

Хасан Алі Аль-Абабнех,

к.т.н.,

аспірант кафедри міжнародної економіки,  
Національний авіаційний університет

## ПОБУДУВАННЯ МОДЕЛІ ВИЗНАЧЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ РЕКЛАМИ

**Анотація.** У статті розглянуто значимість ефективності реклами. Визначено базові характеристики рекламного процесу. Запропоновано для визначення ефективності реклами застосування математичного моделювання, що враховує специфіку взаємодії елементів та факторів впливу рекламного процесу. Описано етапи побудови моделі, що заснована на метаевристичних методах. Зроблено висновки щодо можливості застосування розробленої моделі визначення ефективності реклами на практиці та зазначено переваги даної моделі.

**Ключові слова:** реклама, ефективність реклами, математичне моделювання, метаевристика, нечітка нейромережа.

**Постановка проблеми.** Реклама являє собою важливий елемент маркетингової комунікації. Визначення ефективності реклами дає змогу прийняти раціональне управлінське рішення. Методи, що використовуються для аналізу результатів маркетингової діяльності, не дають змоги забезпечити швидке будівництво моделі з великою кількістю факторів, яка б забезпечувала високу точність. Зважаючи на це, все більшої актуальності набуває математичне моделювання як інструмент вивчення результатів процесу. У даній роботі представлений результат дослідження можливості застосування алгоритму імітації відпалу під час побудови математичної моделі визначення ефективності реклами.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Спеціалізована література містить багато інформації щодо існуючих методик визначення ефективності реклами, проте рекламна комунікація характеризується багатьма факторами, що описані лінгвістично, а застосування класичних методик не дає змоги здійснити трансформацію лінгвістичних характеристик у математичні показники і алгоритми, тому виникає необхідність застосування нечіткого моделювання, а саме моделювання із застосуванням метаевристичних методів.

Проблемам формування та розвитку вітчизняної маркетингової аналітичної системи присвятили свої роботи такі вчені та фахівці, як: О. Амоша, І. Булеєв, Ю. Гохберг, О. Мартякова, Ю. Макогон, О. Новікова, В. Новицький, В. Панков, Г. Скудар, М. Чумаченко, Н. Янковський та ін.

**Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.** Застосування нечіткого моделювання під час дослідження результатів рекламної комунікації дає змогу перетворити лінгвістичні дані в математичні формули та алгоритми. Такі моделі характеризуються швидкою модифікацією та легкістю інтерпретування результатів. Проте труднощі, що виникають під час застосування класичних методів оптимізації, а саме проблема локального екстремуму, спонукають до пошуку альтернативних методів. Такими альтернативними методами можуть виступати методи метаевристики, приватним випадком яких є алгоритм імітації відпалу.

**Мета статті** полягає у дослідженні можливості використання нечіткого моделювання з елементами метаевристики для визначення ефективності реклами.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Реклама є невід'ємною частиною стратегії збуту. Як правило, класична реклама являє собою довгострокові проекти, ефективність яких не завжди відповідає очікуванням.

Факторів, які впливають на результат, реклами величезна кількість, як контрольованих (якість товару, ціна, сервіс та ін.), так і тих, що не залежать від рекламодавця (курс валюти, національне законодавство і т. д.). Таким чином, під час оцінки ефективності рекламного заходу доводиться стикатися з багатокритеріальною оптимізацією.

З огляду на це, пропонується спосіб побудови моделі оцінювання ефективності функціонування, який включає в себе:

- формування нечітких правил, на основі яких конструюється модель;
- створення структури моделі;
- розробку процедури оцінювання за моделлю;
- вибір критерію якості для навчання моделі;
- адаптацію параметрів моделі.

