

ШНМ із РБФ складаються із двох шарів обробки інформації й відзначаються високою швидкістю навчання. Методи навчання ШНМ із РБФ не мають труднощів із локальними мінімумами, що притаманно багатшаровому перцептронну.

Дослідженням особливостей штучних нейронних мереж радіального типу займалися такі відомі науковці, як Nelles O., Бодянський Є.В., Руденко О.Г., Горшков Є. В., Колодяжний В.В., Плісс І.[1, 2].

До однієї з переваг ШНМ із РБФ відноситься спрощення процедури вибору оптимальної архітектури за рахунок наявності лише одного прихованого шару. Узагальнена архітектура штучних нейромереж радіального типу наведена на рисунку 1.

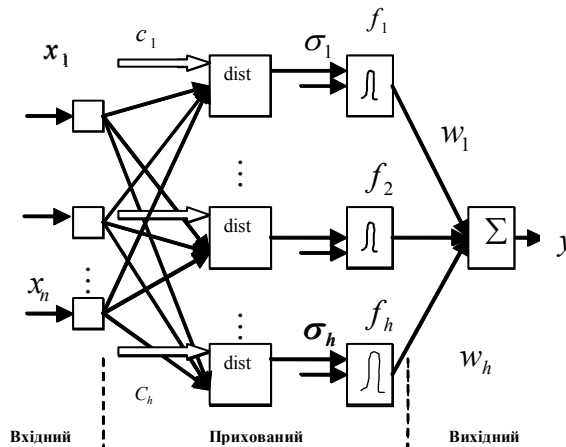


Рис. 1 Узагальнена архітектура штучних нейронних мереж із радіально-базисними функціями.

Для синтезу оптимальної структури штучної нейронної мережі радіального типу визначають кількість нейронів прихованого - центри радіально-базисних функцій. Оскільки велика навчальна вибірка призводить до збільшення часу навчання ШНМ із РБФ, для визначення центрів часто застосовують методи кластеризації [1]. Стандартні відхилення визначають емпірично, оскільки нейромережа даного типу не є критичною до їх вибору.

Ілюстрацію для настроювання оптимальної структури ШНМ радіального типу проведено на прикладі розв'язування задачі прогнозування індикаторів економічної безпеки Тернопільської області, враховуючи чинники, що на них впливають.

Судячи з експериментальних даних, досліджувана ШНМ із РБФ має 8 нейронів вхідного рівня та 1 нейрон вихідного рівня. Визначаємо параметри прихованого рівня - центри радіально-базисних, застосовуючи субтрактивний алгоритм, який ґрунтується на відомому методі кластеризації.

У результаті проведених експериментів одержано такі архітектури штучної нейронної мережі з радіально-базисними функціями – 8:51:1, 8:16:1, 8:8:1, 8:5:1. Структура ШНМ із РБФ 8:51:1 має високі прогностичні властивості, проте є надто громіздкою, що збільшує обчислювальні витрати. Архітектури радіальних нейромереж 8:16:1 та 8:8:1, мають низькі прогностичні властивості.

Отже, для проведення подальших досліджень та розв'язку поставленої задачі обрано оптимальну структуру штучної нейронної мережі радіального типу 8:5:1.

Список літературних джерел:

1. Nelles O. Nonlinear Systems Identification. – Berlin: Springer, 2001.–785 p.
2. Bodyanskiy Y. Rough Sets-Based Recursive Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks / Gorshkov Y., Kolodyazhniy V., Pliss I. // Berlin: Springer-Verlag, 2005. – pages 59-65.

УДК 621.39

О. М. Ткаченко, к.т.н. доц.; О. Ф. Грійо Тукало, студ.; О. В. Дзись, студ.

МЕТОДИ УЩІЛЬНЕННЯ МОВЛЕННЄВИХ СИГНАЛІВ НА ОСНОВІ КОДОВИХ КНИГ

Актуальним напрямком розвитку сучасних комп'ютерних систем є оброблення, зберігання та передавання мультимедійної інформації, зокрема мовленнєвих сигналів. При цьому одним з найбільш важливих питань є обсяг даних, необхідних для забезпечення якісного відтворення мовленнєвого сигналу. Ущільнення мовленнєвого сигналу зменшує обсяг даних, необхідних для його опису та

відповідно апаратні витрати на його зберігання та передавання. Саме тому в сучасних комп'ютерних системах широко застосовується ущільнення мовленнєвих сигналів, зокрема з використанням кодових книг (КК).

