

РОЗРОБКА НОВОЇ МОДУЛЬНОЇ НЕЙРОННОЇ МОДЕЛІ НАВЧАННЯ З ВИЗНАЧЕННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ ЕЛЕКТРОТЕХНОЛОГІЧНИХ КОМПЛЕКСІВ

Розроблено та впроваджено нову модульну модель визначення і прогнозування електричних навантажень електротехнологічних комплексів за рахунок синтезу сучасних навчальних алгоритмів, побудованих на основі нейронних мереж.

Вступ

Актуальність розробки модульної нейронної моделі навчання з визначення і прогнозування електричних навантажень обумовлена потребами сьогодення, а саме необхідністю забезпечення виживання та розвитку промислових підприємств в умовах регіональної, державної, глобальної нестабільності. Необхідність розробки багаторівневого, багатокрокового алгоритму отримання цільової продукції необхідної якості опирається на попередні галузеві дослідження, які виконані для умов визначеності. Для жорсткіших ринкових умов з характеристиками високої внутрішньої і зовнішньої ентропії знадобилися алгоритми з ризиком. Для невизначених умов функціонування потрібні адаптивні алгоритми, які в своїй внутрішній структурі мають блоки оптимальної оцінки, блоки визначення характеристик (ідентифікації) об'єкта та управління, що опираються на сучасні модульні нейронні моделі навчання. Різкі зміни зовнішніх умов зазвичай характеризуються відсутністю або малою кількістю статистичних даних, які є необхідними початковими умовами для якісного вирішення цієї задачі. Розробка модульної нейронної моделі з внутрішньою структурою навчання стає достатньо актуальною для вирішення такої галузевої задачі.

Останні дослідження та публікації мають декілька напрямків:

- галузевий, що пов'язаний із визначенням і прогнозуванням електричних навантажень [1—3];
- публікаціями з визначення характеристик (ідентифікації) об'єкта [4];
- розробки експертних систем наближення до нашого дослідження [5];
- аналізу та синтезу сучасних навчальних алгоритмів на основі нейронних мереж [6].

Мета публікації: розробити та впровадити нову модульну модель визначення і прогнозування електричних навантажень електротехнологічних комплексів, які мають на початку дослідження недостатні вибірки експериментальних даних. Розв'язати задачу за рахунок синтезу сучасних навчальних алгоритмів на основі нейронних мереж.

Викладення основного результату

Процес навчання побудовано з використанням теорії штучних нейронних мереж, де становить інтерес еволюція вектора вагових коефіцієнтів w . Основну увагу приділимо оцінюванню нев'язки між цільовою функцією $f(x)$ та фактичною функцією $F(x, w)$, що реалізовано в нейронній мережі. Тут під вектором x будемо розуміти вхідний сигнал x малої вибірки, w — вектор вагових коефіцієнтів w .

Нейронну мережу використаємо для формування алгоритму навчання, за допомогою якого закодуємо наші «емпіричні знання» з електричних навантажень, що будуть подані у вигляді випадкового вхідного незалежного вектора X та випадкового залежного скаляра D (цільової функції ризику) [1]. Припустимо також, що існує N малих вибірових реалізацій цього вектора X , який позначимо множиною $\{x_i\}_{i=1}^N$ і відповідну їм величину реалізацій випадкового скаляра D , який позначимо $\{d_i\}_{i=1}^N$. Ця пара випадкових реалізацій утворить навчальну вибірку

$$T = \{x_i d_i\}_{i=1}^N. \tag{1}$$

В своїй більшості не має інформації про функціональні зв'язки між X та D , а тому розглянемо таку адитивну модель:

$$D = f(X) + \varepsilon, \tag{2}$$

де $f(\cdot)$ — деяка детермінована функція векторного аргументу; ε — це очікувана похибка, що представляє наше «незнання» залежності між X та D .

Статистичну модель (2) назвемо регресійною (рис. 1). Очікувана похибка ε в загальному вигляді є випадковою величиною, яка, у цьому випадку, має наближене нормальне розподілення та нульове математичне сподівання.

