

О. Ю. Посашков¹
О. М. Цимбал¹

ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ЛОГІСТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ РОБОТИЗОВАНОГО СКЛАДУ НА ОСНОВІ МАРКОВСЬКИХ МЕРЕЖ

¹Харківський національний університет радіоелектроніки

Сучасна складська логістика має надзвичайний розвиток і водночас стикається з багатьма проблемами через постійну мінливість ринку і непередбачуваний попит. При цьому, не завжди легко скоординувати всі різні процеси, які відбуваються на складі. Стандартні методи управління у більшості випадків не дають позитивного результату, що призводить до нераціонального використання ресурсів і до зростання витрат. У статті запропоновано спосіб вирішення проблеми маршрутизації складських робіт на основі використання комбінації експертних систем і логічних мереж Маркова. Мережі Маркова, як математичний інструмент моделювання випадкових процесів, допомагають зрозуміти, як різні стани системи пов'язані між собою. У складській логістиці це означає, що можна передбачити, в якому стані буде система в майбутньому, ґрунтуючись на теперішніх і попередньо отриманих даних. Це дуже важливо, коли потрібно ухвалювати важливі рішення на управлінському рівні. Ще одним важливим моментом є експертні системи, які об'єднують знання досвідчених спеціалістів і Марковські мережі. Завдяки цьому можна формалізувати знання людей, які мають великий практичний досвід, і використовувати їх в автоматизованому режимі. Це дає змогу поєднати практичні спостереження з математичним аналізом і забезпечувати адаптивність. За допомогою поєднання експертних знань і моделей, можна раціональніше підходити до роботи зі складськими процесами.

Розглянуто метод оптимізації маршрутів в умовах невизначеностей, які виникають у динамічному середовищі логістичного складу. Розроблено метод, який поєднує чіткі правила експертів з імовірнісними моделями логічних мереж. Також запропонована концептуальна модель для комбінованої системи, пояснено, як перетворювати дані з експертної системи у формули для логічних мереж, розглянуто обчислювальні аспекти. Розглянуто можливі напрямки для майбутніх досліджень, зокрема, методи автоматичного навчання та адаптивними системами. Результати статті створюють основу для інтелектуальних систем керування, які зможуть розв'язувати задачі маршрутизації з урахуванням безлічі факторів, що впливають на рух робіт.

Ключові слова: маршрутизація робіт, логічні мережі Маркова, експертні системи, імовірнісні моделі, складська логістика, інтелектуальні системи керування.

Вступ

Сьогодні в сучасних складських комплексах активно застосовуються роботизовані системи для безвідмовності логістичного процесу та скорочення витрат. Проте за використання таких систем виникають недоліки через невизначеність вхідних даних і мінливе середовище, а також через необхідність екстреного прийняття рішень за відсутності повної інформації. Складські алгоритми маршрутизації та розподілу завдань виду «робот—людина-робітник» нечасто адаптуються в онлайн-режимі до динамічно мінливих умов складу, сприймають природну зміну як шум і в результаті використовують ресурси неоптимально та водночас виконують ту саму кількість операцій [1].

Експертні системи — потужний інструмент моделювання знань і ухвалення рішень у предметних галузях, де формальні методи часто не застосовні або неефективні [2]. Проте класичні експертні системи з детермінованими правилами не здатні адекватно реагувати на невизначеність, характерну для складських операцій, і їхню структуру необхідно доповнити ймовірнісними моделями, такими як логічні мережі Маркова.

Логічні мережі Маркова (ЛММ) — це графічні моделі, які поєднують переваги імовірнісних

мереж і логіки першого порядку для ефективного моделювання складних залежностей і невизначеностей. Інтеграція ЛММ в експертну систему керування складськими роботами відкриває нові можливості для оптимізації процесів зберігання, перевалки та оброблення вантажів в умовах невизначеності [3].

Основний задум авторів — розробка теоретичної основи та моделі для інтегрованої системи маршрутизації. Ця система має допомогти оптимізувати рух складських роботів, враховуючи різні чинники, що впливають на їхню роботу.

Практичне значення цього дослідження полягає у створенні підґрунтя для розробки інтелектуальних систем керування складськими роботами. Це має підвищити ефективність роботи складу, знизити споживання енергії та поліпшити безпеку логістичних операцій. Цей підхід можна застосовувати не тільки в складській логістиці, а й в інших галузях, де потрібно оптимізувати маршрути для мобільних пристроїв в умовах невизначеності.

