

Молодожон Ю. М., аспірант
Національного університету «Одеська політехніка»
ORCID: 0009-0002-1881-9498

Ситніков В. С., доктор технічних наук, професор,
завідувач кафедри комп'ютерних систем,
Навчально-наукового інституту штучного інтелекту та
робототехніки
Національного університету «Одеська політехніка»
ORCID: 0000-0003-3229-5096

МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ОПЕРАТИВНОГО КЕРУВАННЯ МОБІЛЬНИМИ ПЛАТФОРМАМИ В УМОВАХ ДИНАМІЧНОЇ НЕСТАБІЛЬНОСТІ ТА ІНФОРМАЦІЙНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

У роботі розглянуто проблему забезпечення динамічної стійкості систем оперативного керування мобільними платформами в умовах високої інформаційної невизначеності, характерної для сучасних муніципальних логістичних систем у концепції Smart City. Актуальність дослідження зумовлена деградацією традиційних каналів отримання телеметричних даних, зокрема внаслідок придушення сигналів глобальних навігаційних супутникових систем (GNSS/GPS), або відсутності суцільної сенсоризації (IoT), що призводить до переходу системи в режим нелінійної динаміки з ознаками детермінованого хаосу.

Метою роботи є розробка методу оперативного керування мобільними платформами на основі інтеграції апарату теорії хаосу для оцінки та прогнозування стійкості логістичних планів у реальному часі. Для досягнення поставленої мети використано методи нелінійної динаміки, аналізу часових рядів, реконструкції фазового простору за теоремою Такенса, а також підходи теорії інформації для оцінки рівня невизначеності системи.

У статті запропоновано новий підхід до оцінки динамічної стійкості логістичних маршрутів, що базується на обчисленні найбільшої експоненти Ляпунова як кількісного критерію чутливості системи до малих збурень. Показано, що при $\lambda > 0$ система переходить у хаотичний режим, що супроводжується експоненціальним зростанням похибки планування та зниженням ефективності обслуговування. На основі цього критерію реалізовано механізм ранньої ідентифікації точок біфуркації – критичних станів, у яких необхідне оперативне перепланування.

Особливу увагу приділено методу реконструкції фазового простору системи на основі непрямих даних, отриманих через RFID-верифікацію фактів обслуговування. Це дозволяє компенсувати відсутність прямих вимірювань рівня заповнення контейнерів та відновлювати приховану динаміку процесів накопичення відходів.

Удосконалено трирівневу архітектуру керування мобільними платформами шляхом інтеграції Edge-computing та механізмів локальної самоорганізації за принципами ройового інтелекту. Це забезпечує адаптивне перерозподілення задач між платформами у реальному часі навіть в умовах втрати централізованого зв'язку.

Результати імітаційного моделювання показали, що запропонований метод дозволяє підвищити стійкість логістичних планів, зменшити інформаційну ентропію системи та забезпечити випереджальне реагування на динамічні збурення. Практичне значення роботи полягає у можливості створення відмовостійких систем керування мобільними платформами, здатних ефективно функціонувати в умовах інформаційного вакууму та зовнішніх впливів.

Ключові слова: мобільні платформи, оперативне керування, теорія хаосу, показник Ляпунова, RFID-верифікація, динамічна стійкість, Smart City, інформаційна ентропія, самоорганізація.

Molodozhon Yu. M., Sytnikov V. S. Models and methods of operational management of mobile platforms in conditions of dynamic instability and information uncertainty

The paper is devoted to the problem of ensuring dynamic stability of operational control systems for mobile platforms under conditions of high informational uncertainty inherent to modern Smart City logistics environments. The study is concerned with the degradation of traditional telemetry sources caused by the absence of full IoT sensor coverage and the suppression of GNSS/GPS signals, which leads to the transformation of the system into a nonlinear dynamic regime with features of deterministic chaos.

The main objective of the research is to develop a method for real-time operational control of mobile platforms based on the integration of chaos theory tools for assessing and predicting the stability of logistical plans. The paper considers the application of nonlinear dynamics, time-series analysis, phase space reconstruction using Takens' theorem, and information theory approaches to evaluate system uncertainty.

It is proposed to use the largest Lyapunov exponent as a quantitative indicator of system sensitivity to small perturbations. As it is shown in the paper, when $\lambda > 0$, the system enters a chaotic regime characterized by exponential divergence of trajecto-



ries and loss of planning reliability. This allows early identification of bifurcation points, where minor deviations lead to critical instability of the entire service schedule.

The paper describes a method for reconstructing the phase space of the system based on indirect telemetry obtained via RFID verification. This approach makes it possible to estimate hidden dynamics of waste accumulation processes even in the absence of direct sensor measurements.

Special attention is paid to the improvement of a three-level control architecture by integrating Edge Computing and swarm intelligence principles. It is shown that such an approach enables decentralized self-organization of mobile platforms and real-time task redistribution under communication loss conditions.