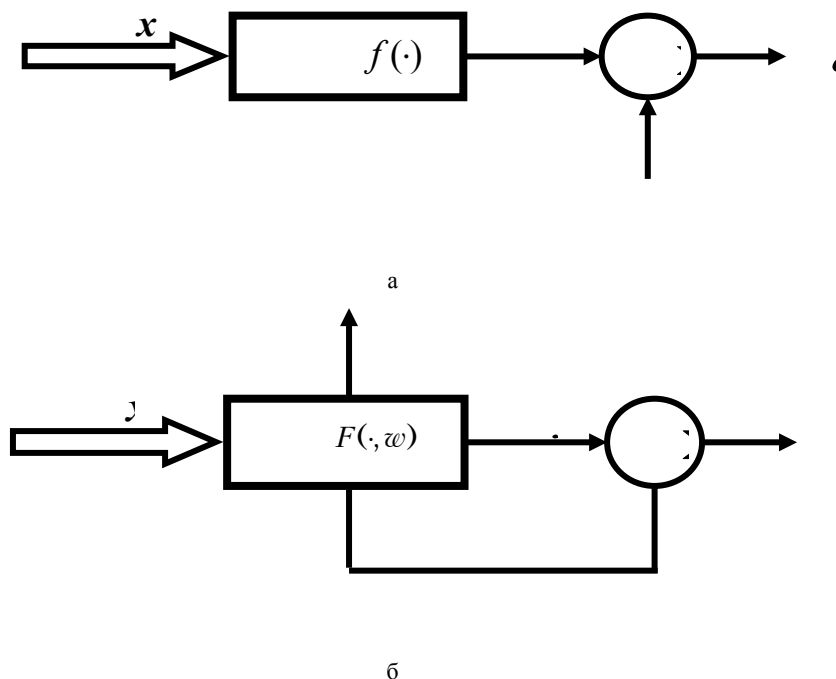


Рис. 1. Математичне (а) та фізичне (б) представлення нейронної моделі

Виходячи з цього регресійна модель (рис. 1а) має дві важливих властивості:

1. Середнє значення очікуваної похибки ε для будь-якої малої реалізації x дорівнює нулю, тобто

$$M[\varepsilon|x] = 0. \tag{3}$$

Природним наслідком цієї властивості є твердження про те, що регресійна функція $f(x)$ є умовним середнім моделі виходу D для вхідного сигналу $X = x$

$$f(x) = M[D|x]. \tag{4}$$

2. Очікувана похибка ε не корелює з функцією регресії $f(X)$, тобто

$$M[\varepsilon f(X)] = 0. \tag{5}$$

Ця властивість підтверджує принцип ортогональності, який говорить про те, що вся інформація про D , яка доступна через вхідний канал X , закодована у функції регресії $f(X)$.

Модель (рис. 1б) дозволяє закодувати емпіричні значення навчальної вибірки T за допомогою відповідного підбору векторів синаптичних ваг w . Тоді отримаємо

$$T \rightarrow w. \tag{6}$$

Таким чином, нейронна мережа забезпечить апроксимацію регресійної моделі (рис. 1а). Нехай фактичний відгук нейронної мережі на вхідний вектор X позначається статистичною змінною

$$Y = F(X, \mathbf{w}), \quad (7)$$

де $F(X, \mathbf{w})$ — функція відображення вхідних даних у вихідні, що реалізована за допомогою нейронної мережі.

Для набору даних навчання T використаємо напрацювання з методів визначення і прогнозування електричних навантажень електротехнологічних комплексів промислових підприємств [1], де вектор синаптичних ваг \mathbf{w} обчислимо шляхом мінімізації функції вартості

$$M(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (d_i - F(x_i, \mathbf{w}))^2. \quad (8)$$

Використавши перетворення (6) та замінивши у функції вартості \mathbf{w} на T , отримаємо:

$$M(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} M_T \left[(d_i - F(x_i, T))^2 \right]. \quad (9)$$

