_{\tilde{C}}^s(k-1) + \tilde{x}^T(k)\tilde{x}(k) - \tilde{x}^T(k-s)\tilde{x}(k-s), \\ \tilde{C}^s(k) = (R_{\tilde{C}}^s(k))^{-1}p_{\tilde{C}}^s(k). \end{cases} \quad (12)$$

Таким чином процедури (11), (12) є узагальненням на матричний випадок популярного метода найменших квадратів на ковзному вікні, адаптованої для задач обробки послідовності зображень.

Четвертий розділ присвячений розв'язанню задач прогнозування часових послідовностей у випадках, коли спостереження надходять на обробку через нерівномірні проміжки часу. Така ситуація досить часто виникає у процесах екологічного моніторингу і зрозуміло, що ідеологія прогнозування Бокса-Дженкінса виявляється непрацездатною. У цьому випадку замість традиційної часової екстраполяції може бути використана просторова екстраполяція, що може бути зведена до оцінки значень векторного поля по окремим його спостереженням.

Нехай багатовимірний часовий ряд показників, що підлягають прогнозуванню (i -та його компонента), може бути описаний NARX-моделлю вигляду, що є узагальненням (4), (5):

$$\hat{y}_i(k) = f_i(y_i(k-1), \dots, y_i(k-n_{A_i}), x_1(k-1), \dots, x_1(k-n_B), x_2(k-1), \dots, x_2(k-n_B), \dots, x_p(k-l), \dots, x_q(k-n_B)) =$$

$$= f_i(z_{i1}(k), \dots, z_{i, n_{A_i}}(k), \dots, z_{i, n_{A_i} + n_{B_q}}(k)),$$

або у векторно-матричній формі:

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

$$\text{де } \hat{y}(k) = (\hat{y}_1(k), \hat{y}_2(k), \dots, \hat{y}_n(k))^T,$$

$$y(k) = (y_1(k), \dots, y_n(k))^T,$$

$$x(k-1) = (x_1(k-1), \dots, x_q(k-1))^T,$$

$$z(k) = (y^T(k-1), \dots, y^T(k-n_A), x^T(k-1), \dots, x^T(k-n_B))^T - (nn_A + qn_B) \times 1 -$$

вектор передісторії.

Введено метод просторового прогнозування багатовимірних часових рядів, що засновано на використанні відстані останнього у сформованій вибірці вектору передісторії $z(N+1)$ від усіх попередніх спостережень $z(k)$, а інформаційна технологія синтезу власне прогнозу $\hat{y}(N+1)$ може бути реалізована у вигляді послідовності наступних етапів:

Етап 1. Розрахунок відстані між вектором $z(N+1)$ і всіма попередніми $z(k)$ на основі будь-якої метрики (у найпростішому випадку евклідової)

$$d(N+1, k) = \|z(N+1) - z(k)\| \quad \forall k = 1, 2, \dots, N.$$

Етап 2. Ранжування отриманих відстаней у порядку зростання так, що

$$d^1(N+1, k_1) < d^2(N+1, k_2) < \dots < d^N(N+1, k_N).$$

Етап 3. Відбір перших χ векторів, для яких виконується умова

$$d^\chi(N+1, k_\chi) \leq \varepsilon,$$

де ε – деякий поріг.

Етап 4. Формування набору вагових коефіцієнтів λ_l у формі

$$\lambda_l = \frac{(d^l)^{-1}}{\sum_{l=1}^{\chi} (d^l)^{-1}}, 1 \leq l \leq \chi,$$

що задовольняє умові незміщеності

$$\sum_{l=1}^{\chi} \lambda_l = 1.$$

Етап 5. Розрахунок прогнозу

$$\hat{y}(N+1) = \sum_{l=1}^{\chi} \lambda_l z(l).$$

При надходженні нового спостереження процесу $y(N+1)$ всі ітерації повторюються.

Таким чином, на кожному кроці у формуванні прогнозу беруть участь χ спостережень, при цьому значення χ може змінюватися (чим менше χ , тим більш нестационарною є послідовність $y(k)$). Цю технологію нескладно розпо-

всюдити і на матричні сигнали, коли спостереження надходять на обробку у формі послідовності відеокадрів.