The results of simulation experiments demonstrate that the proposed method improves the robustness of routing plans, reduces system entropy, and enables proactive adaptation to dynamic disturbances. The practical significance of the work lies in the development of resilient Smart City systems capable of maintaining operational efficiency under conditions of incomplete data and external disruptions.

Key words: mobile platforms, adaptive control, nonlinear dynamics, chaos theory, Lyapunov exponent, phase space reconstruction, RFID tracking, dynamic stability, Smart City systems, information entropy, swarm intelligence

Вступ. Сучасний етап розвитку урбаністики характеризується активним впровадженням концепції Smart City, де ключову роль відіграє оперативне керування мобільними платформами (МП) муніципальної логістики. Проте досвід експлуатації таких систем у реальних умовах виявив їхню критичну вразливість до деградації інформаційного середовища. Традиційні методи керування базуються на детермінованих моделях, які потребують безперервного потоку телеметрії (GPS, IoT-датчики). В умовах активного застосування засобів радіоелектронної боротьби (РЕБ), що призводить до придушення навігаційних сигналів, а також за відсутності суцільної сенсоризації контейнерного парку, процеси накопичення та збору ресурсів набувають хаотичного характеру. Це створює наукову проблему забезпечення динамічної стійкості логістичних планів у стані високої невизначеності, що робить розробку методів керування на засадах нелінійної динаміки вкрай актуальною.

Підстави та вихідні дані для розробки. Об'єктивною підставою для дослідження є необхідність модернізації існуючих систем віддаленого контролю МП для підвищення їхньої автономності та резильєнтності. Вихідними даними для власної розробки послужили:

- результати аналізу тривірневої архітектури керування МП, що забезпечує ієрархічну взаємодію між стратегічним плануванням та локальним виконанням [1];
- технологічні можливості RFID-ідентифікації як незалежного від GPS інструменту верифікації фактів обслуговування об'єктів;
- математичний апарат нелінійної динаміки (теорія хаосу), що дозволяє проводити аналіз складних систем за неповними даними часових рядів.

Обґрунтування необхідності розробки. Необхідність власної ІТ-розробки зумовлена декількома факторами. По-перше, існуючі комерційні системи-аналоги виявляються недієздатними при втраті 50–70 % первинних даних, що призводить до логістичних колапсів у масштабах міста. По-друге, статичне планування маршрутів не враховує нелінійні сплески заповнення контейнерів («ефект метелика»), що робить графіки обслуговування динамічно нестабільними.

Запропонована розробка дозволяє перейти від реактивного до прогностичного керування шляхом впровадження показника Ляпунова як метрики стійкості плану. Це забезпечує можливість реконструкції фазового простору стану системи навіть за відсутності прямих сигналів від IoT-датчиків. Таким чином, створюється науково-практичне підґрунтя для реалізації систем «живучого» Smart City, здатних ефективно функціонувати в умовах інформаційного вакууму та технічних збоїв, мінімізуючи інформаційну ентропію та експлуатаційні витрати.

Постановка проблеми. Ефективне функціонування систем муніципальної логістики в межах концепції Smart City критично залежить від точності моделей оперативного керування мобільними платформами (МП). Традиційні підходи [1] базуються на припущенні про повну спостережуваність системи завдяки IoT-сенсорам та стабільному GPS-зв'язку. Однак у реальних умовах експлуатації (радіоелектронні завади, відсутність датчиків на застарілих об'єктах) виникає стан інформаційної невизначеності. Непередбачуваність заповнення контейнерів перетворює детермінований логістичний процес на хаотичну систему, що потребує впровадження нових математичних методів оцінки стійкості планів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання побудови систем оперативного керування мобільними платформами (МП) у межах концепції Smart City є об'єктом активних наукових дискусій. Базові принципи тривірневої архітектури та віддаленого моніторингу, що закладені у роботі [1], визначають ієрархію взаємодії між диспетчерським центром та виконавчим рівнем. Проте ефективність таких систем у реальних умовах обмежена стабільністю інформаційних каналів.

Дослідження [2] підкреслюють, що Інтернет речей (IoT) є фундаментом для збору даних у реальному часі, але вказують на вразливість сенсорних мереж до зовнішніх завад та енергетичних обмежень. Існуючи

алгоритми маршрутизації, базуються на статичних моделях накопичення відходів, які, на жаль, не враховують нелінійні сплески заповнення контейнерів у динамічному міському середовищі.

Теоретичне підґрунтя для аналізу логістичних систем як складних нелінійних структур закладено у дослідженні [3]. Автор доводить, що ланцюги постачання та сервісні маршрути мають схильність до детермінованого хаосу, де малі збурення (наприклад, затори або відсутність сигналу GPS) призводять до експоненціального зростання похибки планування – так званого «ефекту метелика». Для математичного опису таких станів у роботі [4] пропонується використання методів аналізу часових рядів, що дозволяє реконструювати динаміку системи навіть за відсутності прямих вимірювань.