Використовувані під час побудови моделі нечіткої нейромережі нечіткі правила мають вигляд:

ПРАВИЛО  $k$ : ЯКЩО умова  $k$  ТО висновок  $k$  ( $F^k$ ), (1)

де  $k$  – номер правила;

$F^k$  – коефіцієнт визначеності, коефіцієнт впевненості або ваговий коефіцієнт нечіткого правила (приймає значення з інтервалу  $[0, 1]$ ),  $k \in \overline{1, r}$ ;

умова  $k$  – це сукупність подумов виду:

$$\tilde{x}_1 \text{ єсть } \tilde{\alpha}_1^k \text{ И } \dots \text{ И } \tilde{x}_n \text{ єсть } \tilde{\alpha}_n^k \quad (2)$$

висновок  $k$  – це висновок виду:

$$\tilde{y} \text{ єсть } \tilde{\beta}^k \quad (3)$$

$\tilde{x}_i$  – ім'я вхідної лінгвістичної змінної, що відповідає фактору  $i \in \overline{1, n}$ ;

$\tilde{y}$  – ім'я вихідної лінгвістичної змінної, що відповідає комплексному оцінюванню;

$\tilde{\alpha}_i^k$  – якісне значення змінної  $\tilde{x}_i$ ,  $k \in \overline{1, r}$ ,  $i \in \overline{1, n}$ ;

$\tilde{\beta}^k$  – якісне значення змінної  $\tilde{y}$ ,  $k \in \overline{1, r}$ .

Як базова модель запропонована модель чотиришарової нечіткої нейронної мережі, структура якої формується за таким принципом:

- вхідний (нульовий) шар містить нейрони, які відповідають факторам, що впливають на ефективність функціонування, кількість нейронів:

$$N^{(0)} = n; \quad (4)$$

- перший шар реалізує фазифікації (процедуру визначення

ступеня істинності підумови нечітких правил), його нейрони відповідають якісним значенням факторів, кількість нейронів:

$$N^{(1)} = \sum_{i=1}^n n_i, \quad (5)$$

де  $n_i$  – кількість якісних значень для  $i$ -ї вхідної лінгвістичної змінної;

- другий шар реалізує агрегування підумови (визначення ступеня істинності умови цього правила за ступенями істинності складових його підумови), кількість нейронів:

$$N^{(2)} = \prod_{i=1}^n n_i = r, \quad (6)$$

- третій шар реалізує активізацію правил (визначення ступеня істинності укладення цього правила за ступенем істинності його умови і його вагового коефіцієнту), його нейрони відповідають висновкам, кількість нейронів:

$$N^{(3)} = \prod_{i=1}^n n_i = r, \quad (7)$$

- четвертий (вихідний) шар реалізує агрегування висновків (об'єднання ступеня істинності однакових висновків для отримання ступеня істинності підсумкового висновку), кількість нейронів:

$$N^{(4)} = q, \quad (8)$$

де  $q$  – кількість якісних значень вихідної лінгвістичної змінної.

Розробка процедури оцінювання за моделлю включає чотири етапи:

- фазифікація;
- агрегування підумови;
- активізація висновків;
- агрегування висновків.

Фазифікація в даній роботі виконується у вигляді:

$$y_s^{(1)} = \begin{cases} 0, & x_i \leq a_i^v \\ \frac{x_i - a_i^v}{b_i^v - a_i^v}, & a_i^v \leq x_i \leq b_i^v \\ \frac{c_i^v - x_i}{c_i^v - b_i^v}, & b_i^v \leq x_i \leq c_i^v \\ 0, & x_i \geq c_i^v \end{cases}, \quad s \in \overline{1, N^{(1)}}, i \in \overline{1, N^{(0)}}, \quad (9)$$

$$v = s - \sum_{z=1}^{i-1} n_z,$$

де

- $a_i^v$  та  $c_i^v$  характеризують основу трикутника;
- $b_i^v$  характеризує його вершину;
- $\tilde{x}_i$  – вхідна лінгвістична змінна;
- $x_i$  –  $i$ -та вхідна чітка змінна;
- $y_s^{(1)}$  – ступінь істинності  $s$ -ї підумови (ступінь істинності того, що кількісному значенню вхідної нечіткої змінної  $x_i$  відповідає  $v$ -те якісне значення вхідної лінгвістичної змінної  $\tilde{x}_i$ ).

