

С.О. Мірошніченко<sup>1</sup>, В.І. Мірошніченко<sup>1</sup>  
<sup>1</sup>ТОВ «ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА», Запоріжжя, Україна

## МЕТОДОЛОГІЯ АДАПТИВНОГО ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ СЕРВІСУ В СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ ЗАПАСАМИ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

**Анотація.** Запропоновано методологію адаптивного визначення цільового рівня сервісу на основі нечіткої логіки для систем управління запасами. Розроблений підхід забезпечує автоматичне формування бази нечітких правил з історичних даних шляхом застосування алгоритмів машинного навчання замість експертних оцінок, що забезпечує об'єктивність та адаптивність системи до специфіки конкретного підприємства.

**Ключові слова:** управління запасами, нечітка логіка, машинне навчання, система нечіткого виведення, алгоритм С4.5, адаптивне управління, оптимізація запасів.

**Вступ.** В умовах динамічного бізнес-середовища актуалізується проблема адаптивного управління запасами з урахуванням множинних факторів невизначеності. Важливою функцією систем управління запасами є визначення оптимального страхового запасу, що забезпечує баланс між витратами на зберігання та ризиками дефіциту [1, 2]. Традиційні підходи використовують фіксовані цільові рівні сервісу для визначення коефіцієнта безпеки при розрахунку страхового запасу, що не враховує динамічну природу попиту та економічну неоднорідність товарного асортименту. Класичні методи визначення страхового запасу базуються на припущенні стаціонарності параметрів системи та використанні єдиного рівня сервісу для всіх товарних позицій [3]. Емпіричні дослідження показують, що оптимальний рівень сервісу є функцією численних факторів: критичності товару, варіабельності попиту, надійності постачальників, вартості зберігання та втрат від дефіциту [1]. Статичний підхід призводить до неоптимального розподілу запасів, тобто надлишковості для некритичних позицій та недостатнього захисту для критичних товарів.

**Постановка задачі.** Для досягнення поставленої мети в роботі сформовані і вирішені такі завдання:

- розробити методологію інтеграції нечіткої логіки в класичну формулу страхового запасу;
- визначити ключові параметри системи нечіткого виведення для адаптивного управління;
- створити алгоритм автоматичного формування нечітких правил на основі історичних даних;
- забезпечити мінімізацію функції втрат між фактичними та прогнозними значеннями страхового запасу.

**Основний зміст роботи.** Під час роботи були використані наступні методи та інструменти:

- нечітка логіка (системи типу Мамдані);
- алгоритми машинного навчання (модифікований С4.5);
- методи оптимізації (градієнтний спуск);
- статистичний аналіз історичних даних.

Запропонована методологія базується на модифікації класичної формули страхового запасу шляхом заміни фіксованого коефіцієнта  $z$  на динамічно обчислюване значення  $z_{fuzzy}$ , яке визначається системою нечіткого виведення [4]. Базова формула страхового запасу з урахуванням повної дисперсії має вигляд:

$$SS = z_{fuzzy}(x) \cdot \sqrt{LT \times \sigma_d^2 + \bar{d}^2 \times \sigma_{LT}^2} \quad (1)$$

де  $z_{fuzzy}(x)$  є функцією нечіткого виведення, що залежить від вектора вхідних параметрів  $x = [CV_d, TR, SC, LS, IC]^T$ , які представляють коефіцієнт варіації попиту, оборотність товару, критичність для виробництва, надійність постачальника та відносну вартість зберігання відповідно.

Система нечіткого виведення реалізує відображення  $\mathcal{F}: \mathbb{R}^5 \rightarrow [0.5, 3.0]$ , де вихідний діапазон відповідає коефіцієнтам  $z$  для рівнів сервісу від 69% до 99.9%. Процес нечіткого виведення включає три основні етапи: фазифікацію вхідних змінних через функції належності, застосування бази нечітких правил та дефазифікацію результату [5].