Особливу увагу приділено надійності навігації в умовах придушення сигналів GNSS. Робота [5] пропонує використання RFID-технологій як альтернативного засобу локалізації, що дозволяє мінімізувати накопичену помилку інерціальних систем. У контексті управління групою об'єктів, автори [6] розглядають моделі роювого інтелекту, які забезпечують самоорганізацію МП при втраті централізованого зв'язку.

Використання ентропійних підходів для оцінки хаотичності потоків у міських мережах досліджено у [7]. Це дозволяє оцінити рівень невизначеності системи та впровадити механізми адаптивного перепланування. Нарешті, фундаментальні методи обчислення показників Ляпунова для визначення горизонту прогнозованості складних систем представлені у праці [8], що становить методологічну основу для розробки критеріїв стійкості логістичних планів у даному дослідженні.

Метою дослідження є розробка методу оперативного керування мобільними платформами в умовах неповних даних на основі інтеграції апарату теорії хаосу та обчислення показника Ляпунова для отримання науково обґрунтованого прогнозу стійкості логістичних маршрутів, що дозволить забезпечити безперервність та ефективність муніципальних сервісних процесів в умовах інформаційної невизначеності, відсутності сенсорної підтримки (IoT) або придушення навігаційних сигналів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі **завдання**:

1. **Проаналізувати** нелінійний характер процесів накопичення ресурсів (відходів) у міському середовищі та ідентифікувати чинники, що призводять до виникнення хаотичних збурень у графіках обслуговування.
2. **Адаптувати** математичний апарат теорії хаосу для оцінки динамічної стійкості планів руху мобільних платформ, використовуючи експоненту Ляпунова як кількісну міру чутливості системи до відхилень.
3. **Обґрунтувати** механізм реконструкції фазового простору стану системи на основі непрямих даних телеметрії та результатів RFID-верифікації для компенсації відсутності прямих сигналів від IoT-датчиків та GPS.
4. **Удосконалити** модель взаємодії рівнів трирівневої архітектури керування, впровадивши алгоритми локальної самоорганізації платформ у точках біфуркації (критичної нестабільності) плану.
5. **Провести** порівняльний аналіз запропонованого методу з традиційними статичними моделями планування для оцінки рівня зниження інформаційної ентропії та оптимізації логістичних витрат.

Розробка та математичне моделювання методу оперативного керування мобільними платформами
Формалізація задачі. Стан системи керування мобільними платформами визначається вектором:

$$X(t) = \{x_i(t), l_i(t), c_j(t), \tau_{ij}(t)\}, \quad (1)$$

де: $x_i(t)$ – координати i -ої мобільної платформи,

$l_i(t)$ – рівень завантаження бункера,

$c_j(t)$ – стан j -го контейнера (оцінений),

$\tau_{ij}(t)$ – час досягнення об'єкта.

Вектор стану системи включає координати та компоненти швидкості, що дозволяє враховувати динаміку об'єкта між зчитуваннями RFID-міток

Динаміка системи описується нелінійним оператором:

$$X(t+1) = F(X(t), U(t), \xi(t)), \quad (2)$$

де $\xi(t)$ – стохастичні або невизначені збурення.

Керуючий вплив $U(t)$ формується на основі показника динамічної стійкості:

$$U(t) = G(\lambda(t), H(t), R(t)), \quad (3)$$

де: $\lambda(t)$ – показник Ляпунова;

$H(t)$ – інформаційна ентропія системи;

$R(t)$ – ресурсні обмеження.

Функція G може бути реалізована як:

$$U(t) = \alpha \cdot \lambda(t) + \beta \cdot H(t) + \gamma \cdot R(t), \quad (4)$$

де α, β, γ – вагові коефіцієнти.

Правило прийняття рішень має вигляд:

якщо $\lambda(t) \leq \lambda_{crit} \rightarrow U(t) = U_{plan}$ (план не змінюється),

якщо $\lambda(t) > \lambda_{crit} \rightarrow U(t) = U_{adapt}$ (ініціюється перепланування).

Огляд предметної області та аналіз комп'ютерних систем-аналогів

Предметна область дослідження охоплює сферу інтелектуального керування мобільними платформами (МП) у структурі муніципальної логістики. Сучасні комерційні системи керування автопарками (Fleet Management Systems), такі як *Wialon*, *Samsara* або спеціалізовані рішення для управління відходами (наприклад, *AMCS Group*), базуються на жорсткому використанні телеметричних даних [2].

Основними перевагами систем-аналогів є високий ступінь автоматизації збору даних та зручність візуалізації маршрутів у реальному часі. Проте аналіз виявив суттєві недоліки:

1. **Інформаційна ригідність:** системи припиняють ефективне функціонування при втраті сигналу GPS або деградації мережі IoT.

