

УДК 519.86:622.271.001:621.311.1:338.432

ЕКОНОМІКО-ЕВОЛЮЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ СТАНУ ЕЛЕКТРОТЕХНІЧНИХ КОМПЛЕКСІВ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОГО ВИРОБНИЦТВА

Лисогор В.М.

Єленич М.П.

Вінницький національний аграрний університет

Разработана и внедрена система у економіко-еволюційного моделювання состояния електротехнических комплексов сельскохозяйственного производства с неопределенными рисками в малых выборках которые требуют поэтапной идентификации, синтеза современных учебных адаптивных алгоритмов построенных на основе нейронных сетей.

The system of nomics and evolution design of the state of electrical engineering complexes is developed and inculcated with indefinite risks in small selections, which need stage-by-stage authentication, synthesis of modern educational adaptive algorithms of built on the basis of neuron networks.

Вступ

На сучасному етапі розвитку науки і техніки велике значення набувають задачі прогнозування, управління, розпізнавання в умовах не усуненої інформаційної невизначеності [1]. Комп'ютерне моделювання об'єктів великої розмірності, що функціонують в реальному часі до сьогоднішнього дня натикаються на відомі труднощі «прокляття розмірності», коли збільшення кількості змінних веде до різкого зростання складності процедур прийняття рішень. Такими об'єктами є електротехнічні комплекси, що підтверджує загальну актуальність пропонованого дослідження. Існують методи боротьби з великою розмірністю моделей і складністю операторів перетворення (\cdot) [1,2]. Постараємось скоротити кількість входів, виходів нашої моделі, виділивши найбільш суттєві змінні, що впливають на ефективність управління. Але в цьому напрямку є своє обмеження на діапазон варіювання оператора перетворення $B(\cdot)$, який може привести до неадекватності моделі з реальним об'єктом для подолання цієї труднощі пропонується проведення декомпозиції оператора $F(\cdot)$ в часі замінивши його на взаємодіючі елементи $F_i(\cdot)$, $i = 1, 2, \dots, n$. Таким чином, ми звели задачу спрощення оператора $B(\cdot)$ до окремих процедур $F(\cdot)$, який стає адекватним багатостадійному технологічному процесу (БСТП). У зв'язку з запропонованим підходом сталося так, що вказані дослідження мають свої коріння у 18-му столітті в працях Леонарда Ейлера [2] по двох напрямках: теорії графів яка є математичною моделлю систем зв'язку між об'єктами будь-якої природи в критичних ситуаціях, спроби Л.Ейлера створення теорії музики, яка у нас буде використана для визначення поведінки БСТП на стиках стадій, з допомогою мовно-звукових повідомлень у критичних ситуаціях функціонування об'єкта. Аналіз показує, що досліджуваний прикладний об'єкт в історичному висвітленні потребує необхідності використання напрацювань теорії штучного інтелекту [3] та основ інформаційної теорії ідентифікації [4]. Дослідженні параметри і структури електротехнічних комплексів [5,6,7]. Фундаментальні розробки з сучасних інформаційних технологій

представлені [9,10,11], які ми використаємо для формалізації об'єктів [5,6,7]. Аналіз використаних публікацій гоказує на відсутність сучасних розробок по моделюванню стану електротехнічних комплексів, сільськогосподарського виробництва що підтверджує галузеву актуальність пропонованої публікації.

Викладення основного результату

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

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 Y (цільової функції ризику) [1]. Припустимо також, що існує N малих вибірових реалізацій цього вектора X , який позначимо множиною $\{X_i\}$ відповідну їм величину реалізацій випадкового скаляра Y який позначимо $\{Y_i\}$. Ця пара випадкових реалізацій утворить навчальну вибірку

$$T = \{x_i, y_i\} \quad (1)$$

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

$$y = f(x) + \varepsilon \quad (2)$$

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

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.

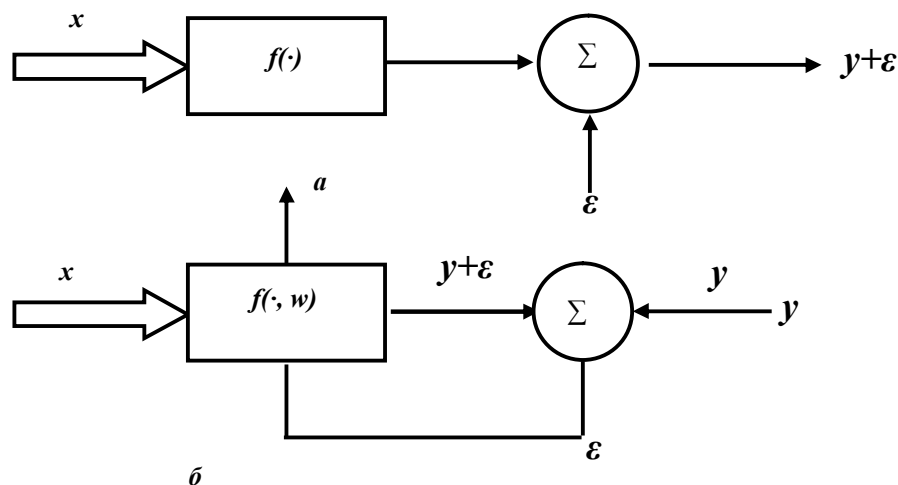


Рис.1. Економіко-еволюційна модель стану ЕТК

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

1. Середнє значення очікуваної похибки ε для будь-якої малої реалізації x дорівнює нулю, тобто (3)