Агрегування підумови нечіткого правила – процедура визначення ступеня істинності умови цього правила за ступенями істинності складових його підумови.

Для агрегування підумови в роботі був обраний спосіб мінімального значення, функція активації береться лінійною, тоді:

$$y_k^{(2)} = f^{(2)}\left(\min_{s \in \overline{1, N^{(1)}}} w_{sk}^{(2)} y_s^{(1)}\right) = \min_{s \in \overline{1, N^{(1)}}} w_{sk}^{(2)} y_s^{(1)}, \quad k \in \overline{1, N^{(2)}}, \quad (10)$$

де  $w_{sk}^{(2)}$  – бінарна вага зв'язку, який визначається структурою моделі нечіткої нейромережі.

У даному випадку активізація укладення нечіткого правила – процедура визначення ступеня істинності укладення цього

правила за ступенем істинності його умови і його вагового коефіцієнту. Ваги зв'язків другого шару мають вигляд:

$w_{11}^{(2)}=1$	$w_{12}^{(2)}=1$	$w_{13}^{(2)}=0$	$w_{14}^{(2)}=1$	$w_{15}^{(2)}=0$	$w_{16}^{(2)}=0$	$w_{17}^{(2)}=0$	$w_{18}^{(2)}=0$	$w_{19}^{(2)}=0$
$w_{21}^{(2)}=0$	$w_{22}^{(2)}=0$	$w_{23}^{(2)}=1$	$w_{24}^{(2)}=0$	$w_{25}^{(2)}=1$	$w_{26}^{(2)}=0$	$w_{27}^{(2)}=1$	$w_{28}^{(2)}=0$	$w_{29}^{(2)}=0$
$w_{31}^{(2)}=0$	$w_{32}^{(2)}=0$	$w_{33}^{(2)}=0$	$w_{34}^{(2)}=0$	$w_{35}^{(2)}=0$	$w_{36}^{(2)}=1$	$w_{37}^{(2)}=0$	$w_{38}^{(2)}=1$	$w_{39}^{(2)}=1$
$w_{41}^{(2)}=1$	$w_{42}^{(2)}=0$	$w_{43}^{(2)}=1$	$w_{44}^{(2)}=0$	$w_{45}^{(2)}=0$	$w_{46}^{(2)}=1$	$w_{47}^{(2)}=0$	$w_{48}^{(2)}=0$	$w_{49}^{(2)}=0$
$w_{51}^{(2)}=0$	$w_{52}^{(2)}=1$	$w_{53}^{(2)}=0$	$w_{54}^{(2)}=0$	$w_{55}^{(2)}=1$	$w_{56}^{(2)}=0$	$w_{57}^{(2)}=0$	$w_{58}^{(2)}=1$	$w_{59}^{(2)}=0$
$w_{61}^{(2)}=0$	$w_{62}^{(2)}=0$	$w_{63}^{(2)}=0$	$w_{64}^{(2)}=1$	$w_{65}^{(2)}=0$	$w_{66}^{(2)}=0$	$w_{67}^{(2)}=1$	$w_{68}^{(2)}=0$	$w_{69}^{(2)}=1$

Для активізації висновків був обраний спосіб мінімального значення, функція активації береться лінійна, тоді:

$$y_k^{(3)} = f^{(2)}\left(w_{kk}^{(3)} y_k^{(2)}\right) = w_{kk}^{(3)} y_k^{(2)}, \quad k \in \overline{1, N^{(2)}}, \quad (11)$$

де  $w_{kk}^{(3)}$  – вага зв'язку,  $w_{kk}^{(3)} = F^k$ .

Агрегування висновків – процедура об'єднання ступеня істинності однакових висновків для отримання ступеня істинності підсумкового висновку.

