

evaporative cooling. *International Journal of Heat and Mass Transfer* 44 (2001) pp.1161-1170.
6. D. Fedasyuk, T. Mukha. *Evaluation of Evaporation Influence on the Heat Dissipation Process from a Flat Plate Surface// Proceedings of the 5-th International Conference on Computer Science and Information Technologies CSIT-2010, Lviv, Ukraine, 2010, pp. 111–113.* 7. Самарський А.А. *Введення в численні методи.* – М.: Наука, 1978. сс. 236-238. 8.<http://www.matweb.com/search/DataSheet.aspx?MatGUID=672641fab584f8e85bc873b5817c68b> 9. *Справочник хіміка.* Т. 3, 2-е изд. – М.: Хімія, 1965. – С. 914-916. 10.<http://www.envmodels.com/freetools.php?menu=pression&action=send&lang=en> 11. <http://www.homedistiller.org/calc.htm> 12. F.P. Incropera, D.P. DeWitt, T.L. Bergman, A.S. Lavine, “*Fundamentals of Heat and Mass Transfer*”, 6th ed., John Wiley & Sons, New York. 2007. p. 8.

УДК 004.032.26:004.048

Р. Ткаченко, Б. Андрієцький

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра автоматизованих систем управління

ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ НЕЙРОПОДІБНИХ СТРУКТУР ГЕОМЕТРИЧНИХ ПЕРЕТВОРЕНЬ

© Ткаченко Р., Андрієцький Б., 2011

Проаналізовано проблеми підвищення точності нейроподібних структур машини геометричних перетворень (МГП) під час розв’язання завдань передбачення в галузі інтелектуального аналізу даних (ІАД). Розроблений в статті метод передбачення на основі виділення головних компонент шляхом об’єднання вхідних тренувальних та тестових даних ілюструється прикладом.

Ключові слова: інтелектуальний аналіз даних, структури геометричних перетворень, задачі регресії.

The article analyzed the problem of improving the accuracy of neural-like geometrical transformation machine and the approach to solving a problem of prediction for Data Mining tasks where data are high-dimensional. Developed method of prediction is improved by independent reproduction of principal components.

Keywords: data mining, geometrical transformation structure, regression problem.

Вступ

Розвиток технології баз даних сприяє постійному зростанню їх обсягів. Для видобування нових знань з величезних масивів сирих даних багато компаній використовують технологію інтелектуального аналізу даних (data mining).

Завданням інтелектуального аналізу даних є виявлення латентних правил і закономірностей в наборах даних. Тривалий час основним інструментом інтелектуального аналізу даних була традиційна математична статистика, але і вона часто не в змозі вирішити завдання з реального життя. Математична статистика в основному корисна при перевірці заздалегідь сформульованих гіпотез (verification-driven data mining) [7].

Спочатку застосування нейронних мереж в інтелектуальному аналізі даних викликало скептичне ставлення, зважаючи на недоліки, що властиві нейронним мережам: складна структура, погана інтерпретованість і довгий час навчання [8]. Проте, такі їх переваги як слабка чутливість до шуму і пропусків у даних, можливість паралельної обробки даних високої розмірності, висока швидкість навчання “навчання” замість трудомісткої алгоритмізації завдань, низький коефіцієнт помилок, безперервне вдосконалення та оптимізація різних алгоритмів навчання мереж, алгоритму спрощення мереж, роблять нейронні мережі все більш і більш перспективним напрямом у data mining [8].

До традиційних областей застосування нейронних мереж належить: автоматизація процесів розпізнавання образів, прогнозування, адаптивне управління, створення експертних систем, організація асоціативної пам'яті, обробка аналогових і цифрових сигналів, синтез та ідентифікація електронних ланцюгів і систем [6].

