

УДК 004.8.032.26; 517.9

## НЕЙРОМЕРЕЖЕВА ПІДТРИМКА СТРАТЕГІЧНОГО МЕНЕДЖМЕНТУ НА ОСНОВІ БІНАРНОЇ ОЦІНКИ ГРАДІЄНТА ФУНКЦІЇ ПОМИЛКИ

Альошин С.П., к.т.н., доцент, Гайтан О.М., старший викладач  
Національний університет  
«Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», м. Полтава

**Актуальність:** Стратегічний менеджмент організації – це довгостроковий план досягнення й утримання заданих показників економічної, фінансової, комерційної діяльності на основі безперервного моніторингу показників якості процесу та керування набором залежних факторів для досягнення заданого критерію якості [1]. План ґрунтується на тому, що всі зміни та процеси, що відбуваються в середовищі, носять детермінований характер і піддаються повному контролю й керуванню. У реальних умовах стратегічний менеджмент змушений, як правило, функціонувати в умовах нестабільного зовнішнього середовища й деякого ступеня невизначеності, що вступає в протиріччя з умовою детермінованості процесу керування. Це протиріччя підкреслює актуальність пошуку механізмів аналітичного опису контролю й оцінки змін, що відбуваються, і адекватного моделювання діяльності об'єкта керування з метою безперервної підтримки його показників ефективності в заданих межах.

**Мета** – розробити технологію ефективного керування організацією на основі синтезу моделі аналітичного відображення простору керуючих факторів на простір показників якості функціонування об'єкта керування з визначенням їхніх оптимальних значень, що забезпечують максимальну продуктивність.

**Постановка задачі.** В основі рішення задачі лежить установлення детермінованого аналітичного зв'язку вхідних факторів із цільовою функцією (набором показників стану об'єкта керування), синтез нейромережевої моделі процесу керування й знаходження оптимальних умов її функціонування шляхом оптимізації двох процесів: навчання нейронної мережі на репрезентативній вибірці прикладів й адаптації вхідної множини факторів до необхідної якості функціонування організації [2].

Обидва процеси реалізуються в парадигмі градієнтного методу найшвидшого спуску стосовно до функції помилки, що формується. Особливість полягає в тому, що в процесі функціонування нейромережевої моделі реалізуються два типи градієнта складної функції: один формується із часток похідних функції помилки мережі по її вагових коефіцієнтах; другий – із часток похідних функції неузгодженості поточного й цільового стану по множині вхідних керуючих факторів. Реалізація такого підходу здійснюється із застосуванням синтезу нейромережевої моделі та методом двоїстої нейронної мережі [2].

**Рішення задачі.** Аналітичний зв'язок керуючих факторів із цільовою функцією варто встановити, опираючись на теорему Колмогорова-Арнольда про подання функції декількох аргументів через суму композицій функцій однієї змінної і її адаптації до нейромережевого формату Хехт-Нильсена [2]:

$$y(x) = \alpha \sum_{i=1}^H v_i (w_{i1}x_1 + w_{i2}x_2 + \dots + w_{in}x_n + u_i),$$

де  $H$  – потужність навчальної вибірки,  $\alpha, v$  – параметри нейромережі,  $n$  – кількість нейронів,  $w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$  – вагові коефіцієнти нейронів. Необхідно реалізувати апроксимацію необхідної функції примусовим навчанням нейронної мережі на репрезентативній вибірці прикладів.

У процесі навчання й модифікації вагових коефіцієнтів шляхом реалізації першого етапу методу сполучених градієнтів необхідно домогтися умови:

$$\frac{1}{mn} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m (y_{ij} - d_{ij})^2 \Rightarrow \min (\mathfrak{R} \leq \mathfrak{R}_0),$$

де  $y_{ij}$  – поточний стан об'єкта в просторі вибраних маркерів якості;  $d_{ij}$  – результат навчання (відгук) мережі на  $j$ -му виході при  $i$ -му прикладі навчальної вибірки;  $j=1, n$  – номер виходу мережі;  $i=1, m$  – номер прикладу;  $R_0$  – додаткова похибка.

По досягненні необхідної продуктивності моделі необхідно реалізувати другий етап градієнтного методу формуванням функції помилки виду:

$$E(X) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M (y_i(x) - y_{iz})^2,$$

де  $y_{iz}$  – індикатор цільового стану керованого об'єкта.