В той же час, використання цього підходу не дозволяє врахувати внутрішню структуру часового ряду, що надходить на обробку. Тому у рамках традиційної часової екстраполяції у випадку нерівномірних інтервалів можуть бути використані ортогональні поліноми Чебишева, що мають низку переваг перед іншими описами часових рядів. Слід відзначити, що прогноуюча модель на основі цих поліномів може бути синтезована на основі малої вибірки і містить незначну кількість параметрів. Також при додаванні нового члена в моделі немає необхідності перераховувати вже оцінені параметри, які можуть бути розраховані за допомогою традиційного методу найменших квадратів і його модифікацій.

Для вибірки, що містить N спостережень, були використані поліноми, що мають вигляд

$$Q_m(k) = c_0\phi_{0N}(k) + c_1\phi_{1N}(k) + \dots + c_m\phi_{mN}(k),$$

$$\text{де } c_0 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y(k), \quad c_l = \frac{\sum_{k=1}^N y(k)\phi_{lN}(k)}{\sum_{k=1}^N \phi_{lN}^2(k)},$$

$$\phi_{0N}(k) = 1, \quad \phi_{1N}(k) = 1 - 2\frac{k}{N}, \quad \phi_{2N}(k) = 1 - 6\frac{k}{N} + 6\frac{k(k-1)}{N(N-1)},$$

$$\phi_{3N}(k) = 1 - 12\frac{k}{N} + 30\frac{k(k-1)}{N(N-1)} - 20\frac{k(k-1)(k-2)}{N(N-1)(N-2)} \text{ тощо.}$$

Підхід, заснований на ортогональних поліномах, зручно реалізувати за допомогою штучних нейронних мереж, перш за все поліноміальних мереж, які в якості активаційних функцій використовують ті або інші типи поліномів.

У розділі введена поліноміальна ортогональна нейронна мережа, що реалізує NARX-модель (5) у вигляді

$$\begin{aligned} \hat{y}(k) &= f(y(k-1), \dots, y(k-n_A), x(k-1), \dots, x(k-n_B)) = \\ &= f(z_1(k), \dots, z_{n_A}(k), z_{n_A+1}(k), \dots, z_{n_A+n_B}(k)). \end{aligned}$$

Вхідні сигнали $z_1(k), \dots, z_p(k), \dots, z_{n_A+n_B}(k)$ з рецепторного шару надходять на перший прихований шар поліноміального розширення, де реалізовано нелінійне чебишевське перетворення:

$$\begin{aligned} f_0(z_p(k)) &= 1, f_1(z_p(k)) = z_p(k), f_2(z_p(k)) = 2z_p^2(k), \dots, \\ f_h(z_p(k)) &= 2z_p(k)f_{h-1}(z_p(k)) - f_{h-2}(z_p(k)). \end{aligned} \quad (13)$$

Другий шар утворений звичайною адаліною з $(h+1)(n_A+n_B)$ входами, такою ж кількістю синаптичних ваг, що підлягають налаштуванню. Таким чином, на виході мережі формується сигнал

$$\hat{y}^{[H]}(k) = \sum_{l=1}^{(h+1)(n_A+n_B)} w_l \phi_l(k).$$

Для покращення екстраполюючих властивостей мережі пропонується ввести на виході додатковий шар, що також утворений ортогональними поліномами. Таким чином, цей вихідний шар реалізує перетворення

$$\hat{y}(k) = \sum_{j=0}^h w_j^0 f_j^0(\hat{y}^{[H]}(k)),$$

де поліноми f_j^0 мають ту ж саму структуру, що і активаційні функції (13).

Налаштування мережі проводиться на основі зворотного поширення похибок, при цьому спочатку уточнюються синаптичні ваги w^0, w_1^0, \dots, w_h^0 вихідного шару, а потім ваги другого прихованого шару $w_1, \dots, w_l, \dots, w_{(h+1)(n_A+n_B)}$. Перший прихований шар мережі є непараметричним і не містить параметрів, що налаштовуються.

В принципі налаштування поліноміальної ортогональної мережі не відрізняється від навчання багат шарового перцептрона, однак, завдяки ортогональності активаційних функцій, з чисельної точки зору воно є значно простішим і стійким.

П'ятий розділ присвячений експериментальному аналізу запропонованих методів прогнозування відеоданих екологічного характеру. Застосування методів прогнозування зводиться до пошуку ситуацій, коли кадр, що спостерігається, представлений в просторі ознак або власне в просторі зображень, відрізняється від прогнозу, що і означає зміну властивостей відеоряду і забезпечує його структуру. Специфіка сегментації відеорядів полягає в необхідності оперування зі зростаючими вибірками, що в підсумку дозволяє здійснювати аналіз в режимі on-line.

