

науковий журнал

НАУКОВО-ТЕХНІЧНА ІНФОРМАЦІЯ

1(55)'2013



НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МОДЕЛІ ВИЯВЛЕННЯ І РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИХ СИТУАЦІЙ



О.М. Зігунов,
В.Д. Кишенько, канд. техн. наук,
Ю.Б. Беляєв, докт. техн. наук

Постановка проблеми. Системний підхід до розвитку цукрового виробництва поряд з удосконаленням технологій і обладнання вимагає застосування засобів автоматизації виробництва. Сучасні структуровані системи управління мають реалізовувати стратегію автоматизації, що забезпечує цілісне функціонування й управління цукровим заводом. Здійснення переходу до структурованих систем автоматизації – ефективний спосіб інтенсифікації виробництва. Зараз на більшості

заводів функціонують складні ієрархічні системи автоматизації цукрового виробництва, які базуються на структурах 3–4 рівнів створення автоматизованої системи управління технологічним процесом (АСУ ТП).

Для здійснення аналізу кількісних і якісних характеристик поведінки об'єкта і підготовки необхідних даних для організації стратегії управління і прийняття рішень щодо управління АСУТП повинна мати у своєму складі підсистему технологічного моніторингу. Ав-

томатизований моніторинг дає змогу значно підвищити продуктивність праці, гарантувати високу об'єктивність отриманих результатів завдяки виключенню помилок, що вносяться оператором. Підсистема технологічного моніторингу в складі АСУТП надає можливість забезпечити [1]:

- збирання вимірювальної інформації в місцях, недоступних для безпосередньої участі людини в процесі вимірювання й контролю;
- тривалі і такі, що багаторазово повторюються, вимірювання;
- одночасне вимірювання великої кількості величин;
- вимірювання параметрів швидкоплинних процесів, час зміни параметрів яких порівняний з часом вимірювання, обробки отриманих результатів і прийняття рішення;
- вимірювання, які характеризуються великими масивами отриманої інформації і складними алгоритмами її обробки.

Виділення невирішених частин загальної проблеми. Прагнення одержати більш розширені і точні відомості про технологічні об'єкти, інтенсифікація потоків одержуваної і оброблюваної вимірювальної інформації стимулюють безперервний процес розвитку засобів вимірювань шляхом підвищення точності і збільшення їхньої швидкодії, що сприяє поліпшенню достовірності одержаної під час вимірювань інформації.

Проте задачам аналізу потоку даних оперативного моніторингу складних технологічних систем не приділяється належної уваги. Водночас у багатьох інших сферах діяльності, наприклад таких, як телекомунікації, масиви інформації, накопичені в базах даних, активно використовуються для виявлення прихованих внутрішніх закономірностей з подальшим практичним застосуванням одержаних знань.

У зв'язку з цим актуальною є задача розробки методів і алгоритмів для системного аналізу вектора даних оперативного моніторингу складних технологічних об'єктів із застосуванням сучасних методів інтелектуального

аналізу даних з метою удосконалення характеристик існуючих систем моніторингу. Ефективний аналіз даних моніторингу можливий за умови створення засобів інтелектуального аналізу даних з використанням методів індукції статистичних моделей, що дають змогу виявити внутрішню структуру вектора параметрів оперативного моніторингу. Створення подібних систем і засобів автоматизованого аналізу даних моніторингу надасть можливість поліпшити результативність системи моніторингу і сприятиме підвищенню ефективності керування технологічним об'єктом.

Розробка методів і алгоритмів для одержання знань з масиву даних оперативного моніторингу складних технологічних об'єктів з використанням сучасних методів штучного інтелекту й інтелектуального аналізу даних, з наступним застосуванням розроблених алгоритмів і програм щодо складних об'єктів автоматизації роблять тему розробки підсистеми технологічного моніторингу актуальною як у прикладному відношенні, так і в науково-технічному плані.