Основна частина

Експертні системи — це програми, які імітують розумові процеси фахівців у певній галузі, щоб розв'язувати конкретні завдання [4]. Зазвичай ці системи складаються з бази знань, механізму виведення та користувацького інтерфейсу. Наприклад, в управлінні складськими роботами база знань може містити інформацію про логістику, характеристики вантажів, маршрути та інші деталі функціонування складу.

Коли справа стосується невизначеності, звичайні правила виведення часто не справляються. Щоб вирішити цю проблему, застосовуються різні методи, такі як коефіцієнти впевненості. Вони допомагають оцінити, наскільки ми впевнені в правильності будь-яких тверджень.

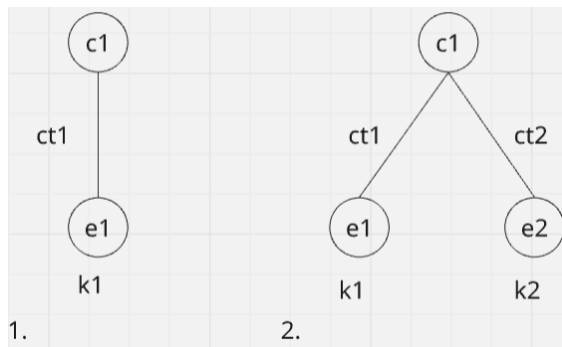


Рис. 1. Прості імплікації в мережах виведення:

1 — з підтримкою одним посиленням,

2 — з підтримкою двома незалежними посиленнями

— якщо (e2), то (c1), за умови коефіцієнта використання правила ct2.

У такому випадку розрахунок результату виведення за правилом обумовлюватиметься співвідношеннями коефіцієнтів обох правил.

Якщо e1 має коефіцієнт визначеності k1, а правило, що йому відповідає — коефіцієнт визначення ct1, та якщо e2 має коефіцієнт визначеності k2, а правило, відповідне йому — коефіцієнт визначення ct2, можливі такі варіанти розрахунків:

— якщо $k1 \cdot ct1 > 0$ та $k2 \cdot ct2 > 0$

$$ct(c1) = k1 \cdot ct1 + k2 \cdot ct2 - k1 \cdot ct1 \cdot k2 \cdot ct2; \quad (2)$$

— якщо $k1 \cdot ct1 < 0$ та $k2 \cdot ct2 < 0$

$$ct(c1) = k1 \cdot ct1 + k2 \cdot ct2 + k1 \cdot ct1 \cdot k2 \cdot ct2; \quad (3)$$

— якщо $k1 \cdot ct1$ та $k2 \cdot ct2$ мають різні знаки, тобто $k1 \cdot ct1 \cdot k2 \cdot ct2 < 0$

$$ct(c1) = \frac{(k1 \cdot ct1 + k2 \cdot ct2)}{(1 - \min(abs(k1 \cdot ct1), abs(k2 \cdot ct2)))}. \quad (4)$$

У випадку, коли виведення підтримується кількістю вузлів, більшою 2-х, необхідно, рухаючись зліва — направо послідовно визначати взаємний вплив спочатку першої зліва пари елементів, далі

отримане значення характеризуватиме спільний комбінований вузол двох елементів. Подальший розрахунок базуватиметься на врахуванні цього комбінованого вузла та наступного — третього вузла.

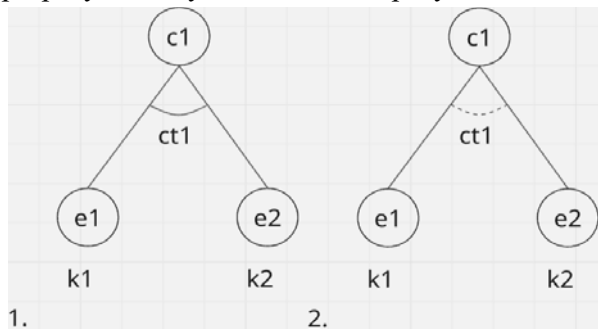


Рис. 2. Імплікації AND та OR у мережах виведення:
1 — типу AND; 2 — типу OR

Правила з підтримкою виведення імплікацією AND та OR (див. рис. 2).