Експерименти проводилися з відеорядами екологічного змісту (новинні повідомлення про аварію на АЕС Фукусіма-1, що є наслідком події 11 березня 2011 року в результаті найсильнішого в історії Японії землетрусу і викликаного ним цунамі та фрагменти фільму телеканалу National Geographic про лісові пожежі), що складаються з 2250 кадрів, що відповідає тривалості відео 90 секунд кожне. Використовувався медіаконтейнер AVI – з відношенням сторін 16:9 і 4:3, частотою 25 кадр/сек. Для валідного порівняння результатів роздільна здатність фіксувалася на рівні 700×400 і 640×416 пікселів відповідно. Кожен з 2250 кадрів кожного відеоряду представлявся у форматі TIFF без стиснення з метою усунення впливу можливих втрат, що особливо важливо для визначення ефективності прогнозування безпосередньо у просторі зображень. Реальні межі сегментів фіксувалися інтерактивно: спочатку при сповільненому перегляді локалізувався часовий інтервал, потім при покадровому перегляді визначалася точна межа.

Під i -тим сегментом $[x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$ відеоряду $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ розумілася множина $\{x_{\alpha(i)}, x_{\alpha(i)+1}, \dots, x_{\beta(i)}\}$, де для заданого рівня подібності ε , маємо $\rho(x_p, x_q) \leq \varepsilon$ при $x_p, x_q \in [x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$ і $\rho(x_p, x_q) > \varepsilon$ при $q \leq \alpha(i) - 1 \geq 1$ або

$q \geq \beta(i) + 1 \leq N$ для $x_p \notin [x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$). В задачах прогнозування зростаючих рядів вимоги по схожості всіх пар $x_p, x_q \in [x_{\alpha(i)}, x_{\beta(i)}]$ зменшуються, тобто точки $x_{\alpha(i)}, x_{\alpha(i)+1}, \dots$ надходять послідовно і аналіз здійснюється в кожний поточний момент часу. Тому критерій виявлення межі сегменту – «зрив» прогнозу для поточного значення $i = 1, 2, \dots$ и $\alpha(1) = 1$

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

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

δ – наперед заданий поріг.

В якості метрики використане співвідношення

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

де $\alpha_{\gamma} \geq 0$ – вагові коефіцієнти «часткових» метрик $\rho_{\gamma}(o, o)$.

Експерименти проводилися з багатовимірними рядами, індукованими різними наборами ознак форми областей – результатів кольорово-текстурної сегментації кожного відеокадру і в просторі зображень, що розбиваються на різне число фрагментів. На рис. 1. представлені відеокадри, що ілюструють межу часового сегмента (верхній рядок), просторової сегментації як основи отримання ознак форми областей (середній рядок) і модулю різниці пікселів поточного зображення і прогнозу при розбитті зображень на 25 рівновеликих фрагментів (нижній рядок).