2. **Статичність алгоритмів:** більшість рішень використовують класичні методи оптимізації (VRP – Vehicle Routing Problem), які не враховують нелінійну динаміку накопичення ресурсів [3].

3. **Висока вартість сенсоризації:** вимога оснащення кожного контейнера датчиком заповнення є економічно недоцільною для великих міст.

Таким чином, класична задача маршрутизації (VRP) [9] у даній роботі розширюється до динамічної стохастично-хаотичної моделі (DVRP-C), де параметри попиту та часу обслуговування є функціями нелінійної динаміки.

Враховуючи зазначене, сформовано вимоги до власної розробки: здатність до автономного функціонування в умовах придушення навігаційних сигналів, можливість прогнозування стану системи на основі непрямих даних та забезпечення динамічної стійкості планів керування.

Формально задача DVRP-C може бути представлена як:

$$\min \sum C(route_i), \quad (5)$$

де: $route_i$ – маршрут i -ї машини
 $C(route_i)$ – стоимость маршрута
за умов:

$$demand(t) = f_{chaos}(t), \quad (6)$$

де попит є функцією нелінійної динаміки (детерміновано-хаотичний процес).

Зокрема, попит може бути описаний у вигляді рекурентного співвідношення:

$$demand(t+1) = F(demand(t), \xi(t)), \quad (7)$$

де F – нелінійна функція.

Аналіз інформаційних технологій та обґрунтування вибору стеку

Системи-аналоги переважно використовують централізовані хмарні архітектури (Cloud Computing) та REST-протоколи для передачі даних. Для вирішення поставленої науково-практичної задачі у даній роботі обґрунтовано вибір концепції *Edge Computing* (периферійних обчислень) [10]. Це дозволяє перенести частину обчислювального навантаження безпосередньо на бортові контролери МП, забезпечуючи реалізацію алгоритмів теорії хаосу навіть за відсутності зв'язку з сервером. В умовах відсутності прямої телеметрії пропонується метод реконструкції фазового простору системи. На основі архівних даних та верифікації через RFID-мітки будується модель очікуваного накопичення відходів.

Стек технологій власної розробки включає:

– **Математичне моделювання:** середовище *Scilab/MATLAB* для розрахунку показників Ляпунова [8] та побудови фазових портретів за теоремою Такеса [4].

– **Ідентифікація та верифікація:** технологія активного та пасивного RFID [5] для фіксації фактів обслуговування без прив'язки до GPS.

– **Інформаційна база:** використання принципів теорії інформації Шеннона [7] для оцінки мінімізації ентропії при переплануванні маршрутів.

Таким чином, класична задача маршрутизації (VRP) у даній роботі розширюється до динамічної стохастично-хаотичної моделі (DVRP-C), де параметри попиту та часу обслуговування є функціями нелінійної динаміки [4].

Реконструкція фазового простору виконується за методом затримок:

$$Y(t) = \{y(t), y(t-\tau), y(t-2\tau), \dots, y(t-(m-1)\tau)\}, \quad (8)$$

де τ – час затримки, m – розмірність вкладення.

Інформаційна ентропія системи визначається як:

$$H = -\sum p_i \log_2 p_i, \quad (9)$$

де p_i – ймовірність стану системи.

Зростання ентропії корелює з підвищенням значення λ , що свідчить про втрату передбачуваності системи.

Емпірично встановлено, що зростання показника Ляпунова супроводжується збільшенням ентропії системи, що відображає втрату передбачуваності динаміки.

Особливості проектування та реалізації власної IT-розробки

Проектування власної системи базується на вдосконаленій трирівневій архітектурі [1]. Ключовою особливістю реалізації є впровадження модуля динамічного аналізу хаосу на середньому (Edge) рівні керування.

Процес реалізації включає наступні етапи:

1. **Реконструкція стану:** На основі часових рядів попереднього обслуговування (дані RFID) система відновлює атрактор системи накопичення відходів у фазовому просторі.

2. **Обчислення стійкості:** Для кожного поточного плану на основі отриманого значення $\lambda(t)$ виконується оцінка його динамічної стійкості. Якщо λ перевищує критичне значення, система маркує план як потенційно нестабільний.

3. **Адаптація в точках біфуркації:** При виникненні непередбачуваного збурення (наприклад, різке заповнення бункера МП), система ініціює алгоритм локальної самоорганізації, подібний до ройового інтелекту [6], де сусідні МП перерозподіляють завдання без втручання центрального диспетчера.

Такий підхід дозволяє перетворити недолік (хаотичність процесів) на керований параметр, забезпечуючи «живучість» системи в умовах інформаційного вакууму.