Для таких випадків коефіцієнт визначеності визначається в такий спосіб для імплікації типу AND:

$$ct(c1) = ct1 \cdot \min(k1, k2). \quad (5)$$

Для імплікації типу OR

$$ct(c1) = ct1 \cdot \max(k1, k2). \quad (6)$$

Логічні мережі Маркова — це статистичні моделі, які поєднують логіку першого порядку та ймовірнісні графи. Вони допомагають моделювати складні відносини між об'єктами та їхніми властивостями в умовах невизначеності, що особливо корисно для керування складськими роботами [5].

Логічна мережа Маркова описується з урахуванням ваг ω_i , які показують важливість кожної формули. Імовірність певної події x у моделі ЛММ виглядає таким чином:

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_i \omega_i \cdot n_i(x)\right), \quad (7)$$

де $n_i(x)$ — кількість істинних значень формули F_i для набору подій x , а Z — нормалізувальна константа.

Коли йдеться про керування складськими роботами, формули можуть стосуватися різних аспектів логістики, наприклад:

- доступні маршрути між зонами складу;
- пріоритет завдань з переміщення вантажів;
- обмеження щодо вантажопідйомності роботів;
- терміни виконання завдань;
- взаємодія роботів з операторами.

Ваги ω_i показують, наскільки важливими є різні чинники, і їх можна визначити на основі думки експертів або з використанням даних досвіду системи і машинного навчання.

Тепер нам потрібно уявити задачу керування маршрутами складських роботів, враховуючи різні чинники, які впливають на те, як вони пересуваються, враховуючи попередні дані (рис. 3).

Розглянемо ситуацію, коли є склад, розділений на різні зони: зберігання, пакування, сортування, відвантаження і техобслуговування. Коли ми плануємо маршрути для роботів, нам потрібно враховувати перешкоди (obstacles) і різні типи поверхонь, наприклад, слизькі (Slippery) або нерівні (Uneven), щоб забезпечити безпеку і оптимальність руху

На основі схеми складу і правил експертної системи можна спростити цей процес. Використовуватимемо спеціальний метод для обґрунтування рішень в експертній мережі, а потім застосуємо логічні мережі для поліпшення маршрутів.

Вузли e1—e8 показують вхідні (початкові) дані, а вузли c1—c8 — результати, що виводяться. Кожне правило має коефіцієнт, який показує, наскільки ми впевнені у висновку за наявності певних даних.

Зі схеми видно, що в нас є 9 зон на складі, є перешкоди; що є ділянки зі слизькою підлогою та

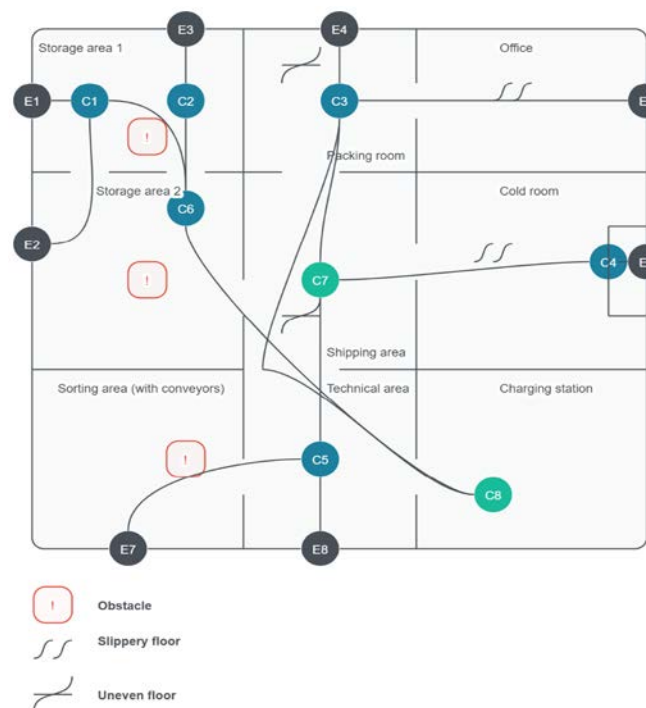


Рис. 3. Схема складу з позначенням вузлів та особливостей середовища

нерівною поверхнею. Вузли мережі відображають різні стани та умови роботи роботів на складі.

Для кращого розуміння ситуації розглянемо систему правил з коефіцієнтами визначеності, що описує логіку роботи складських роботів. Коефіцієнти визначеності складського робота можуть бути отримані з аналізу даних з датчиків, обліку попередніх переміщень і поточної завантаженості різних зон складу.