Класичний спосіб реалізації оперативного моніторингу складних технологічних об'єктів полягає в централізованому збиранні даних, що надходять з різних датчиків, з подальшим аналізом цих даних на предмет виходу значень параметрів за встановлені межі. За такого підходу ігнорується система взаємозв'язків даного об'єкта, унаслідок чого втручання в різні позаштатні ситуації можливе тільки за фактом їхнього виникнення.

Постановка завдання. Задачею інтелектуального моніторингу є автоматизований комплексний аналіз даних, що надходять з датчиків оперативного моніторингу, з метою виявлення їх внутрішньої структури, відстеження динаміки зміни структури з подальшим оцінюванням допустимості виявлених відхилень. При цьому вважається, що зняття показань з датчиків здійснюється одночасно через фіксовані інтервали часу. Корисність сигналів, заснованих на відстеженні змін, що

відбуваються у внутрішній структурі даних, полягає в можливості попередження виникнення позаштатної ситуації і задовго до виходу значень окремих параметрів за допустимі межі. При визначенні моніторингу як процесу відстеження структурних змін можуть бути спрогнозовані тільки позаштатні ситуації, які є наслідком порушень у технологічних ланцюгах об'єкта моніторингу.

Низька якість (недостовірність) накопичуваних даних реального часу, які вводяться вручну або автоматично збираються на об'єктах, не дає змоги безпосередньо використовувати їх для контролю стану і прогнозування ходу технологічних процесів. Для вирішення цих завдань необхідно використовувати моделі об'єктів технологічного комплексу екстракції цукру і спеціалізовані моделі даних, які характеризують їхній стан. Якість контролю стану технологічного комплексу дифузійного відділення цукрового заводу безпосередньо позначається на якості проведення процесу вилучення цукру з бурякової стружки.

Виклад основного матеріалу. Під час дослідження часових рядів, які описують технологічні об'єкти, з метою автоматизації процесу виявлення подій і станів таких об'єктів сигнал спотворюється внаслідок впливу найрізноманітніших шумів. До таких сигналів можливе застосування технології Data Mining [2]. Дослідження сигналів методом Data Mining здійснюється в кілька етапів.

Використання методів виділення особливостей сигналів на підставі застосування методів сегментації і подальша уніфікація сегментів є ключовим етапом. Підготовлений матеріал необхідно систематизувати з виділенням класів, які відповідають основним групам подій.

Оскільки для сегментів не існує апіорі заданих класів, то до них потрібно застосувати методику кластеризації. Зіставлення подій кластерам сегментів відбувається в хронологічному порядку, ґрунтуючись на гіпотезі, що

в один момент часу відбувається одна подія.

Заключним етапом є побудова і навчання нейронної мережі, здатної в реальному часі обробляти дані технологічного тимчасового ряду і класифікувати події та стан технологічного відділення, і подальше тестування і оцінювання працездатності такої моделі (рис. 1).

Попередня обробка вихідних даних, мета якої – зменшення сторонніх шумів [3]:

- усунення основного тренду і перехід до незміщеного оцінювання ряду;
- нормалізація вихідних даних;
- проведення кратномасштабного вейвлет-аналізу.

Безперервне вейвлет-перетворення будується за допомогою безперервних масштабних перетворень і переносів вейвлета $y(t)$ з довільними значеннями масштабного коефіцієнта a і параметра зсуву b [3]:

$$W(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt$$

Нижче наведено приклад обробки часового ряду витрати дифузійного соку (рис. 2).

Виділення особливостей сигналів на підставі застосування методів сегментації. Певну складність являє собою етап сегментації вихідного сигналу. Задача сегментації зводиться до побудови детектора, який за даною реалізацією сигналу $f(t)$ встановлює істинність однієї з імовірнісних гіпотез.

Для вирішення задачі сегментації й оцінювання якості такого розбиття часового ряду на ділянки використовувалися такі підходи:

- адаптивних авторегресійних (АР) моделей;
- методи оцінювання регулярності сигналу на основі багаторівневих контурів.