$$M(\varepsilon|x) = 0$$

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

$$(4) \quad f(x) = M(Y|x)$$

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

$$(5) \quad M[\varepsilon f(X)] = 0$$

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

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

$$(6) \quad T \rightarrow \omega$$

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

$$(7) \quad Y = F(X, \omega)$$

де $F(X, \omega)$ - функція відображення вхідних даних у вихідні, що реалізована за допомогою нейронної мережі.

Для набору даних навчання T використаємо напрацювання з методів визначення і прогнозування навантажень електротехнічних комплексів промислових підприємств [5], де вектор синаптичних ваг ω обчислимо шляхом мінімізації функції вартості

$$(8) \quad M(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (y_i - F(x_i, \omega))^2$$

Використавши перетворення (6) та замінивши у функції вартості, отримаємо:

$$(9) \quad \text{Добавляючи і віднімаючи функцію } f(x) \text{ в виразі в дужках та зробивши деякі перетворення, отримаємо}$$

$$(10) \quad M(\omega) = \frac{1}{2} M_T [(y_i - F(x_i, T))^2]$$

Підставляючи цей вираз в (9) розкривши дужки функцію вартості представимо у такій еквіваленті $y - F(x, T) = (y - f(x)) + f(x) - F(x, T) = \varepsilon + (f(x) - F(x, T))$

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

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 відноситься до регресійної моделі (рис. 1а), в той час, як апроксимуюча функція $F(x, \omega)$ відноситься до нейромережної моделі (рис. 1 б).

Отже, вираз (11) можна спростити:

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

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 ω то її можна не враховувати, тому що основною задачею є мінімізація функції вартості $M(\omega)$ відносно вектора ω . Необхідно врахувати, що значення оцінки вектора ваг ω^* , що мінімізує функцію вартості $M(\omega)$, буде також мінімізувати і середню квадратичну відстань між регресійною функцією $f(x)$, і функцією апроксимації $F(x, \omega)$. Іншими словами, природною мірою ефективності використання $F(x, \omega)$ для

прогнозування бажаного відгуку у буде така функція:

$$(13) \quad L_{av}(f(x), F(x, \omega)) = M_T[(f(x) - F(x, T))^2]$$

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

Висновки

Розроблено та впроваджено нову систему економіко-еволюційного моделювання стану навантажень електротехнічних комплексів, сільськогосподарських виробництв які мають на початку досліджень недостатні вибірки експериментальних даних. Задачу розв'язано за рахунок синтезу сучасних навчальних алгоритмів, побудованих на основі нейронних мереж.

Література

1. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование идеи, основы теории, приложение. М.: Знание. - 1981. - 64 с.
2. Тилер Леонард Эйлер: Пер. с нем. - Киев.: Вища школа. - 1983. - 192 с.
3. Эндрю А. Искусственный интеллект: Пер. с англ.. - М. Мир - 1985 - 264 с.
4. Цыпкин Я.З. Основы информационной теории идентификации.- М.: Наука - 1984.-320 с.
5. Рогальський Б.С. Методи визначення і прогнозування електричних навантажень промислових підприємств: монографія/ Б.С. Рогальський. - Вінниця: ДДТУ, 1996. - 96.
6. Рогальський Б.С. Проблеми енергозбереження, нормування і прогноз електроспоживання (на прикладі гірничих підприємств) Б.С. Рогальський: - Універсум - Вінниця, - 1996. - 150 с.
7. Гордеев В.И., Васильев И.Е., Шуцький В.И. Управление электроснабжением и его прогнозирование/ В.И. Гордеев, И.Е., Васильев В.И. Шуцький / Ростов на Дону: Издательство Ростовского университета,- 1991.- 104 с.
8. Джорратано Дж., Райли Г. Экспертные системы принципы разработки и программирование./Дж. Джорратано, Райли; пер. с англ. - М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2007 - 1148 с. ISBN 978-5-8459-1156-8.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин пер. с англ.. - М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. -1104 с. ISBN 5-8459-0890-6.
10. Мур Дж, Уэдерфорд Л.Д. Экономическое моделирование, Microsoft

Excel, пер. с англ.. -М.: «И.Д. Вильяме», «2004.-1024 с. ISBN 5-8459-0578-8.
11. Люгер Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем.- М.: «И.Д. Вильяме», - 2005, - 864 с. ISBN 5-8459-0437-4.