Отже, можна сказати, що використання нейронних мереж у технології інтелектуального аналізу даних є актуальним напрямком на шляху усунення недоліків.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Аналіз останніх досліджень [1–9] показує, що переважно для вирішення завдань у галузі інтелектуального аналізу даних через велику розмірність, істотні нелінійності та невизначеності різноманітної природи, виродженість задач, суперечливість, неповноту та неоднорідність даних застосовують сучасні засоби штучного інтелекту, зокрема штучні нейронні мережі (ШНМ) та контролери нечіткої логіки. Проте, оскільки в багатьох реальних задачах структура даних є доволі складною та містить в собі як глобальні, так і локальні залежності між досліджуваними змінними, застосування багатопарових перцептронів чи, наприклад, нейромереж радіальних базисних функцій (РБФ) є недостатньо ефективним.

Недоліком багатопарових перцептронів вважається ітеративний алгоритм навчання. РБФ-мережі, своєю чергою, швидко навчаються, проте чутливі до “прокляття розмірності”, їх швидкодія падає при великій кількості входів. Також мережі цього типу не здатні екстраполювати результати роботи за область відомих даних [1].

У таких випадках доцільно застосовувати нейроподібні структури машини геометричних перетворень, оскільки вони володіють більш універсальними можливостями, що в результаті дає вищу точність та швидкодію порівняно з традиційними нейромережними засобами.

Структури МГП завдяки своїм властивостям усувають або зменшують недоліки існуючих засобів інформаційного моделювання: регресійних моделей, штучних нейромереж, машин опорних векторів, індуктивних моделей, контролерів нечіткої логіки, статистичних моделей.

Структури МГП характеризуються швидким неітеративним навчанням за наперед задану кількість кроків обчислень. Це дає змогу досягти повної повторюваності результатів навчання та відкриває можливість розв'язування завдань великої розмірності. Завдяки високій точності та покращеним генералізуючим властивостям для МГП є можливим отримання задовільних розв'язків для тренувальних вибірок зменшеного об'єму. Процес навчання таких структур можна доповнити оптимізаційними процедурами адаптації до додаткових критеріїв навчання. З інших властивостей МГП варто виділити: єдину методологічну основу побудови архітектур МГП для різних завдань та предметних областей застосування; можливість розв'язування задач в автоматичному режимі; виділення та аналіз всіх наявних незалежних трендів для часових послідовностей; ефективне розв'язання завдань обчислювальної математики, зокрема систем алгебраїчних рівнянь.

Особливістю МГП є однотипність алгоритмів навчання та функціонування [2–4]. Навчання нейронної мережі здійснюється шляхом покрокових геометричних перетворень – трансформацій вхідної матриці, де спосіб розкладу ґрунтується на геометричній моделі і представленні тіла інформаційного об'єкта і являє собою модифікацію процедури ортогоналізації Грама–Шмідта. Кожен вхідний вектор-рядок розглядається як координата точки у N -вимірному просторі, де N – кількість компонент вектора. Множина точок-реалізацій формує тіло інформаційного об'єкта, що моделюється за допомогою нейромережі.

Алгоритм навчання МГП можна подати у вигляді деякого графу, вершини якого відповідають основним операціям алгоритму – скалярному добутку вектора вхідних сигналів на вектор вагових коефіцієнтів та нелінійному перетворенню від скалярного добутку. Отже, вершини графу можна розглядати як відповідники нейронних елементів прихованого шару штучної нейромережі, а моделі МГП описуються структурами нейроподібного типу.

Отже, використовуючи нейромережні підходи до реалізації, налагодження моделей МГП та побудова відповідних комплексів на основі МГП є достатньо продуктивним та дає змогу розв'язувати багато задач, зокрема, прогнозування часових послідовностей, виділення головних компонент, ущільнення даних тощо [2, 4].

Варто зазначити принципову відмінність МГП від нейромережних засобів, якщо в штучних нейромережах навчання здійснюється (як правило, ітеративно) з метою встановлення параметрів для обраної заздалегідь структури, то в МГП структура моделі формується за результатами навчання відповідно до заданих його характеристик. Тобто, структура моделі МГП визначається структурою табличних даних, що відповідає принципам функціонального, а не структурного моделювання.