Для фазифікації кожної вхідної змінної використовуються трикутні та трапецієподібні функції належності, що визначають лінгвістичні терми [6]. Наприклад, для коефіцієнта варіації попиту, який обчислюється за формулою (2), визначаються терми «низький» ( $CV < 0.2$ ), «середній» ( $0.15 < CV < 0.35$ ) та «високий» ( $CV > 0.3$ ) з відповідними функціями належності:

$$\mu_{low}(CV) = \begin{cases} 1, & CV \leq 0.15 \\ \frac{0.2 - CV}{0.05}, & 0.15 < CV < 0.2 \\ 0, & CV \geq 0.2 \end{cases} \quad (2)$$

Основною перевагою запропонованого підходу є автоматичне визначення нечітких правил на основі аналізу історичних даних замість використання експертних суджень [7, 8]. Для цього застосовується алгоритм навчання з учителем, що мінімізує функцію втрат між фактичними потребами в страховому запасі та прогнозними значеннями.

Нехай  $\mathcal{D} = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$  – навчальна вибірка, де  $x_i$  – вектор характеристик товару в момент часу  $t_i$ , а  $y_i$  – оптимальний рівень сервісу, визначений за

фактичними даними про дефіцити та надлишки. Оптимальний рівень сервісу для історичного періоду обчислюється як:

$$y_i = \arg \min_{\alpha \in [0.5, 0.999]} \left( C_{holding} \cdot SS(\alpha) + C_{stockout} \cdot P_{stockout}(\alpha) \right) \quad (3)$$

де  $C_{holding}$  – витрати на зберігання одиниці страхового запасу,  $C_{stockout}$  – втрати від дефіциту,  $P_{stockout}(\alpha)$  – емпірична ймовірність дефіциту при рівні сервісу  $\alpha$ .

Для автоматичного формування нечітких правил використовується модифікований алгоритм С4.5 для побудови дерева рішень з нечіткими листками [9, 10]. Кожен шлях від кореня до листка дерева інтерпретується як нечітке правило виду:

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_1 \text{ AND } x_2 \text{ is } A_2 \text{ AND } \dots \text{ THEN } z_{fuzzy} = B \quad (4)$$

де  $A_i$  – лінгвістичні терми для вхідних змінних,  $B$  – консеквент правила.

Після побудови дерева рішень доцільно виконати оптимізацію параметрів функцій належності методом градієнтного спуску для мінімізації середньоквадратичної помилки прогнозування оптимального рівня сервісу [11]. Модуль нечіткого виведення реалізується на основі системи типу Мамдані з центроїдним методом дефазифікації [12].

**Наукова новизна** запропонованої методології полягає в розробці підходу до автоматичного формування бази нечітких правил для адаптивного управління запасами на основі машинного навчання. Це дозволить усунути необхідність залучення експертів та забезпечити об'єктивність налаштування системи.

Використання алгоритмів навчання з учителем для формування нечітких правил на основі історичних даних про оптимальні рівні сервісу дозволить автоматично визначати як структуру правил, так і параметри функцій належності. Застосування модифікованого алгоритму С4.5 з нечіткими листками забезпечить інтерпретованість правил, що критично важливо для практичного впровадження в системах підтримки прийняття рішень.

**Висновки.** В результаті було розроблено методологію адаптивного визначення рівня сервісу на основі нечіткої логіки, що представляє перспективний напрямок оптимізації систем управління запасами. Ключовою перевагою запропонованого підходу є можливість виявлення прихованих закономірностей у даних через комбінацію методів машинного навчання та нечіткої логіки. Інтерпретованість нечітких правил дозволяє менеджерам розуміти логіку прийняття рішень системою, що критично важливо для практичного впровадження. Перспективними напрямками подальших досліджень є розробка гібридних нейро-нечітких архітектур та розширення методології для багатоешелонних систем постачання.