Під час виникнення «швидких» змін у сигналі відбувається зайва сегментація за методом адаптації АР-моделі. Алгоритм, застосований на застосуванні оцінки показника

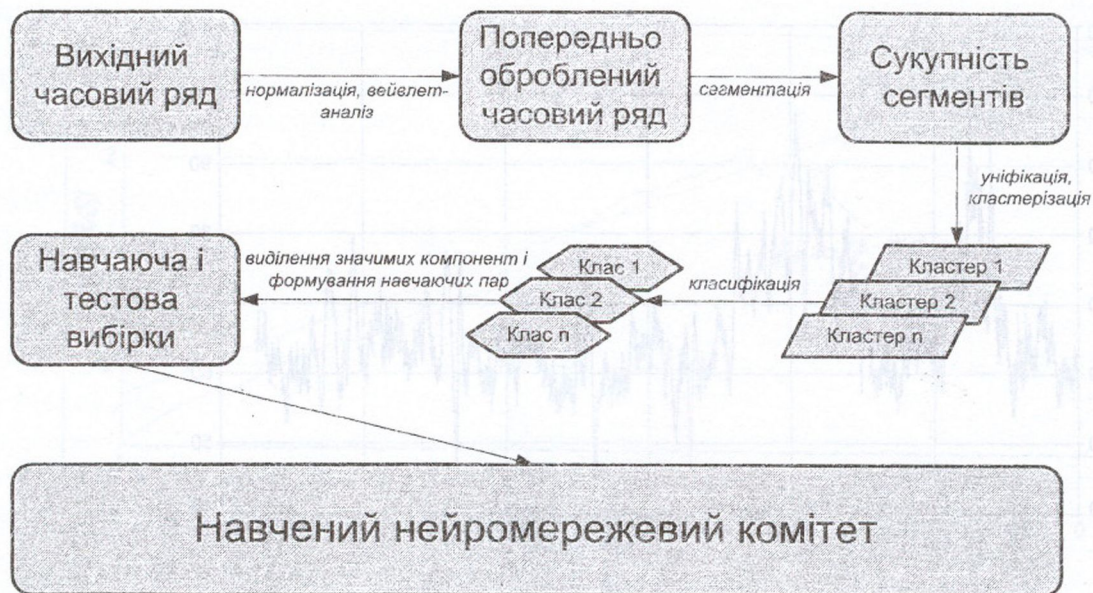


Рис. 1. Узагальнена схема роботи системи виявлення й ідентифікації подій

регулярності сигналу за допомогою вейвлет-аналізу, адекватно реагує на «швидкі» зміни, але не розпізнає довготривалі зміни. Спільне застосування розглянутих методів дає змогу створювати ефективні системи сегментації часових рядів, що описують технологічні процеси дифузійного відділення. Важливого значення, особливо за хаотичності процесів, що є властивим для технологій цукроваріння, набувають методи фрактального аналізу. Один із них – метод, що базується на алгоритмі R/S – аналізу часових рядів.

Нині у зв'язку з розвитком теорії стохастичних фракталів стає популярною така характеристика часових рядів, як показник Херста H . Відомо, що він пов'язаний із традиційною «клітинною» фрактальною розмірністю D простим співвідношенням:

$$D + H = 2.$$

Показник Херста являє собою міру персистентності – схильності процесу до трендів [4]. Значення $H > 1/2$ означає, що спрямована в певну сторону динаміка процесу в минулому, найімовірніше, спричинить продовження руху в тому ж напрямку (рис.3). Якщо $H < 1/2$, то

прогнозується, що процес змінить спрямованість. $H=1/2$ означає невизначеність – броунівський рух.

Класифікація подій і кластеризація сегментів. Наступним етапом обробки часового ряду є етап уніфікації різнорідних за довжиною сегментів і подальша їхня кластеризація (табл. 1). Довжина сегментів усереднюється за критеріями значущості кордону. Кластеризацію сегментів здійснюємо за методом карт Кохонена, що самоорганізуються, що є одним із варіантів навчання змаганням [5].