У дослідженнях [5] для вирішення завдань регресії пропонується метод на основі нейроподібних структур МГП з використанням нейромереж радіально-базисних функцій (рис. 1).

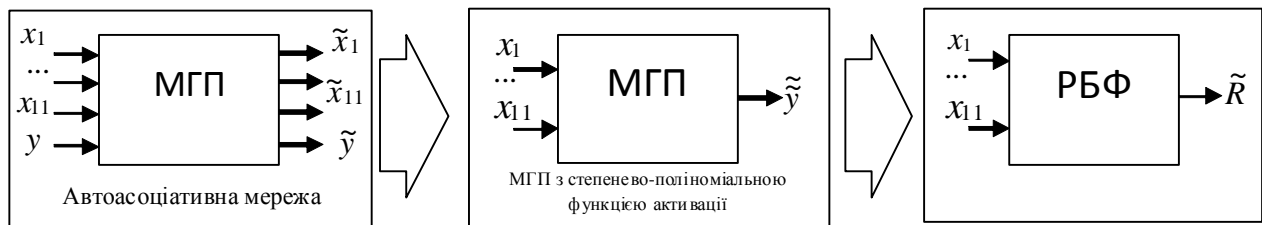


Рис. 1. Гібридна структура МГП + РБФ.

Таке рішення володіє покращеними показниками точності, проте має ряд недоліків, зокрема:

- складна гібридна структура, що збільшує тривалість навчання та застосування;
- тривалий процес підбору параметрів функціонування мережі РБФ та необхідність повторного їх підбору у разі зміни задачі;
- складність опрацювання даних великої розмірності через так зване “прокляття розмірності” мереж РБФ;
- погіршені екстраполяційні властивості мережі РБФ;
- недостатньо висока точність структури МГП з використанням поліноміальної функції активації.

Завдання і мета дослідження

Для розкриття повного потенціалу нейроподібних структур геометричних перетворень при розв’язуванні різноманітних задач інтелектуального аналізу даних актуальним сьогодні є завдання створення нових рішень, в основі яких є МГП.

Мета дослідження полягає в розробленні нових комбінованих методів та алгоритмів для покращення точності роботи нейроподібних структур МГП, зокрема при розв’язуванні задач регресії.

Виклад основного матеріалу

Постановка задачі передбачення. Розроблений метод демонструється на прикладі розв’язання задачі передбачення витрат електричної енергії в електричній мережі міста на підставі незалежних відомих входів (11 відомих сигналів стану електричної мережі, отриманих на підставі даних телеметрії). Вибірка складається з 579 векторів, що містять 11 входів та 1 вихід. Дані збиралися протягом неповних двох календарних років. Навчання структури МГП проводилося на даних першого року. Передбачення в режимі тестування виконувалися для 214 днів наступного року. Варто зазначити, що описані нижче процедури методу можуть без змін переноситися на інші задачі передбачення.

Виділення головних компонент даних на повній вибірці за допомогою автоасоціативної мережі ГП. Аналіз експериментів показав, що видобування головних компонентів доцільніше виконувати на автоасоціативній мережі, структуру якої зображено на рис. 2. Навчання такої мережі проводиться на повній вибірці з врахуванням лише вхідних даних.

Перехід на головні компоненти і одночасне застосування входів навчальної та тестової вибірок підвищують загальну екстраполятивність, оскільки створюється об'єднаний простір вхідних даних для режимів навчання та застосування.