Добавляючи і віднімаючи функцію $f(x)$ у виразі в дужках та зробивши деякі перетворення, отримаємо:

$$d - F(x, T) = (d - f(x)) + f(x) - F(x, T) = \varepsilon + (f(x) - F(x, T)). \quad (10)$$

Підставляючи цей вираз у (9), розкривши дужки, функцію вартості представимо у такій еквівалентній формі:

$$M(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} M_T [\varepsilon^2] + \frac{1}{2} M_T \left[(f(x) - F(x, T))^2 \right] + M_T [\varepsilon (f(x) - F(x, T))]. \quad (11)$$

Відмітимо, що остання складова у правій частині рівняння (11) дорівнює нулю з двох причин:

- очікувана похибка ε не корелює з регресійною функцією $f(x)$, що видно з виразу (5);
- очікувана похибка ε відноситься до регресійної моделі (рис. 1а), в той час, як апроксимуюча функція $F(x, \mathbf{w})$ відноситься до нейромережної моделі (рис. 1б).

Отже, вираз (11) можна спростити:

$$M(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} M_T [\varepsilon^2] + \frac{1}{2} M_T \left[(f(x) - F(x, T))^2 \right]. \quad (12)$$

Перша складова в правій частині (12) описує дисперсію очікуваної похибки регресійного моделювання ε , обчисленої на навчальній вибірці T . Це початкова похибка, так як вона не залежить від вектора ваг \mathbf{w} . Її можна не враховувати, тому що основною задачею є мінімізація функції вартості $M(\mathbf{w})$ відносно вектора \mathbf{w} . Необхідно врахувати, що значення оцінки вектора ваг \mathbf{w}^* , що мінімізує функцію вартості $E(\mathbf{w})$, буде також мінімізувати і середню квадратичну відстань між регресійною функцією $f(x)$ і функцією апроксимації $F(x, \mathbf{w})$. Іншими словами, природною мірою ефективності використання $F(x, \mathbf{w})$ для прогнозування бажаного відклику d буде така функція:

$$L_{av}(f(x), F(x, \mathbf{w})) = M_T \left[(f(x) - F(x, T))^2 \right]. \quad (13)$$

Отриманий результат (13) забезпечує математичну основу для дослідження залежності між зміщенням та дисперсією, отриманих у використанні $F(x, \mathbf{w})$ в якості апроксимуючої цільової функції $f(x)$.

Висновки

Розроблено та впроваджено нову модульну модель визначення і прогнозування електричних навантажень електротехнологічних комплексів, які мають на початку досліджень недостатні вибі-

рки експериментальних даних. Задачу розв'язано за рахунок синтезу сучасних навчальних алгоритмів, побудованих на основі нейронних мереж.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Рогальський Б. С. Методи визначення і прогнозування електричних навантажень промислових підприємств : монографія / Б. С. Рогальський. — Вінниця : ВДТУ, 1996. — 96 с.
2. Рогальський Б. С. Проблеми енергозбереження, нормування і прогноз електроспоживання (на прикладі гірничих підприємств) / Б. С. Рогальський. — Універсум-Вінниця, 1996. — 150 с.
3. Гордеев В. И., Васильев И. Е., Шуцкий В. И. Управление электропотреблением и его прогнозирование / В. И. Гордеев, И. Е. Васильев, В. И. Шуцкий. — Ростов на Дону : Издательство Ростовского университета, 1991. — 104 с.
4. Джарратано Дж., Райли Г. Экспертные системы: принципы разработки и программирование / Дж. Джарратано, Г. Райли; пер. с англ. — 4-е издание. — М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2007. — 1152 с.
5. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации / Я. З. Цыпкин. — М.: Наука, 1984. — 320 с.
6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С.; пер. с англ. — М. : ООО «И. Д. Вильямс», 2006. — 1104 с.

Рекомендована кафедрою електротехнічних систем електроспоживання та енергетичного менеджменту

Надійшла до редакції 12.01.10
Рекомендована до друку 5.02.10

Шулє Юлія Андріївна — асистент кафедри електротехнічних систем електроспоживання та енергетичного менеджменту.

Вінницький національний технічний університет