Правила ухвалення рішень

Якщо (e1 і e2), То (c1) ct(імплікація)=0.9	Якщо (e3), То (c2) ct(імплікація)=0.8
Якщо (e4 і c3), То (c8) ct(імплікація)=0.7	Якщо (e5), То (c3) ct(імплікація)=0.6
Якщо (e6), То (c4) ct(імплікація)=0.8	Якщо (e7 і e8), То (c5) ct(імплікація)=0.9
Якщо (c1 або c2), То (c6) ct(імплікація)=0.6	Якщо (c3), То (c7) ct(імплікація)=0.8
Якщо (c4 і c5), То (c7) ct(імплікація)=0.9	Якщо (c6), То (c8) ct(імплікація)=0.8

Початкові коефіцієнти визначеності для вузлів

$ct(e1)=0.9$; $ct(e2)=0.9$; $ct(e3)=0.3$; $ct(e4)=0.4$; $ct(e5)=-0.3$; $ct(e6)=0.8$; $ct(e7)=0.7$; $ct(e8)=0.3$.

Схема прийняття рішень для логістичної системи роботизованого складу показана на рис. 4.

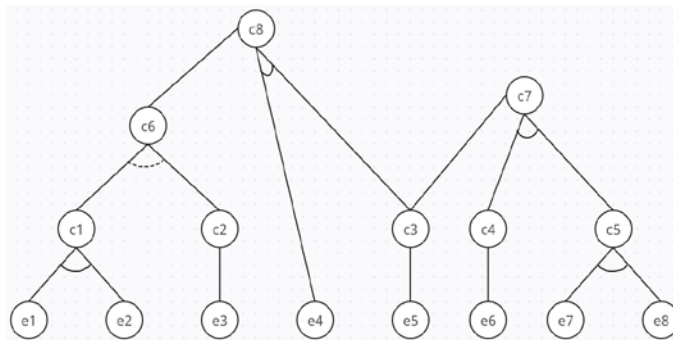


Рис. 4. Схема прийняття рішень для логістичної системи роботизованого складу

Виконаємо всі необхідні обчислення:

1. C1: $ct(e1, e2) = \min(0.9, 0.9) \cdot 0.9$;
 $ct(c1) = 0.9 \cdot 0.9 = 0.81$.
2. C2: $ct(c2) = 0.8 \cdot 0.3 = 0.24$.
3. C3: $ct(c3) = 0.6 \cdot (-0.3) = -0.18$.
4. C4: $ct(c4) = 0.8 \cdot 0.8 = 0.64$.
5. C5: $ct(e7, e8) = \min(0.7, 0.3) = 0.3$;
 $ct(c6) = 0.3 \cdot 0.9 = 0.27$.
6. C6: $ct(c1, c2) = \max(0.81, 0.24) = 0.81$;
 $ct(c6) = 0.81 \cdot 0.6 = 0.486$.

$$ct1(c7) = -0.18 \cdot 0.8 = -0.144;$$

$$7. \text{ C7 } ct2(c7) = \min(0.64, 0.27) \cdot 0.9 = 0.243;$$

$$ct(c7) = \frac{(-0.144 + 0.243)}{1 - (\min(|-0.144|, |0.243|))} = 0.1157.$$

$$ct1(c8) = 0.486 \cdot 0.8 = 0.388;$$

$$8. \text{ C8 } ct2(c8) = \min(0.4, -0.18) \cdot 0.7 = -0.126;$$

$$ct(c8) = \frac{(-0.126 + 0.388)}{1 - (\min(|-0.126|, |0.388|))} = 0.3006.$$

Підсумкові коефіцієнти достовірності:

$$ct(c1) = 0.81; ct(c2) = 0.24; ct(c3) = -0.18; ct(c4) = 0.64; ct(c5) = 0.27; ct(c6) = 0.486;$$