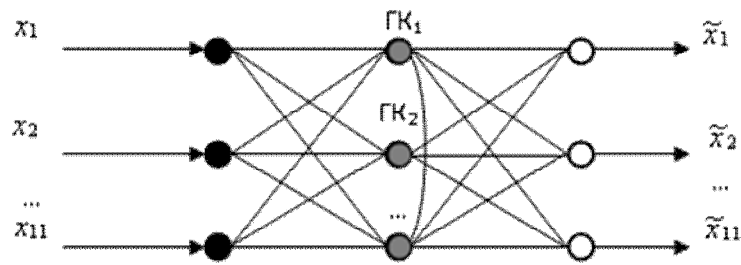


Рис. 2. Архітектура нейроподібної структури МГП для виділення головних компонент

Створення нейроподібної структури МГП для передбачення вихідної змінної на основі головних компонент. Для передбачення вихідної змінної створюємо нейроподібну структуру МГП, схему якої зображено на рис. 3. На входи подаємо головні компоненти, отримані з попереднього пункту. Виходом є передбачене значення вихідної змінної, а саме, витрати електричної енергії в електромережі міста. Для отримання найкращих результатів при навчанні та тестуванні використовуємо нейроподібні структури МГП з різними функціями активації: лінійний поліном, лінійний поліном Паде, степеневий поліном тощо. Навчання проводимо на тренувальній вибірці з 365 елементів, застосовуємо на тестовій вибірці з 214 елементів.

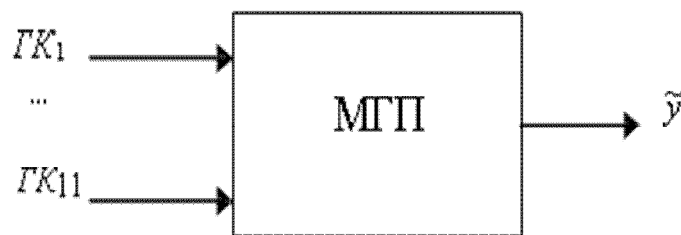


Рис. 3. Структурна схема нейроподібної МГП для відтворення вихідної змінної на основі 11 головних компонент