Розфарбовування ділянок карт, що складаються з карт п'яти входів (витрати дифузійного соку, живильної води, бурякової стружки і струмового навантаження дифузійного апарата за зонами), відбувається відповідно до значення якої-небудь ознаки або компоненти вагових векторів. При цьому колір кожної ділянки відображає значення цієї ознаки або компоненти. Низьким значенням ознаки відповідають сині кольори, високим – червоні. При цьому під картою відображається кольорова градієнтна шкала, на якій проставлені числові значення для кожного кольору карти.

Класифікація подій технологічної легенди. За наявною легендою, яка описує сукупність

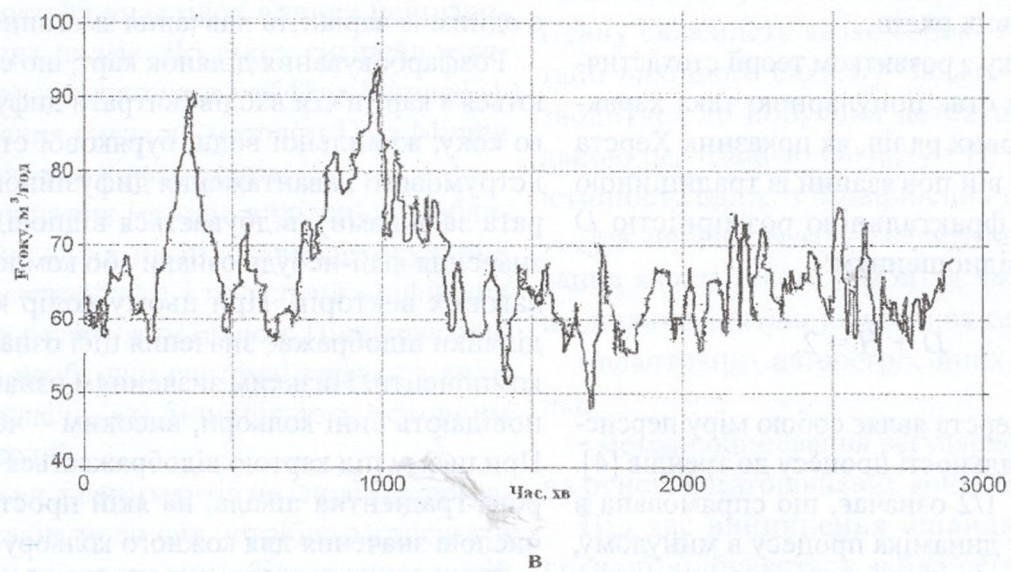
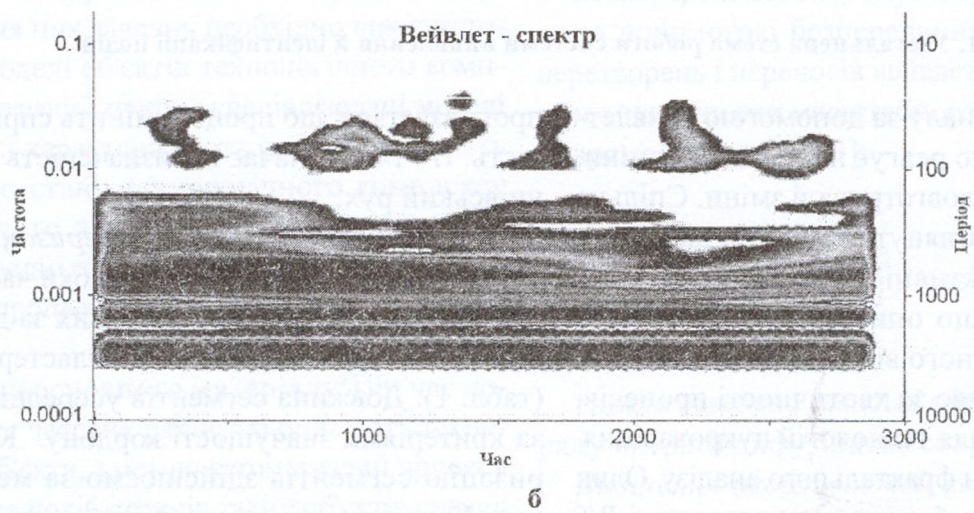
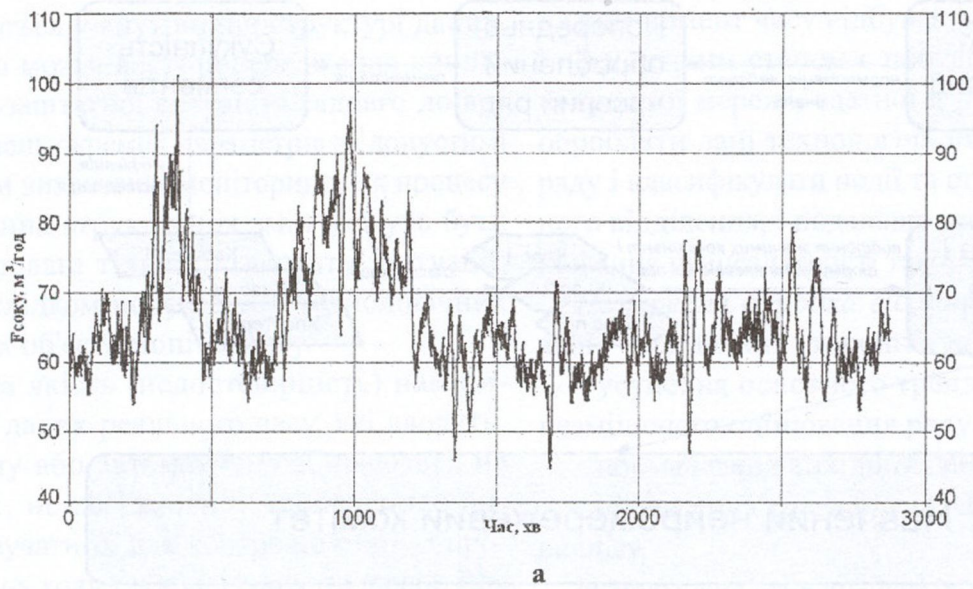