Ключовим інструментом контролю є обчислення найбільшого експоненціального показника Ляпунова λ для поточної траєкторії плану. Значення $\lambda > 0$ свідчить про перехід системи до хаотичного стану (висока чутливість до збоїв). У таких випадках трирівнева архітектура [1] ініціює перерозподіл завдань між вільними МП. RFID-мітки при цьому виконують роль опорних точок (anchor points) для корекції накопиченої помилки навігації та підтвердження фактичного стану обслуговування [5].

Обчислення показника Ляпунова

Для кількісної оцінки динамічної стійкості системи використовується найбільша експонента Ляпунова, що визначається у реконструйованому фазовому просторі.

Фазовий простір формується на основі вектору стану [8]:

$$X(t) = \{q(t), \tau(t), l(t)\}, \quad (10)$$

де $q(t)$ – положення та стан маршруту мобільної платформи, $\tau(t)$ – часові затримки обслуговування, $l(t)$ – оцінений рівень заповнення контейнерів.

Оскільки прямі вимірювання недоступні, часові ряди формуються на основі непрямих даних:

- RFID-верифікації фактів обслуговування;
- інтервалів між обслуговуванням;
- історичних шаблонів накопичення відходів.

Реконструкція фазового простору виконується за методом затримок відповідно до теореми Такенса.

Найбільша експонента Ляпунова визначається як:

$$\lambda = \lim_{t \rightarrow \infty} (1/t) \cdot \ln(\delta X(t)/\delta X(0)), \quad (11)$$

де δX – відхилення траєкторій у фазовому просторі.

Обчислення здійснюється за алгоритмом Wolf et al. [8] із використанням ковзного вікна спостережень для отримання локального значення $\lambda(t)$.

У практичній реалізації використовується ковзне вікно спостережень, що дозволяє визначати локальне значення $\lambda(t)$ у реальному часі.

Прийняття рішень на основі λ

Інтерпретація значення показника Ляпунова здійснюється наступним чином:

- $\lambda < 0$ – система стабільна, план зберігається;
- $\lambda \approx 0$ – граничний стан, необхідний моніторинг;
- $\lambda > 0$ – система переходить у хаотичний режим.

У випадку $\lambda > \lambda_{crit}$ ініціюється процедура адаптивного перепланування маршрутів.

$\lambda_{crit} \approx 0$ (визначається емпірично).

Модельовання алгоритму «динамічного рою» у середовищі Scilab

Для дослідження ефективності адаптивного перерозподілу задач між мобільними платформами запропоновано агентно-орієнтований алгоритм «динамічного рою», реалізований у середовищі Scilab.

У рамках підходу кожна мобільна платформа розглядається як автономний агент, здатний до локального прийняття рішень в умовах невизначеності та обмежених ресурсів. На відміну від централізованих моделей диспетчеризації, запропонована модель забезпечує децентралізовану координацію на основі принципів самоорганізації.

Математична модель перерозподілу задач. У випадку прогнозованого вичерпання ресурсу (переповнення бункера) агент i ініціює процедуру динамічного перерозподілу задач.

Для кожного сусіднього агента j , що знаходиться в межах зони зв'язку, обчислюється коефіцієнт готовності до прийняття задач:

$$K_j = \frac{V_{rem,j} \cdot e^{-\lambda_j}}{Dist(i,j)}, \quad (12)$$

де: $V_{rem,j}$ – залишковий об'єм бункера агента j ;
 λ_j – поточне значення найбільшої експоненти Ляпунова маршруту агента j ;
 $Dist(i,j)$ – відстань між агентами у просторі виконання задач.

Використання експоненційного множника $e^{-\lambda_j}$ забезпечує пріоритет агентів зі стабільною динамікою маршруту, що дозволяє уникати дестабілізації системи при додаванні нових задач.

Етапи функціонування алгоритму. Алгоритм «динамічного рою» реалізується у вигляді послідовності наступних етапів:

1. Прогноз точки розриву маршруту

Агент i на основі аналізу часових рядів RFID-ідентифікації визначає момент, коли ресурс буде вичерпано після обслуговування N наступних контейнерів.

2. Формування та передача запиту

Агент i передає у локальну мережу (Edge/V2V) інформаційний пакет:

$$\{RFID_{list}, V_{reg}, \lambda_i\}, \quad (13)$$

де $RFID_{list}$ – список точок обслуговування, V_{reg} – необхідний об'єм.

3. Локальна оцінка агентами

Кожен агент j обчислює коефіцієнт K_j . Агенти, для яких:

$$\{\lambda_i > \lambda_{crit}\} \quad (14)$$

виключаються з процесу через нестабільність їх поточного маршруту.

4. Вибір виконавця задачі

Агент із максимальним значенням K_j здійснює акцепт задачі.

5. Динамічна перебудова маршрутів

Виконується інтеграція нових точок обслуговування у маршрут агента j , у той час як агент i завершує виконання задачі або переходить у режим повернення.