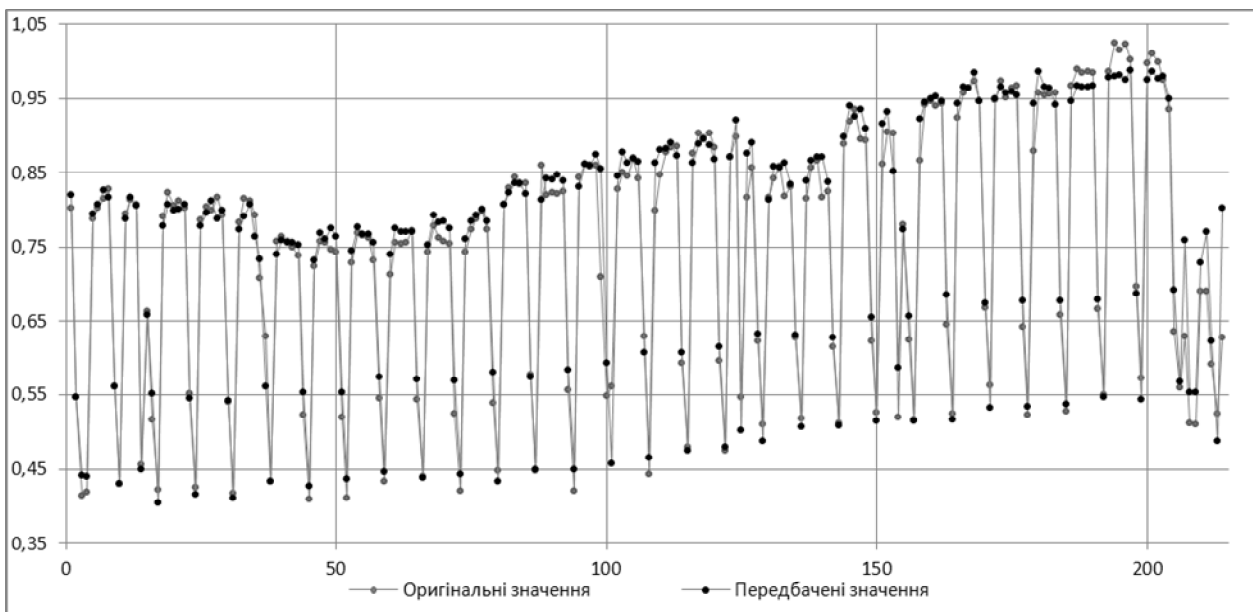


Рис. 4. Візуальне відображення результатів передбачення

Результати передбачення для кожного з цих типів нейроподібних структур наведено в таблиці, де MAPE (mean absolute percentage error) – середня абсолютна похибка у відсотках.

Тип похибки	Навчання			Тестування		
	Тип формули			Тип формули		
	Лінійний поліном	Лінійний поліном Паде	Степеневий поліном	Лінійний поліном	Лінійний поліном Паде	Степеневий поліном
MAPE	3,67 %	3,12 %	2,17 %	4,06 %	3,61 %	2,93 %

Як бачимо, найкращого результату досягнуто, використовуючи нейроподібну структуру з степеневополіноміальною функцією активації.

Для реалізації вищенаведеної структури МГП було використано програмні бібліотеки *Sapientware.FTF*.

Висновки

Нейроподібні структури МГП – це надійні та швидкі засоби, які доцільно використовувати в системах ІАД при розв’язуванні задачі передбачення і класифікації, зокрема в умовах невизначеностей, пропусків у даних, виродженості даних.

Розроблений метод характеризується високою швидкодією та покращеними показниками точності завдяки простоті структури та застосуванню автоасоціативної мережі ГП на об’єднаному наборі вхідних даних для виділення головних компонент, що збільшує екстраполяційні властивості МГП.

Приклад, яким ілюструється робота розробленого методу, засвідчує його переваги над подібними методами передбачення, в основі яких також лежать структури ГП, а саме: висока точність, легке налагодження, швидке навчання та застосування.

1. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс: Пер с англ.* – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
2. Ткаченко Р.О. *Модель нейронных сетей // Вісник Нац. ун-ту "Львівська політехніка": Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології.* – 1998. – № 349. – С.83–86.
3. Ткаченко Р.О. *Нейронні мережі з нелінійними синаптичними зв'язками // Вісник Нац. ун-ту "Львівська політехніка": Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика.* – 1999. – № 373. – С.20–22.
4. Ткаченко Р.О., Ткаченко П.Р. *Багатошаровий перцептрон з неітеративним навчанням // Збірник матеріалів міжнародної наукової конференції "Інтелектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій" (ISDMIT' 2005).* – Т.5. – С.69–73.
5. Ткаченко Р.О., Дорошенко А.В. *Нейроподібні структури машини геометричних перетворень у завданнях інтелектуального аналізу даних // Вісник Нац. ун-ту "Львівська політехніка": Комп'ютерні науки та інформаційні технології.* – 2009. – № 638. – С.179–184.
6. Бирюков Е.В., Корнев М.С. *Практическая реализация нечеткой нейронной сети при краткосрочном прогнозировании электрической нагрузки [Электронный ресурс] // Портал магистров ДонНТУ : сайт.* – URL: http://www.masters.donntu.edu.ua/2006/kita/chuykov/library/library/article_5.htm (дата звернення 02.03.2011),
7. Дюк В.А. *Data Mining – интеллектуальный анализ данных // Информационные технологии: сайт.* – URL: <http://www.inftech.webservis.ru/it/database/datamining/ar2.html> (дата звернення 01.03.2011),
8. Xianjun Ni *Research of Data Mining Based on Neural Networks // World Academy of Science, Engineering and Technology.* – 2008. – № 39. – P. 381-384.,
9. Уосермен, Ф. *Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уосермен, пер.: Ю.А. Зуев, В. А. Точенов.* – М.: Мир, 1992. – 294 с.