Пошук вхідних факторів здійснюється згідно даного аналітичного опису:

$$X^{t+1} = X^t - \eta_1 \cdot \text{grad}E(X^t).$$

Тоді опираючись на існуючий програмний інструментарій реалізації принципу подвійності при примусовому навчанні штучної нейронної мережі [2,3], приходимо до узагальненої структури рішення поставленого завдання:

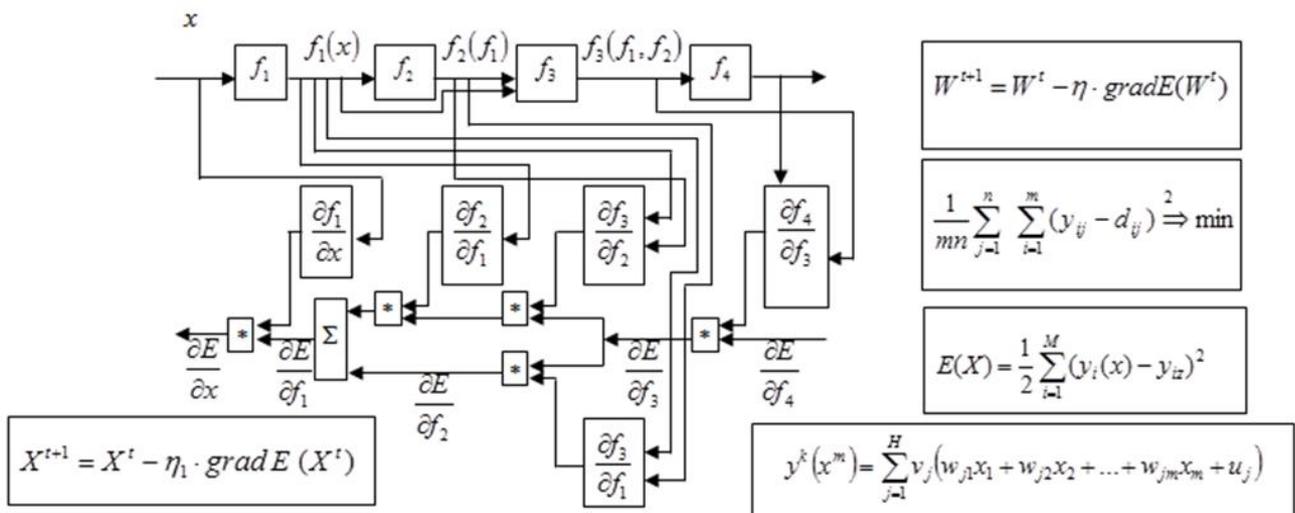


Рис. 1 – Узагальнена схема бінарної оцінки градієнта функції помилки

**Висновок.** Інструментально задача розв'язується на основі примусового навчання нейромережі з урахуванням можливості реалізації принципу подвійності з оцінками часток похідних і збереженням їх у пам'яті на один такт.

При цьому процедура навчання повинна бути строго синхронізована, тому що при виконанні другого етапу градієнтного спуску простір синаптичних коефіцієнтів повинен бути незмінним [2,3].

### Література

1. Томпсон А.А., Стрикленд А.Дж. *Стратегический менеджмент. Учебник для вузов.* – М.: Банки и биржи, ЮНИТИ, 2012. – 814 с.
2. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс.* – [2-е изд.]; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
3. Алёшин С.П. *Нейросетевой базис поддержки решений в пространстве факторов и состояний высокой размерности: [монография].* – Полтава: Изд. «Скайтек», 2013. – 208 с.

УДК 004.89

## ВИКОРИСТАННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В РОЗРОБЦІ НАВЧАЛЬНО-ПІЗНАВАЛЬНОЇ КОМП'ЮТЕРНОЇ ГРИ

**Фурсова Н.А.**, к.е.н., доцент, **Кривицький Д.М.**, магістрант  
*Національний університет «Полтавська політехніка  
імені Юрія Кондратюка», м. Полтава*  
[fursova.ua@gmail.com](mailto:fursova.ua@gmail.com), [krivitskiy.kdn@gmail.com](mailto:krivitskiy.kdn@gmail.com)

При розробці комп'ютерних ігор значний інтерес становить використання елементів штучного інтелекту. Сьогодні методи машинного навчання широко використовуються у розробці штучного інтелекту ігрових світів, використовуються ігрові агенти на основі алгоритмів машинного навчання. Використання алгоритмів машинного навчання надає можливість розробити ігрові механіки з елементами штучного інтелекту та здійснити інтеграцію навчених моделей інтелектуальних агентів для покращення рівня взаємодії гравця зі світом гри та з метою надання нового навчального досвіду.

Наразі використовуються різні методи навчання від простого налаштування чисел до складних нейронних мереж, значна увага приділяється «глибинному навчанню» у вигляді нейронних мереж. При розробці навчально-пізнавальної комп'ютерної гри обрано метод навчання з підкріпленням. Навчання з підкріпленням – це ряд методів навчання на основі досвіду. У загальному вигляді алгоритм навчання з підкріпленням складається з трьох компонентів: стратегія дослідження для випробування різних дій в грі; функція підкріплення, яка дає зворотний зв'язок про те, наскільки прийнятною є кожна дія; навчальне правило, яке пов'язує їх. Кожен елемент має декілька різних реалізацій і оптимізації[1].

Програмне забезпечення, яке необхідне для розробки комп'ютерної гри обрано після аналізу технічних вимог до навчально-пізнавальної гри і повинно мати: зручні механізми створення ігрових механік, налаштування середовища гри; зручний та зрозумілий інтерфейс користувача; підтримку інтеграції