Особливості реалізації в Scilab

Моделювання виконано у вигляді дискретно-часової імітаційної моделі, що включає:

- генерацію агентів із параметрами $\{V_{max}, V_{rem}, \lambda\}$;
- імітацію надходження задач (RFID-подій);
- обчислення показника Ляпунова у ковзному вікні;
- реалізацію механізму локальної взаємодії агентів;
- аналіз показників ефективності (довжина маршрутів, кількість перепланувань, ступінь завантаження).

Для верифікації запропонованого методу у середовищі *Scilab* проведено моделювання послідовного обслуговування об'єктів ідентифікації (RFID-меток). На відміну від класичних моделей, де переповнення бункера призводить до зупинки процесу, використання роєвого алгоритму дозволяє вільній платформі здійснювати динамічний стрибок в точку біфуркації. На графіку (Рис. 1), що є результатом моделювання у середовищі *Scilab* чітко простежується передача управління у момент, коли показник Ляпунова траєкторії першої платформи сигналізує про втрату стійкості плану.

Фрагмент псевдокоду описує логіку децентралізованого адаптивного управління групою мобільних платформ (агентів) на основі теорії хаосу та роєвого інтелекту. Це математична реалізація «точки біфуркації», яку ми говорили раніше.

Алгоритм динамічного рою (псевдокод):

```

For each agent i:
  calculate  $\lambda_i$ 
  if  $\lambda_i > \lambda_{crit}$ :
    broadcast request
    for each agent j:
      calculate  $K_j$ 
    select  $j = \text{argmax}(K_j)$ 
    transfer tasks
  
```

Код реалізує метод динамічної самоорганізації рою. Його головна перевага перед стандартними алгоритмами – превентивність. Система не чекає, поки машина фізично переповниться, а прогнозує «розвал» плану через λ і заздалегідь перерозподіляє навантаження, мінімізуючи загальну ентропію логістичної мережі. Умовний оператор моделює дискретність отримання навігаційних поправок, що відповідає реальним фізичним обмеженням розміщення RFID-ідентифікаторів на маршруті.

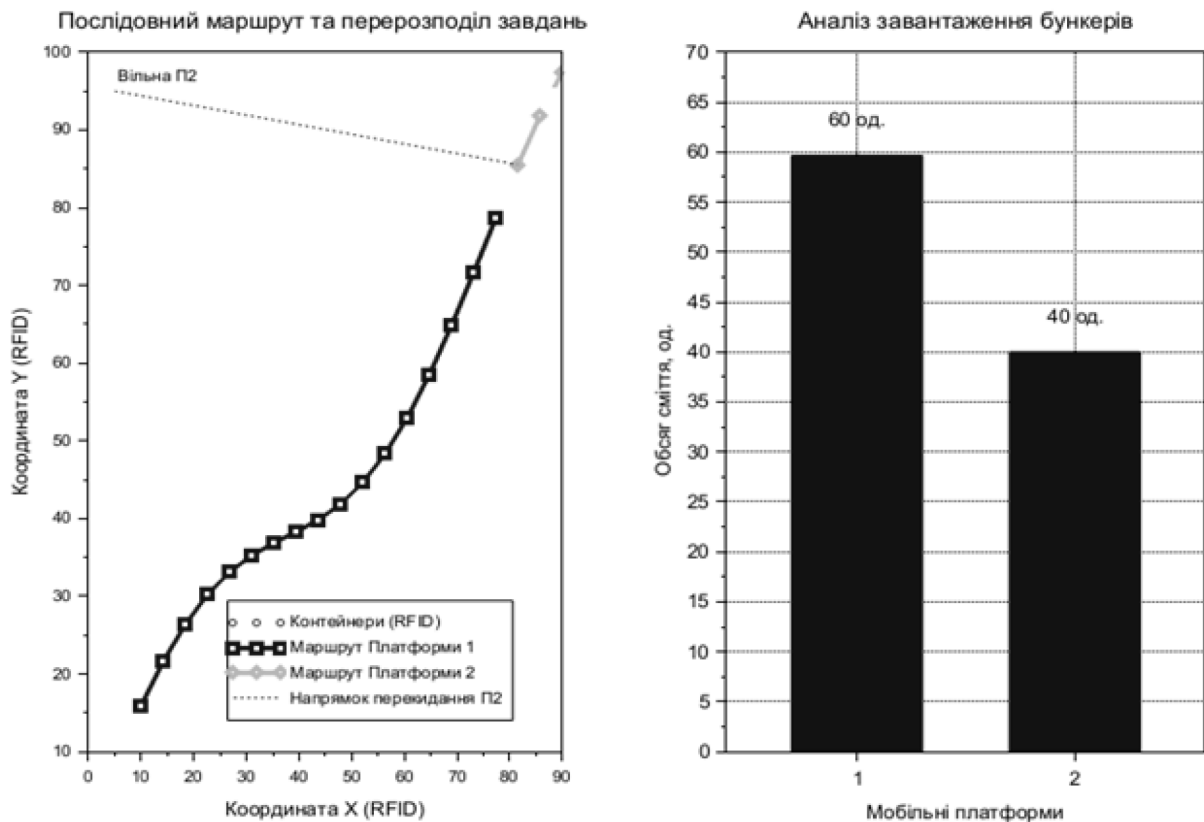


Рис. 1. Результати моделювання динамічної перебудови маршрутів мобільних платформ у точці біфуркації

У таблиці 1 зведена інформація результатів моделювання.