Для агрегування висновків був обраний спосіб максимального значення, функція активації береться лінійна. Тоді:

$$y_j = f^{(4)}\left(\max_{k \in \overline{1, N^{(3)}}} w_{kj}^{(4)} y_k^{(3)}\right) = \max_{k \in \overline{1, N^{(3)}}} w_{kj}^{(4)} y_k^{(3)}, \quad j \in \overline{1, N^{(4)}}, \quad (12)$$

де  $w_{kj}^{(4)}$  – бінарна вага зв'язку, який визначається структурою моделі нечіткої нейромережі.

Вибір критерію якості для навчання моделі визначається на основі мінімуму середньоквадратичної помилки (різниці виходу за моделлю і реального виходу):

$$F = \frac{1}{P} \frac{1}{N^{(4)}} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^{N^{(4)}} (y_{pj} - d_{pj})^2 \rightarrow \min_{a_i^v, b_i^v, c_i^v}, \quad (13)$$

де  $P$  – кількість тестових реалізацій;

$y_p = (y_{p1}, \dots, y_{pN^{(4)}})$  – оцінка ефективності функціонування, отримана по моделі;

$d_p = (d_{p1}, \dots, d_{pN^{(4)}})$  – реальна оцінка ефективності функціонування.

Адаптацію параметрів моделі здійснюємо на основі алгоритму клонального відбору з імітацією відпаду, оскільки способи навчання нейромережових моделей дають можливість вирішення завдання не вище 0,95, причому кращі способи мають повільне навчання, а застосування градієнтних методів до нечітких нейромереж є важким. Звідси виникає необхідність розробки нових метаевристичних способів адаптації.

Обраний алгоритм клонального відбору з імітацією відпаду включає в себе такі блоки:

- уявлення особин і створення вихідної популяції;
- завдання функції мети;
- обчислення афінності;
- оператор клонування;
- оператор мутації;
- додавання нових антитіл;
- оператор редукції;
- умова зупинки.

Подання особин і створення вихідної популяції виглядає так. В якості антитіла, яке містить значення параметрів функцій приналежності і являє собою  $s$ -ю особину популяції з речовими компонентами, виступає згенерований випадковим чином вектор:

$$h_s = (h_{s1}, \dots, h_{sK}), \quad s \in \overline{1, Q}, \quad (14)$$

$$h_{sk} = lh_k + (rh_k - lh_k)rand(), \quad k \in \overline{1, K},$$

де  $Q$  – потужність популяції;

$lh_k, rh_k$  – ліва і права межі значень  $k$ -й компоненти антитіла, число компонент антитіла  $K=3N^{(1)}$ .

Як фітнес-функцію (показника якості) пропонується використовувати критерій (13).

Афінність визначає близькість поточного антитіла до кращого антитіла і обчислюється на основі функції мети у вигляді:

$$\Phi(h_s) = 1 - \frac{F(h_s) - \min_{j \in \overline{1, Q}} F(h_j)}{\max_{j \in \overline{1, Q}} F(h_j) - \min_{j \in \overline{1, Q}} F(h_j)}, \quad s \in \overline{1, Q}, \quad (15)$$

де  $\Phi(h_s) \in [0, 1]$ , якщо  $\Phi(h_s) = 1$ , то  $s$ -оє антитіло є найкращим, якщо  $\Phi(h_s) = 0$ , то  $s$ -оє антитіло є найгіршим.

Оператор клонування, який дає змогу відібрати кращі особини, тобто значення параметрів функцій приналежності, які задовольняють (13), комбінується з імітацією відпалу. Це дає змогу визначити ймовірність вибору  $s$ -й особини (певних чисельних значень параметрів функцій приналежності) у вигляді:

$$q_s = \text{round}\left(\frac{g(t) - s}{g(t)} \alpha\right), \quad s \in \overline{1, g(t)}, \quad (16)$$

$$g(t) = \beta g(t-1), \quad 0 < \beta < 1, \quad g(0) = T_0, \quad T_0 > 0,$$

де  $t$  – номер ітерації;

$T_0$  – експериментальний параметр;

$\beta$  – експериментальний параметр;

$\alpha$  – параметр клонування, вираховується експериментально;

$\text{round}()$  – функція, що округляє число до найближчого цілого.