Рис. 2. Сигнал витрати дифузійного соку:
 а – сигнал з перешкодами; б – спектрограма вейвлета Морле; в – відфільтрований сигнал

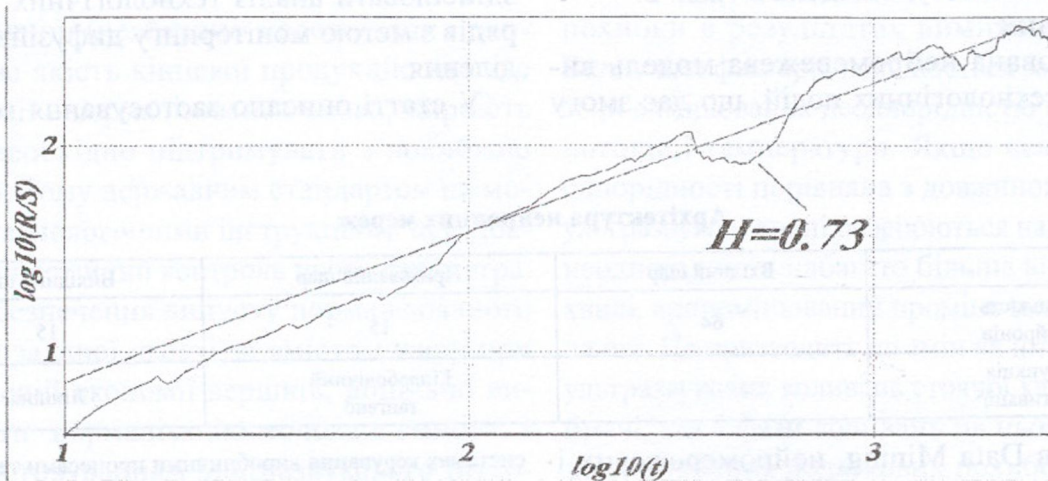


Рис. 3. Розрахунок показника Херста для витрати дифузійного соку

Таблиця 1

Результати кластеризації

Метод кластеризації	Кількість кластерів	Коефіцієнт детермінації R_2
SOM Кохонена	13	0.84

технологічних подій, що відбуваються в дифузійному апараті, можна виділити такі групи:

- сервісні події, пов'язані з регламентованим впливом на систему реєстрації (пропуски даних);
- зовнішні події на лініях вузлів-донорів;
- внутрішні події в дифузійному відділенні.