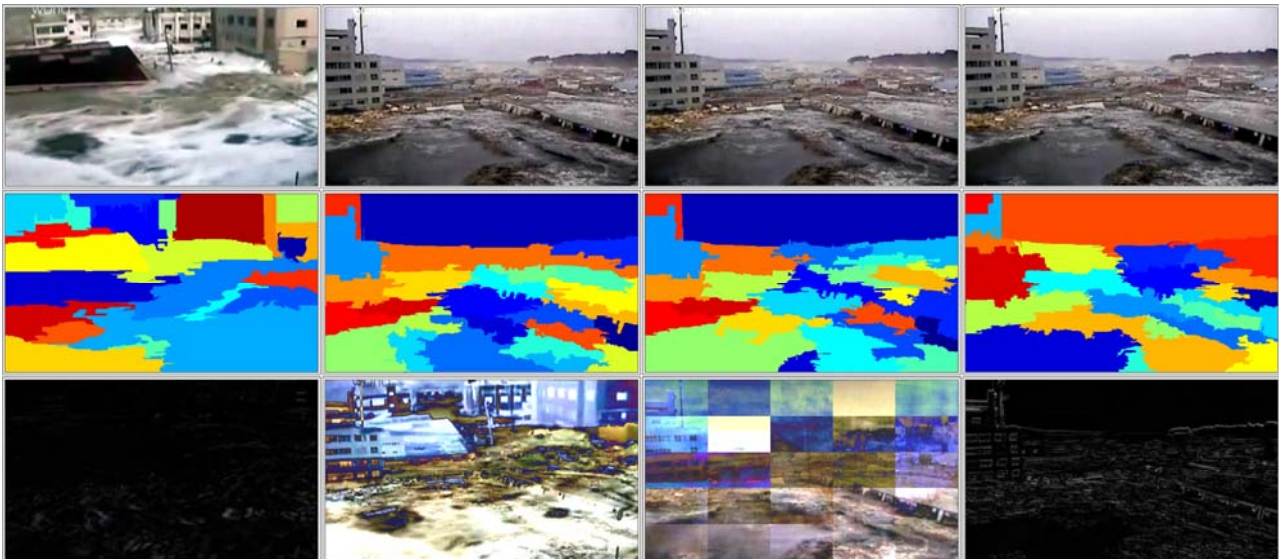


Рисунок 1 – Приклади відео, просторової сегментації і різниці прогнозу і поточного зображення

У роботі досліджені різні набори дескрипторів форм областей при прогнозуванні в ознакових просторах, варіанти екстраполяції рядів безпосередньо в просторі зображень.

У розділі подано рекомендації з практичного застосування результатів

теоретико-експериментальних досліджень.

У додатку наведено акти впровадження теоретичних і практичних результатів дисертаційних досліджень.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано актуальне науково-практичне завдання розробки моделей, методів прогнозування відеоданих у просторах ознак та зображень, обробки, аналізу та індексації результатів сегментації в часі та просторі для підвищення ефективності технологій інформаційного пошуку та розпізнавання динамічної візуальної інформації у базах даних з запитом по зразку. Проведене дослідження дозволяє зробити такі висновки.

1. Виконано аналіз трендів розвитку методів прогнозування відеоданих для виявлення засобів CBVIR, що найбільше впливають на ефективність багатаспектного індексування та інформаційного пошуку. Показано, що традиційні методи прогнозування не в повній мірі задовольняють сучасним вимогам та потребують суттєвого удосконалення.

2. Вперше запропоновано однокроковий метод адаптивного комбінування прогнозів нестационарних часових рядів, що відрізняється високою швидкістю та простотою чисельної реалізації, а також метод оптимального у прийнятному сенсі комбінування прогнозів на основі гібриду глобального випадкового пошуку та методу «важкої кульки», що відрізняється тим, що дозволяє розраховувати оптимальний прогноз на основі множини моделей різної природи та структури з використанням будь-якого критерія якості.

3. Вперше запропоновано метод адаптивного прогнозування нестационарних часових рядів на базі адитивної нелінійної авторегресії з екзогенними входами, що відрізняється простотою та оперативністю обчислювальної моделі та дозволяє з використанням елементарних нелінійних нейронів синтезувати високоякісні прогнози процесів з нелінійними основами, використовуючи при цьому оптимальні за швидкістю методи налаштування своїх параметрів.

4. Вперше запропоновано адаптивний метод нелінійної екстраполяції часових рядів з нерівномірно розподіленими спостереженнями, що дозволяє вирішувати задачу прогнозування без синтезу математичної моделі у традиційному сенсі, використовуючи лише відстані останнього у вибірці спостереження від множини попередніх даних, а його реалізація дозволяє забезпечити високу якість передбачення за умов постійного зростання обсягу вибірки багатовимірної векторної або матричної нестационарної послідовності.

5. Отримали подальший розвиток математичні моделі екстраполяції відеопослідовностей шляхом поширення адаптивних методів прогнозування багатовимірних часових рядів на матричний випадок, що відрізняються від відомих методів оцінювання своєю структурою, що дозволяє реалізувати паралельно-послідовну обробку фрагментів зображень, забезпечуючи при цьому не лише якісне прогнозування при суттєво зменшеній кількості оцінюваних параметрів, але й можливість оперативного оцінювання моментів зміни властивостей матричної послідовності зображень чи їх фрагментів.

6. Розроблені математичні моделі та методи були програмно реалізовані та використані у науково-дослідних розробках НГУ «Український науково-дослідний інститут екологічних проблем», НПП «Центр екологічного аудиту та чистих технологій», ДП УкрНТЦ «Енергосталь» та навчальному процесі ХНУРЕ, що підтверджується відповідними актами. Програмний комплекс «Система імітаційного моделювання методів обробки аналізу та інтерпретації динамічної інформації» був сертифікований системою УкрСЕПРО.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Мантула, Е.В. Синтез системы прогнозирования моделей в задачах экологического мониторинга / Е.В. Мантула // Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. Комп’ютерні науки та інформаційні технології. – Львів: Видавництво Львівської політехніки. – 2013. – №751. – С.403-409 (Входить до міжнародної наукометричної бази INSPEC.)