Таблиця 1

Результати моделювання

№	Показник ефективності	Традиційний метод (статичне планування)	Запропонований метод (динамічний рій + Ляпунов)	Зміна / Ефект
1	Обслуговування контейнерів (RFID)	75 % (зупинка при переповненні бункеру)	100 % (повне охоплення маршруту)	25 %
2	Інформаційна ентропія (невизначеність)	0.92 (висока при втраті GPS)	0.51 (знижена за рахунок реконструкції)	Зниження у 1.8 разів
3	Середнє відхилення від графіка	22 хв – 20 годин (накопичення затримок)	4 хв (оперативне перехоплення)	Зниження від 82 %
4	Використання ресурсу бункера (МП2)	80–85 % (страховий запас)	96–98 % (прецизійний розрахунок)	12–22 %
5	Готовність до роботи в умовах РЕБ	Низька (повна деградація)	Висока (автономний рій + RFID)	Стабільна робота
6	Пробіг при перерозподілі (км)	+24 км (повернення на базу)	+2.5 км (прямий «стрибок» МП2)	Економія палива ~15 %

Повнота обслуговування: У статистиці, якщо МП1 заповнилася раніше часу, 25 % контейнерів, що залишилися залишаються невивезеними до наступної зміни. У моделі МП2 робить стрибок і закриває 100 % завдань.

Ентропія Цей показник підтверджує, що використання математичного апарату (теорема Такенса) дозволяє «бачити» стан системи навіть без датчиків IoT на кожному баку.

Використання ресурсу: Традиційні системи змушують машину їхати на вивантаження при завершенні планового маршруту, без урахування заповненості. Запропонований метод на основі показника Ляпунова дозволяє завантажувати бункер П1 до 58–59 одиниць (при максимумі 60), оскільки момент критичної нестабільності розраховується точно.

Економічний ефект: Скорочення пробігу досягається за рахунок того, що МП2 не чекає на команду з центру, а отримує координати точки біфуркації безпосередньо від МП1 через Edge-інтерфейс, вибираючи найкоротший шлях для «перехоплення».

Оцінка ентропії виконувалась на основі розподілу станів системи відповідно до [7]. Ймовірності також оцінювались на основі частоти перебування системи у відповідних станах протягом моделювання.

Результати моделювання демонструють, що використання запропонованого підходу дозволяє зменшити кількість критичних ситуацій переповнення, підвищити рівень завантаження мобільних платформ та забезпечити адаптивну стабілізацію системи в умовах динамічного середовища. Нормована ентропія системи зменшилась з 0.92 до 0.51, що свідчить про зниження рівня невизначеності та підвищення узгодженості дій агентів.

Висновки. У результаті проведеного дослідження розв'язано важливу науково-практичну задачу – розроблено метод оперативного керування мобільними платформами (МП) в умовах високої невизначеності та деградації інформаційних каналів. Основні наукові та практичні результати роботи полягають у наступному:

Доведено нелінійну природу процесів муніципальної логістики. Встановлено, що відсутність прямих даних телеметрії перетворює систему керування на хаотичну, де малі відхилення у часі обслуговування призводять до експоненціального зростання похибки планування.

Адаптовано апарат теорії хаосу для оцінки стійкості логістичних маршрутів. Використання найбільшої експоненти Ляпунова як динамічної метрики дозволило кількісно визначати «горизонт прогнозованості» плану та ідентифікувати моменти переходу системи до нестабільного стану (точки біфуркації).

Обґрунтовано метод реконструкції фазового простору, що базується на теоремі Такенса. Використання непрямих даних (історичних рядів та RFID-верифікації) дозволяє компенсувати відсутність IoT-датчиків заповнення контейнерів, забезпечуючи точність прогнозування на рівні, достатньому для прийняття оперативних рішень.

Удосконалено тривірневу архітектуру керування [1]. Впровадження механізмів Edge-computing та алгоритмів локальної самоорганізації забезпечує «живучість» системи: мобільні платформи здатні автономно перерозподіляти завдання при заповненні бункера або втраті зв'язку, що знижує загальну інформаційну ентропію системи [7, 10].