Таким чином, на ранніх стадіях роботи алгоритму клонального відбору для клонування відбираються всі антитіла, що забезпечує дослідження всього простору пошуку, а на заключних стадіях відбираються тільки найкращі, що робить пошук спрямованим.

Після кросинговеру для забезпечення різноманітності антитіл, тобто значень параметрів функцій приналежності, які задовольняють (13), використовується оператор мутації. У стандартному алгоритмі клонального відбору не здійснюється мутація речових антитіл, тому для задачі оптимізації числової функції під час створення вихідної популяції формуються бінарні антитіла виду:

$$b_s = (b_{s1}, \dots, b_{s,K-E}),$$

та відповідні їм речовинні антитіла виду:

$$h_s = (h_{s1}, \dots, h_{sK}),$$

де  $b_{sk} = (b_{sk1}, \dots, b_{skE})$  – бінарний вектор, що кодує  $k$ -ту речовинну компоненту антитіла  $h_s$ .

Мутація над компонентами бінарного антитіла  $b_s = (b_{s1}, \dots, b_{s,K-E})$  виконується у вигляді:

$$\hat{b}_{sq} = \begin{cases} 1, & (\text{rand}() \geq p(h_s) \wedge (b_{sq} = 1)) \vee ((\text{rand}() < p(h_s)) \wedge (b_{sq} = 0)) \\ 0, & (\text{rand}() \geq p(h_s) \wedge (b_{sq} = 0)) \vee ((\text{rand}() < p(h_s)) \wedge (b_{sq} = 1)) \end{cases}, \quad (17)$$

$$p(h_s) = e^{-\alpha \Phi(h_s)}, \quad (18)$$

де  $\alpha$  – параметр мутації, що вираховується;

$p(h_s)$  – ймовірність мутації антитіла;

$\text{rand}()$  – функція, яка повертає рівномірно розподілене випадкове число в діапазоні  $[0, 1]$ .

Після завершення мутації над бінарними антитілами виконується перетворення бінарного антитіла  $\hat{b}_k$  в речовинне антитіло  $\hat{h}_s$  у вигляді:

$$\hat{h}_{sk} = lh_k + (rh_k - lh_k) \frac{\sum_{e=1}^E (2^{E-e} \cdot \hat{b}_{s,(k-1)E+e+1-e})}{2^E - 1}, \quad k \in \overline{1, K}, \quad (19)$$

де  $lh_k, rh_k$  – ліва і права границі значень  $k$ -й компоненти антитіла.

Після мутації для забезпечення різноманітності антитіл, тобто значень параметрів функцій приналежності, які задовольняють (13), використовується додавання нових антитіл. Таке додавання дає змогу отримати нові антитіла з різко відмінними властивостями.

В якості  $j$ -го нового антитіла виступає згенерований випадковим чином вектор:

$$h_j = (h_{j1}, \dots, h_{jK}), \quad j \in \overline{1, \bar{Q}}, \quad (20)$$

$$h_{jk} = lh_k + (rh_k - lh_k) \text{rand}(),$$

є  $\bar{Q}$  – потужність множини нових антитіл.

Пропонується визначити ймовірність появи антитіл за допомогою імітації відпалу у вигляді:

$$P_a = P_0 \exp(-1/g(t)), \quad (21)$$

$$g(t) = \beta g(t-1), \quad 0 < \beta < 1, \quad g(0) = T_0, \quad T_0 > 0,$$

де  $P_a$  – початкова ймовірність додавання.