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

3. Мантула, Е.В. Прогнозирующие МГУА-полиномиальные модели в задачах экологического мониторинга/ Е.В. Мантула, Сакало Е.С. // Збірник наукових праць Харківського університету Повітряних Сил. – Харків: ХУПС. – 2013. – №2(35). – С. 114-116.

4. Мантула, Е.В. Адаптивное прогнозирование временных рядов при неравностоящих наблюдениях / Е.В. Мантула, С.В. Машталир // Біоніка інтелекту. – 2013. – № 2 (81). – С.53-57.

5. Мантула, Е.В. Матричная прогнозирующая модель и ее обучение в задачах экологического мониторинга / Е.В. Мантула, С.В. Машталир // Электротехнические и компьютерные системы. – 2013. – №10 (86). – С. 152-156. (Входить до міжнародних наукометричних баз Ulrich’s Periodicals, Index Copernicus.)

6. Мантула, Е.В. Адаптивная полиномиальная нейросетевая прогнозирующая модель временных рядов и ее обучение / Е. В. Мантула, С.В. Машталир // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. Математика и кибернетика – прикладные аспекты. – 2014. – № 2/4(68) – С.16-20. (Входить до міжнародних наукометричних баз Ulrich’s Periodicals Directory, DRIVER, Bielefeld Academic Search Engine (BASE), Index Copernicus, WorldCat, Directory of Open Access Journals (DOAJ), EBSCO та ін.)

7. Mantula, E. Method of adaptive forecasting based on multidimensional linear extrapolation / E. Mantula, S. Mashtalir // International Journal of Research in Engineering and Science. – 2013. – Vol., 1 No. 4. – P. 31-36. (Входить до міжнародних наукометричних баз American National Engineering Database (ANED), Index Copernicus, Jour Informatics.)

8. Мантула, Е.В. Использование интеллектуальных геоинформационных технологий для решения экологических проблем / Е.В. Мантула // Збірник наукових статей: Екологічна безпека – проблеми і шляхи вирішення. – Харків:

УкрНДІЕП. – 2012. – №2. – С.181-183.

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

10. Mantula, E.V. An adaptive forecasting of nonlinear nonstationary time series under short learning samples (Electronic resource) / E.V. Mantula, V.P. Mashtalir // ICT in education, research and industrial applications: integration, harmonization and knowledge transfer. – CEUR-WS: 13-Jun-2013. – Vol.1000. – P. 91-98. – Mode of access: <http://ceur-ws.org/Vol-1000/>

11. Мантула, Е.В. Адаптивные прогнозирующие модели для оценки качества воздуха / Е.В. Мантула // II міжнар. наук.-техн. конф., 14-18 травня 2013 р.: матер. конф. – Черкаси: Маклаут. – 2013. – С.391-392.

12. Мантула, Е.В. Об одном подходе к обнаружению изменения свойств нестационарных временных рядов / 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.

АНОТАЦІЯ

Мантула О.В. Методи і моделі багатовимірного прогнозування візуальної інформації. - Рукопис.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.06 - інформаційні технології. - Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки України, Харків, 2015.

Дисертація присвячена розвитку моделей і методів багатовимірного прогнозування часових рядів, індукованих відеоданими. Крім традиційних завдань прогнозування розглядається сегментація часових рядів, що забезпечує «семантичну» структурування відеоданих для підвищення ефективності технологій інформаційного пошуку. Специфікою пропонованих моделей і методів прогнозування є їхня орієнтація на реєстровані on-line дані.

Запропоновано метод адаптивного комбінування прогнозів на основі адаптивної модифікації випадкового пошуку, метод адаптивного прогнозування на базі адитивної нелінійної ANARX-моделі. Модифікована МГУА-нейронна мережа в підсумку дозволяє покращити апроксимуючі і екстраполюючі властивості. Запропоновано та досліджено адаптивний метод нелінійної екстраполяції часових рядів з нерівновіддаленими спостереженнями. Розглянуто матричні моделі, що представляють фрагменти зображень для їх екстраполяції шляхом поширення адаптивних процедур ідентифікації на матричний випадок.

Обговорені результати експериментальних досліджень прогнозування відеорядів безпосередньо в просторі зображень та в ознакових просторах, представлених дескрипторами форм областей, що продукуються просторовою сегментацією.

Ключові слова: прогнозування, багатовимірні часові ряди, сегментація,

відео, нейронна мережа.