$$ct(c7) = 0.1157; ct(c8) = 0.3006.$$

Подамо частину реалізації розв'язання задачі, використовуючи мову програмування Python:

```
class WSystem:
    def __init__(self):
        self.terminal_nodes = {}
        self.implications = {'a': [], 'o': [], 's': [], 'd': []}
        self.cache = {}

    def add_terminal_node(self, symbol, value): self.terminal_nodes[symbol] = value
    def add_and_implication(self, x1, x2, result, certainty): self.implications['a'].append((x1, x2, result, certainty))
    def add_or_implication(self, x1, x2, result, certainty): self.implications['o'].append((x1, x2, result, certainty))
    def add_simple_implication(self, x, result, certainty): self.implications['s'].append((x, result, certainty))
```

```

def imp_rule(self, k1, ki1, k2, ki2):
    v1 = k1 * ki1
    v2 = k1 * ki1
    if v1 > 0 and v2 > 0:
        return v1 + v2 - v1 * v2
    elif v1 < 0 and v2 < 0:
        return v1 + v2 + v1 * v2
    else:
        k11 = abs(v1)
        k22 = abs(v2)
        k0 = min(k11, k22)
        if k0 >= 1:
            return 0
        return (v1 + v2) / (1 - k0)

def test_node(self, symbol):
    if symbol in self.terminal_nodes:
        result = self.terminal_nodes[symbol]
        self.cache[symbol] = result
        return result

    for x, result, ki in self.implications['s']:
        if result == symbol:
            k1 = self.test_node(x)
            k = ki * k1
            result_values.append(k)

    for x1, x2, result, ki in self.implications['a']:
        if result == symbol:
            k1 = self.test_node(x1)
            k2 = self.test_node(x2)
            k3 = self.min_value(k1, k2)
            k = ki * k3
            result_values.append(k)

    return 0.0

def clear_cache(self):
    self.cache = {}

```

Ця програма може бути адаптована для різних конфігурацій логістичних складів та реалізована для різних операційних систем.

Обговорення результатів та перспективи дослідження

У галузі інтеграції експертних систем і логістичних систем з метою розв'язання задачі маршрутизації складських роботів є кілька цікавих напрямків для досліджень. Один із них — це створення методів автоматичного навчання логічних мереж Маркова. У роботі Marra [6] зазначено, що автоматичне налаштування ваг формул може значно поліпшити адаптацію системи до змін на складі. Методи навчання, які допоможуть виявити залежності між факторами, що впливають на маршрутизацію, теж багатообіцяють.

Оптимізація обчислень у спосіб, щоб система могла працювати в реальному часі, все ще залишається викликом, що вимагає розробки спеціальних алгоритмів. У роботі Gammell [7] запропоновано наблизити алгоритми, які мають гарантовані межі помилки — це важливо для застосунків, яким потрібні надійні рішення в обмежений час.

Інтегрована система маршрутизації складських роботів на основі експертних систем і логістичних методів може дати відчутні результати. Ефективність роботи складу зростає завдяки скороченню часу виконання замовлень і зниженню споживання енергії за рахунок оптимізації маршрутів для роботів. Дослідження Azadeh і De Koster показало [8], що оптимізація маршрутів може скоротити час виконання замовлень на 15...25 % і знизити споживання енергії на 10...20 %.

Безпека і надійність роботи роботів буде кращою завдяки врахуванню різних ризиків під час планування маршрутів. Система зможе враховувати небезпечні зони на складі, такі як слизькі ділянки або місця з великим потоком людей, і змінювати маршрути відповідно. Проактивне планування дає змогу знизити кількість пригод. Економічний ефект від впровадження такої системи проявляється в менших експлуатаційних витратах, збільшенні продуктивності та зменшенні потреби в технічному обслуговуванні роботів [9].

Для правильної інтеграції експертної системи з логістичними методами потрібно коректно перетворити коефіцієнти достовірності на ваги логічних формул. Найпоширеніший спосіб — це перетворення, яке переводить коефіцієнти з одного діапазону в інший, що підходить для ваг у логістичних системах [10]. Регулярно обговорюються і інші методи, такі як лінійне масштабування, яке може спрощувати інтерпретацію ваг. Проте для складних маршрутизаційних систем нелінійне перетворення виявляється ефективнішим [11]. Вибір методу перетворення має враховувати семантику коефіцієнтів достовірності та вимоги до чутливості ваг у контексті завдання маршрутизації.