В якості оператора редукції, який дає змогу вибрати особини, тобто ті значення параметрів функцій приналежності з безлічі отриманого об'єднанням попередньої популяції з результатами мутації і додавання нових антитіл, використовується комбінація рівномірної схеми, селекційної схеми і імітації відпалу. Рівномірною схемою – особини попередньої популяції і особини, отримані шляхом мутації і додавання нових антитіл, об'єднуються з них випадковим чином (з однаковою ймовірністю) вибирається особина без повторень. Селекційною схемою – особини попередньої популяції і особини, отримані шляхом мутації і додавання нових антитіл, об'єднуються і впорядковуються за значенням афінності. Відбираються перші кращі особини. Можливість вибору рівномірної схеми і ймовірність вибору селекційної схеми засновані на імітації відпалу.

Особливість запропонованої моделі в тому, що оператор клонування, який дає змогу відібрати кращі особини, комбінується з імітацією відпалу, і це дає можливість відібрати для клонування все антитіла, тобто забезпечити дослідження всього простору пошуку і на заключних стадіях відбирати тільки кращі антитіла, що робить пошук спрямованим.

**Висновки.** Привабливість метаевристичних методів полягає у великій стійкості. Але це методи грубої настройки, що вимагають великих часових ресурсів.

Сформовані логіко-формальні правила, що використовують адаптивний нормований поріг, дають змогу зменшити ймовірність неправильного оцінювання. А проведені чисельні дослідження способів розрахунку факторів для розробленої моделі нечіткої нейромережі дають змогу визначити, що запропонований спосіб розрахунку факторів є найбільш ефективним.

До того ж за допомогою метаевристичних обчислюється початкове наближення, локалізоване в області екстремуму, а ось на заключному етапі уточнюється положення екстремуму, і це вимагає застосування вже класичних методів оптимізації.

### Література:

1. Дорошев В.И. Введение в теорию маркетинга / В.И. Дорошев. – Москва 2000. – 258 с.
2. Теория і практика еволюційного моделювання / В.В. Смельянов, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М. : Физматлит, 2003. – 432 с.
3. Кочетов Ю.А. Обчислювальні можливості локального пошуку в комбінаторній оптимізації / Ю.А. Кочетов // Журнал обчислювальної математики і математичної фізики. – 2008. – Т. 48. – № 5. – С. 747–764.
4. Пантелеев А.В. Метаевристичні алгоритми пошуку глобального екстремуму / А.В. Пантелеев. – М. : МАИ-Принт, 2009. – С. 12.

5. Ходашінській І.А. Оцінювання величин нечіткої арифметики / І.Ф. Ходашінській // Автометрия. – 2004. – № 3. – С. 21–31.
6. Espinosa J., Vandewalle J., Wertz V. Fuzzy logic, identification and predictive control. — London: Springer-Verlag, 2005. – 263 p.
7. Tron E. Mathematical modeling of observed natural behavior: a fuzzy logic approach / E. Tron, M. Margaliot // Fuzzy Sets and Systems. – 2004. – Vol. 146. – P. 437–450.

**Хасан Али Аль-Абабнех. Построение модели определения эффективности функционирования рекламы**

**Аннотация.** В статье рассмотрена значимость определения эффективности рекламы. Определены базовые характеристики рекламного процесса. Предложено для определения эффективности рекламы применение математического моделирования, учитывающего специфику взаимодействия элементов и факторов влияния рекламного процесса. Описаны этапы построения модели, основанной на метаэвристических методах. Сделаны выводы о возможности применения разработанной модели определения эффективности рекламы на практике и указаны преимущества данной модели.

**Ключевые слова:** реклама, эффективность рекламы, математическое моделирование, метаэвристика, нечеткая нейросеть.

**Hassan Ali Al-Ababneh. Constructing a model of determining the efficiency of advertising**

**Summary.** The article discusses the importance of determining the effectiveness of advertising. Determined the basic characteristics of the advertising process. It is proposed to determine the effectiveness of advertising the use of mathematical modeling that takes into account the specificity of the interaction of elements and factors influence the advertising process. Stages of building a model based on metaevristichnih methods. Conclusions on the possibility of application of the developed model for determining the effectiveness of advertising in practice and given the advantage of this model.

**Keywords:** advertising, advertising effectiveness, mathematical modeling, metaevristika, fuzzy neural network.