Нейромережевий класифікатор подій часового ряду. Заключним етапом створення системи виявлення і розпізнавання технологічних ситуацій є створення й навчання комітету нейронних мереж, здатного обробляти дані технологічного часового ряду і класифікувати події і стани дифузійного апарату.

Комітет нейронних мереж, кожна з яких являє собою багатошаровий перцептрон, навчається на множині доступних даних з метою класифікації технологічних подій, що виявляються шляхом аналізу часового ряду, за заданими класами. Кожний багатошаровий перцептрон містить K нейронів у вхідному шарі і M у прихованому. Функції активації нейронів прихованого шару – гіперболічний тангенс. Вихід мережі утворює L (за кількістю виділених класів подій) нейронів з лінійною

функцією активації. Виходи мережі нормуються в діапазоні $[-1; 1]$, остаточною гіпотезою формується голосуванням трьох комітетів.

Генеральна сукупність навчальних прикладів є множина пар $\{x_i, y_i\}$, де x_i – вектор, що належить i -му кластеру етапу сегментації, а y_i – бінарний вектор, що визначає приналежність до типу події, відповідного i -му кластеру.

На попередньому етапі було виділено 13 кластерів. Для побудови нейромережевої моделі дифузійного відділення і виявлення технологічних ситуацій необхідно виділити фактори в описі сегментів. При цьому необхідно зменшити число таких факторів, тому що це призводить до зниження чутливості моделі до шуму. З цією метою виконані такі кроки:

- обрано граничний масштаб історії ряду;
- для уніфікованого сегмента довжиною 1024 проведено кратномасштабний вейвлет-аналіз, здійснено дискретне вейвлет-перетворення на масштабах, кратних ступеню двійки;
- виділено 64 найбільш значущих компоненти вектора вейвлет-коефіцієнтів.

Архітектура нейронних мереж, що входять

до складу комітету, наведена в табл. 2.

Висновки

Побудована нейромережева модель виявлення технологічних подій, що дає змогу

здійснювати аналіз технологічних часових рядів з метою моніторингу дифузійного відділення.

У статті описано застосування комплек-

Таблиця 2

Архітектура нейронних мереж

	Вхідний шар	Прихований шар	Вихідний шар
Кількість нейронів	64	15	15
Функція активації		Гіперболічний тангенс	Лінійна

су методів Data Mining, нейромережевих і нечітких технологій кластеризації і класифікації, методів сегментації і вейвлет-аналізу, за спільного застосування яких можна домогтися розпізнавання більш ніж 75% відомих ситуацій у дифузійному відділенні. Розроблена система надає можливість розширити кількість класів подій, що розпізнаються; подолати обмеження щодо прийняття гіпотези (умовної) стаціонарності процесу; отримати кількісний опис і характеристики технологічних подій.

ЛІТЕРАТУРА

1. Кишенько В.Д. Задачі технологічного моніторингу в

системах керування виробничими процесами технологічних комплексів // Автоматизація виробничих процесів. – 2006. – №2(23). – С. 48–52.

2. Барсесян А.А., Куприянов М.С., Степаненко В.В. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. – 336 с.

3. Зігунов О.М., Кишенько В.Д. Фільтрація оперативної інформації в підсистемі технологічного моніторингу дифузійним відділенням цукрового заводу // Східно-Європейський журнал передових технологій. – Харків. – 2010. – 1/7 (43). – С. 10–13.

4. Шредер М. Фракталы, хаос, степенные законы. Миниатюры из бесконечного рая. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001. – 528 с.

5. Дебок Г., Кохонен Т. Анализ финансовых данных с помощью самоорганизующихся карт // Пер. с англ. – М.: Издательский Дом «АЛЬПИНА», 2001. – 317 с.