Основними етапами обробки мовленнєвих сигналів є дискретизація аналогового сигналу (з частотою дискретизації 8кГц), його оцифрування, параметризація (з відліків сигналу, який розбивають на фрейми тривалістю 10-30 мс, отримують набори векторів параметрів) та квантування (замінюють вхідні вектори параметрів найближчими векторами з КК).

Головна ідея ущільнення за допомогою КК полягає в тому, що замість відліків сигналу в канал передають індекси векторів у КК, за якими на приймальній стороні відтворюють мовленнєвий сигнал. Отже, ефективність реалізації такого підходу визначається обчислювальною складністю представлення мовленнєвого сигналу за допомогою відповідних векторів КК, тобто часом пошуку найближчого вектора. Похибку квантування між кодованим та вхідним векторами оцінюють за спектральним спотворенням SD . Проте через велику складність обчислення SD , для оцінювання близькості зазвичай використовують суму квадратів відхилень (незважаючи на евклідову метрику, НЕМ), або зважену евклідову метрику (ЗЕМ), що дозволяє отримати менше SD , ніж НЕМ.

Обчислювальну складність пошуку найближчого вектора в КК можна знизити, якщо певним чином структурувати КК. Для прискорення пошуку (в 15-20 разів) запропоновано використовувати бінарні дерева (БД), проте БД, як і інші методи швидкого пошуку, не дозволяють застосовувати ЗЕМ. Розроблено двоетапну стратегію пошуку, що поєднує переваги методів швидкого пошуку із застосуванням ЗЕМ та дає можливість скоротити час пошуку найближчого вектора в 10 - 15 разів без збільшення спектрального спотворення.

Як параметри квантування найчастіше використовують лінійні спектральні частоти (LSF). Між LSF-параметрами всередині фрейма, а також для сусідніх фреймів, є відносно висока кореляція. Це означає, що для ущільнення мовленнєвих сигналів можуть бути корисними альтернативні схеми кодування LSF-параметрів, які ефективно використовують наявну кореляцію. Один з можливих варіантів базується на KL-перетворенні (Karhunen-Loeve transformation). Особливість KL-перетворення полягає в тому, що воно усуває кореляцію параметрів сигналу та концентрує енергію в певних компонентах вектора параметрів. Квантування KL-коефіцієнтів дозволяє зменшити спектральне спотворення на 0,02..0,05 дБ порівняно з квантуванням LSF-параметрів.

На практиці замість оптимального квантування повного вектора параметрів (який, як правило, має розмірність 10), його розбивають на 2 або 3 підвектори, що зменшує витрати пам'яті та обчислювальну складність квантування, проте при цьому збільшується спектральне спотворення (кореляція параметрів використовується не повністю). Щоб не втрачати вигоди від врахування кореляції параметрів, запропоновано ієрархічне векторне квантування параметрів: спочатку повний вектор параметрів відносять до одного з класів, надалі пошук здійснюють в локальних КК в межах відповідного класу. Це дозволяє скоротити обсяги вхідних даних та відповідно похибку кластеризації, що, в свою чергу, дає можливість зменшити спектральне спотворення на 0,03..0,05 дБ залежно від кількості класів. При цьому в 2..4 рази зменшується обчислювальна складність і настільки ж зростають витрати пам'яті.

Реалізація запропонованих методів кодування параметрів мовленнєвого сигналу дозволила зменшити обсяги даних, необхідних для опису спектральної інформації, з 80 бітів до 22 бітів і відповідно знизити швидкість передавання з 4800 біт/с до 1900 біт/с.

УДК 519.62

С.Г.Удовенко, д.т.н., проф.; А.А. Шамраев, к.т.н, доц.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ДИНАМИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Представляется целесообразным рассмотреть возможность применения обучения с подкреплением для управления динамическими объектами и предложить подход к практической реализации задачи такого управления.

В [1] предложена структурная схема обобщенной системы автоматического управления, функционирующей на основе метода обучения с подкреплением (МОП-САУ), используемая для моделирования SISO-систем и алгоритмы работы структурных блоков. Приведенный в [2] гибридный алгоритм позволяет расширить возможности применения такой схемы. Входящий в состав модифицированной МОП-САУ объект управления (ОУ) должен удовлетворять следующим