АННОТАЦІЯ

Мантула Е.В. Методы и модели многомерного прогнозирования визуальной информации. – Рукопись.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.06 – информационные технологии. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Министерство образования и науки Украины, Харьков, 2015.

Рост объемов накапливаемых видеоданных и интенсификация их использования требуют создания перспективных технологий информационного поиска для контекстного извлечения неструктурированных или плохо структурированных данных с запросами «по образцу». «Семантическая» структуризация векторных или матричных временных рядов, характеризующих видеоданные и данные экологического мониторинга, основана на многомерном прогнозировании on-line регистрируемых последовательностей и является основой средств многоаспектного автоматического индексирования видео.

Диссертация посвящена разработке моделей и методов многомерного прогнозирования видеоинформации в признаковых пространствах и пространстве изображений. Основная особенность предложенных моделей и методов – оперирование растущими выборками временных рядов.

Для синтеза оптимального прогноза на основе множества адаптивных моделей различной структуры предложен одношаговый метод адаптивного комбинирования прогнозов, позволяющий синтезировать оптимальный прогноз на основе адаптивной модификации случайного поиска. Предложен метод адаптивного прогнозирования на базе аддитивной нелинейной ANARX-модели, позволяющий синтезировать прогнозы процессов с нелинейной основой.

Модифицирована МГУА-нейронная сеть путем использования в ней в качестве узлов элементарных перцептронов Розенблатта и настройки формы активационных функций, что позволяет улучшить аппроксимирующие и экстраполирующие свойства данной сети, являющейся по сути оптимизированным по архитектуре «гибридом» классического многослойного перцептрона и обычной МГУА-нейронной сети.

Изучены матричные модели двумерных полей, фактически являющиеся фрагментами изображений, модифицирован метод их экстраполяции путем распространения адаптивных процедур идентификации на матричный случай. Предложен и исследован адаптивный метод нелинейной экстраполяции временных рядов с неравноотстоящими наблюдениями, позволяющий решать задачу прогнозирования без синтеза математической модели анализируемого процесса в условиях короткой выборки прогнозируемого ряда. Синтезирован метод прогнозирования временных рядов на основе использования ортогональных полиномов, с неравноотстоящими наблюдениями, и позволяющий синтезировать математическую модель с фиксированной структурой ортогональных полиномов при возрастании числа наблюдений видеоряда.

Эксперименты проводились с видеорядами экологического содержания, состоящими из 2250 кадров, что соответствует длительности видео 90 секунд каждое. Использовался медиаконтейнер AVI – с отношением сторон 16:9 и 4:3, частотой 25 кадр/сек. Для валидного сопоставления результатов разрешение фиксировалось на уровне 700×400 и 640×416 пикселей соответственно. Каждый из 2250 кадров каждого видеоряда представлялся в формате TIFF без сжатия с целью устранения влияния возможных потерь при обработке и прогнозировании динамики изображений. При прогнозировании в признаковых пространствах исследованы различные наборы дескрипторов форм областей, индуцированных пространственной сегментацией, изучена экстраполяция видеорядов непосредственно в пространстве изображений.

Результаты теоретико-экспериментальных исследований реализованы и внедрены в виде прикладных и исследовательских программных комплексов, используемых при автоматическом анализе видеорядов, решении задач экологического мониторинга, один из которых сертифицирован УкрСЕПРО.

Ключевые слова: прогнозирование, многомерные временные ряды, сегментация, видео, нейронная сеть.

ABSTRACT

Mantula O.V. Methods and models of multidimensional visual information forecasting. – Manuscript.

The thesis for the degree of candidate of technical sciences, specialty 05.13.06 – information technology. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2015.

The thesis is devoted to the development of models and methods of multidimensional time series forecasting, which are induced by video streams. Besides the traditional problems of time series forecasting, their segmentation is considered, which provides ‘semantic’ structuring of video to improve the efficiency of information retrieval technology. The specifics of the proposed models and forecasting methods is orientation to on-line processing.

A method of adaptive forecasting combining based on adaptive random search modification, adaptive forecasting based on nonlinear ANARX-additive model are proposed. Modified GMDH-neural network, which allows to improve extrapolating and approximating properties have been investigated. An adaptive method of nonlinear time series extrapolation with unevenly spaced observations is proposed and analyzed. Matrix models which represent fragments of images for extrapolation by the spread of adaptive identification procedures to the matrix case are considered. The results of experimental researches of video sequences forecasting directly in the image space and in feature spaces, which are produced by the spatial segmentation, are discussed.

Keywords: forecasting, multidimensional time series segmentation, video, neural network.