Висновки

В роботі описано гібридну систему для складських роботів, що об'єднує експертні системи та механізми виведення за невизначеності, а також запропоновано підхід до інтеграції цих систем для розв'язання задач маршрутизації. Це створить основу для інтелектуальних систем керування, які зможуть розв'язувати задачі маршрутизації з урахуванням багатьох факторів, що впливають на рух роботів. Подальші практичні випробування допоможуть оцінити ефективність й застосовність розроблених методів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Y. Zhang, and L. Chen, "Optimization of robot path planning in warehouse environment using Markov decision processes," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 1-15, 2023.
- [2] D. C. Johnson, and R. P. Smith, "Expert systems in logistics: A comprehensive review," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 33, no. 4, pp. 890-905, 2022.
- [3] J. H. Lee, and S. Kim, "Markov Logical Networks: Theory and Applications in Uncertain Environments," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 35, no. 5, pp. 2134-2147, 2023.
- [4] W. Chen, and L. Zhao, "Expert Systems with Uncertainty: Methodologies and Applications," *Expert Systems with Applications*, vol. 215, pp. 119-216, 2023.
- [5] P. Domingos, and D. Loud, *Markov Logic: An Interface Layer for Artificial Intelligence*. Morgan & Claypool Publishers, 2023.
- [6] G. Marra, O. Kuželka, and K. Kersting, "Neural Markov Logic Networks," in *Proc. 38th International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2021, pp. 7447-7458.
- [7] J. D. Gammell, T. D. Barfoot, and S. S. Srinivasa, "Batch Informed Trees (BIT*): Informed asymptotically optimal any-time search," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 39, no. 5, pp. 543-567, 2020.
- [8] K. Azadeh, R. De Koster, and D. Roy, "Robotized and Automated Warehouse Systems: Review and Recent Developments," *Transportation Science*, vol. 53, no. 4, pp. 917-945, 2019.
- [9] N. Boysen, D. Briskorn, and S. Emde, "Parts-to-picker based order processing in a rack-moving mobile robots environment," *European Journal of Operational Research*, vol. 262, no. 2, pp. 550-562, 2017.
- [10] S. H. Bach, M. Broecheler, B. Huang, and L. Getoor, "Hinge-Loss Markov Random Fields and Probabilistic Soft Logic," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 18, pp. 1-67, 2017.
- [11] V. Gogate and P. Domingos, "Probabilistic Theorem Proving," in *Proc. 27th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, 2018, pp. 256-265.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 4.07.2025

Посашков Олег Юрійович — аспірант кафедри комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та робототехніки, e-mail: oleg.posashkov@nure.ua;

Цимбал Олександр Михайлович — д-р техн. наук, професор, професор кафедри комп'ютерно-інтегрованих технологій, автоматизації та робототехніки, e-mail: oleksandr.tsymbal@nure.ua.

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків

O. Yu. Posashkov¹

O. M. Tsymbal¹

Decision-Making for Logistics Processes of the Robotic Warehouse Based on Markov Networks

¹Kharkiv National University of Radio Electronics

Modern warehouse logistics has seen tremendous development and, at the same time, faces many challenges due to the constant volatility of the market and unpredictable demand. At the same time, it is not always easy to coordinate various processes, taking place in a warehouse. In most cases, standard management methods do not yield a positive result, which leads to irrational use of resources and increased costs. This article proposes a way to solve the problem of warehouse robot routing based on a combination of expert systems and Markov logic networks. Markov networks, as a mathematical tool for modeling random processes, help to understand how different states of a system are interconnected. In warehouse logistics, this means that it is possible to predict what state the system will be in in future based on current data and what has happened before. This is very important when you need to make serious decisions at the management level. Another important point is expert systems that combine the knowledge of experienced professionals and Markov networks. This makes it possible to formalize the knowledge of people with extensive practical experience and use it in an automated manner. This combination makes it possible to combine practical observations with mathematical analysis and ensure adaptability. With the help of a combination of expert knowledge and models, it is possible to take a more rational approach to working with warehouse processes. The proposed article discusses the method of route optimization in the face of uncertainties arising in the dynamic environment of a logistics warehouse. Method has been developed that combines explicit expert rules with probabilistic models of logic networks. A conceptual model for the combined system is also proposed, how to convert data from the expert system into formulas for logic networks is explained, and computational aspects are considered. Possible directions for future research, including automatic learning methods and adaptive systems, are discussed. The results of the article will create a basis for intelligent control systems that can solve routing problems taking into account many factors that affect the movement of robots.

Keywords: robot routing, Markov logic networks, expert systems, probabilistic models, warehouse logistics, intelligent control systems.

Posashkov Oleh Yu. — Post-Graduate Student of the Chair of Computer-Integrated Technologies, Automation and Robotics, e-mail: oleg.posashkov@nure.ua;

Tsymbal Oleksandr M. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Computer-Integrated Technologies, Automation and Robotics, e-mail: oleksandr.tsymbal@nure.ua