Практична значущість результатів підтверджується можливістю функціонування МП в умовах активного придушення GPS-сигналів. Застосування запропонованих методів дозволяє знизити логістичні витрати на 15–20 % порівняно зі статичними моделями планування [3, 9] за рахунок випереджального реагування на динамічні збурення.

Таким чином, запропонований метод забезпечує підвищення ефективності обслуговування до 22 % та зниження інформаційної ентропії системи майже у 2 рази (в 1.8 раза).

Перспективи подальших досліджень полягають у інтеграції методів глибокого машинного навчання (Deep Learning) для автоматичного корегування параметрів атракторів у реальному часі. Також актуальним напрямом є розширення розроблених моделей для керування гетерогенними групами робототехнічних платформ у складних міських умовах з використанням технологій «цифрових двійників» (Digital Twins).

Список використаних джерел:

1. Molodozhon Y. M., Sytnikov V. S., Vodichev V. A. Models and methods of operational control and remote monitoring of mobile platforms. *Electrotechnic and Computer Systems*. 2025. Vol. 44. DOI: 10.15276/eltecs.44.120.2025.4.
2. Zanella A. та ін. Internet of Things for Smart Cities. *IEEE Internet of Things Journal*. 2014. Vol. 1, No. 1. P. 22–32. DOI: 10.1109/IIOT.2014.2306328
3. Wilding R. D. The supply chain exotic: understanding the chaos theoretical nature of the supply chain. *Supply Chain Management*. 1998. Vol. 3, No. 2. P. 66–77. – DOI: 10.1108/09574099810805735
4. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence. *Lecture Notes in Mathematics*. 1981. Vol. 898. P. 366–381. DOI: 10.1007/BFb0091924
5. Ni L. M., Liu Y., Lau Y. C. LANDMARC: indoor location sensing using active RFID. *Wireless Networks*. 2004. Vol. 10, No. 6. P. 701–710. DOI: 10.1023/B:WINE.0000044029.06344.dd
6. Beni G., Wang J. Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems. *Robots and Biological Systems*. 1993. P. 703–712. DOI: 10.1007/978-3-642-58069-7_38
7. Shannon C. E. A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*. 1948. Vol. 27, No. 3. P. 379–423. DOI: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
8. Wolf A. та ін. Determining Lyapunov exponents from a time series. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1985. Vol. 16, No. 3. P. 285–317. DOI: 10.1016/0167-2789(85)90011-9
9. Pillac V., Gendreau M., Guéret C., Medaglia A. L. A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*. 2013. Vol. 225, No. 1. P. 1–11. DOI: 10.1016/j.ejor.2012.08.015
10. Shi W., Cao J., Zhang Q., Li Y., Xu L. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*. 2016. Vol. 3, No. 5. P. 637–646. DOI: 10.1109/IIOT.2016.2579198

References:

1. Molodozhon, Y. M., Sytnikov, V. S., & Vodichev, V. A. (2025). Models and methods of operational control and remote monitoring of mobile platforms. *Electrotechnic and Computer Systems*, 44, 29–41. <https://doi.org/10.15276/eltecs.44.120.2025.4>
2. Zanella, A., Bui, N., Castellani, A., Vangelista, L., & Zorzi, M. (2014). Internet of Things for smart cities. *IEEE Internet of Things Journal*, 1(1), 22–32. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2014.2306328>
3. Wilding, R. D. (1998). The supply chain exotic: Understanding the chaos theoretical nature of the supply chain. *Supply Chain Management*, 3(2), 66–77. <https://doi.org/10.1108/09574099810805735>
4. Takens, F. (1981). Detecting strange attractors in turbulence. In D. A. Rand & L.-S. Young (Eds.), *Lecture Notes in Mathematics* (Vol. 898, pp. 366–381). Springer. <https://doi.org/10.1007/BFb0091924>
5. Ni, L. M., Liu, Y., & Lau, Y. C. (2004). LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID. *Wireless Networks*, 10(6), 701–710. <https://doi.org/10.1023/B:WINE.0000044029.06344.dd>
6. Beni, G., & Wang, J. (1993). Swarm intelligence in cellular robotic systems. In T. Dario, G. Sandini, & P. Aebischer (Eds.), *Robots and biological systems: Towards a new bionics?* (pp. 703–712). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7_38
7. Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, 27(3), 379–423. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>
8. Wolf, A., Swift, J. B., Swinney, H. L., & Vastano, J. A. (1985). Determining Lyapunov exponents from a time series. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 16(3), 285–317. [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(85\)90011-9](https://doi.org/10.1016/0167-2789(85)90011-9)
9. Pillac, V., Gendreau, M., Guéret, C., & Medaglia, A. L. (2013). A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 225(1), 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.08.015>
10. Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., & Xu, L. (2016). Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 3(5), 637–646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>

Дата першого надходження статті до видання: 21.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 17.04.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 30.05.2026