

УДК 656.2

**ПРЕДИКТИВНІ СИСТЕМИ СПОСТЕРЕЖЕННЯ В ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКАХ:
ВІД РЕАКТИВНОГО МОНІТОРИНГУ ДО ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛІННЯ**

Канд. техн. наук В. М. Прохоров, д-р техн. наук Л. А. Пархоменко,
канд. техн. наук О. В. Бурлуцький, асп. О. О. Логозинський

**PREDICTIVE MONITORING SYSTEMS IN DIGITAL TWINS OF TRANSPORT HUBS:
TRANSITIONING FROM REACTIVE CONTROL TO PROACTIVE OPERATIONAL
MANAGEMENT**

PhD (Tech.) V. Prokhorov, D.Sc (Tech.) L. Parkhomenko,
PhD (Tech.) O. Burlutskyi, postgrad. O. Lohozynskyi

DOI: <https://doi.org/10.18664/1994-7852.216.2026.362824>



***Анотація.** У статті запропоновано перехід від реактивного управління залізничними вузлами до предиктивного моніторингу в складі цифрових двійників. На відміну від «цифрових тіней», що лише фіксують стан об'єктів, розроблений підхід базований на авіаційній логіці попередження про наближення до критичних меж. Використано гібридну архітектуру: рекурентні нейронні мережі (LSTM) для прогнозування інтенсивностей потоків і приховані марковські моделі (HMM) для ідентифікації експлуатаційних станів. Моделювання підтвердило здатність системи виявляти передумови заторів за 15–20 кроків до їх виникнення. Це створює часовий резерв для превентивного регулювання, що забезпечує стабільність вузла в умовах стохастичного навантаження.*

***Ключові слова:** цифровий двійник, предиктивний моніторинг, залізнична логістика, приховані марковські моделі, LSTM, оптимізація сортувальної станції, експлуатаційна стійкість, проактивне управління.*

***Abstract.** Modern digitalization of railway transport is increasingly adopting the Digital Twin concept. However, most current implementations function merely as «Digital Shadows», providing high-fidelity visualization of infrastructure and rolling stock but lacking tools for predictive trajectory analysis. This leads to a reactive management model where corrective actions are taken only after a crisis occurs, such as track congestion or shunting bottlenecks. This «firefighting» approach results in inefficient resource use and a loss of throughput capacity under stochastic traffic fluctuations.*

This study proposes a conceptual shift from reactive monitoring to a proactive system within a Digital Twin. The core idea is to transform the twin from a passive observer into an active predictive unit. The approach is inspired by aviation safety-critical systems, specifically Ground Proximity Warning Systems (GPWS/TAWS). By analogy, the station's control system must continuously calculate the «closure vector» toward an operational collapse—a state where input spikes exceed processing capacity, leading to a total halt of operations.

A hybrid multilayered architecture is proposed. The first layer utilizes multivariate recurrent structures (Long Short-Term Memory, LSTM) to forecast the intensities of interrelated technological flows: inbound traffic, processing rates, and outbound departure rhythms. This allows the system to identify «technological debt» and trends in queue accumulation. The second layer employs Hidden

ISSN (p) 1994-7852

ISSN (online) 2413-3795

© Прохоров В. М., Пархоменко Л. А., Бурлуцький О. В., Логозинський О. О., 2026.

Markov Models (HMM) to interpret these numerical forecasts. The system's dynamics are represented as a sequence of hidden operational states: Underutilization, Optimal, Marginal (risk zone), and Congestion (collapse). The relationship between observed flow intensities and hidden states is managed through transition matrices and emission functions, enabling real-time identification of the most probable system regime using the Viterbi algorithm.

Model verification was conducted through simulations of a shunting yard under variable loads. The results show that identifying hidden states allows for the recognition of a transition to a «Marginal» state 15–20 steps before physical congestion reaches a critical threshold. This provides a vital «time buffer» for dispatchers to implement preemptive measures, such as regulating inbound flows. The study confirms that the proposed signaling logic effectively prevents phase transitions into unmanaged congestion, stabilizing the outbound rhythm even under significant external disturbances.

The research establishes a foundation for a new generation of decision-support systems where efficiency is defined by the ability to anticipate and avoid failures. The methodology is universal and can be scaled to various transport hubs, ensuring operational resilience through the proactive management of stochastic processes.

Keywords: *Digital Twin, Predictive Monitoring, Railway Logistics, Hidden Markov Models, LSTM, Shunting Yard Optimization, Operational Resilience, Proactive Control.*

Постановка проблеми. Ефективність функціонування сучасних залізничних вузлів безпосередньо залежить від швидкості та якості ухвалення диспетчерських рішень в умовах високої стохастичності вагопотоків. Проте аналіз поточної практики експлуатації свідчить, що системи автоматизації все ще базовані на реактивній моделі управління. У такій парадигмі корегувальні дії впроваджено лише як відповідь на вже виниклу проблему – фактичне переповнення колій, затримку в роботі сортувальної гірки або зупинку вихідного потоку. Це створює ситуацію, коли диспетчерський апарат працює в режимі «гасіння пожеж», що неминує призводить до нераціонального використання ресурсів і деградації пропускнуої спроможності станції.

Критичним недоліком існуючих цифрових рішень є їхня обмеженість роллю «цифрової тіні» [1] (англ. Digital Shadow). Вони забезпечують високу точність відображення поточного стану об'єктів, проте не надають інструментів для предиктивного аналізу траєкторії розвитку ситуації. Виникає фундаментальне протиріччя: обсяг даних про дислокацію рухомого складу зростає, але якість випереджального управління не змінюється,

оскільки відсутній механізм інтерпретації накопиченої інформації в термінах майбутніх експлуатаційних ризиків.

Через це доцільно звернутися до досвіду авіаційної галузі, де безпека польотів забезпечена системами попередження про наближення до землі (GPWS/TAWS). Основна цінність таких систем полягає не в констатації поточної висоти, а безперервному обчисленні вектора зближення з критичною точкою. Для залізничної станції такою «точкою зіткнення» є стан експлуатаційного колапсу, коли стохастичні сплески вхідного потоку перевищують переробну спроможність і блокують маневрові операції. Проблема полягає в тому, що традиційні методи моніторингу не здатні розпізнати перехід системи від нормального функціонування до передкризового стану на етапі, коли ситуація ще є керованою.

Додатковим аспектом проблеми є економічна неефективність режимів недовантаження. Простій маневрових потужностей та очікування накопичення составів генерують приховані втрати вагоно-годин, які часто ігнорують за реактивного управління, оскільки система сфокусована лише на подоланні явних заторів. Отже, постає завдання розроблення

предиктивної системи спостереження, яка б у складі цифрового двійника могла автоматично ідентифікувати приховані режими роботи станції та прогнозувати час до настання критичного стану. Для цього потрібно створити математичний апарат, здатний не просто екстраполювати потоки, а й якісно класифікувати стани системи, забезпечуючи перехід від простої візуалізації даних до інтелектуальної підтримки ухвалення рішень за принципом «Warning/Caution».

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сьогодні інтерес до впровадження технології цифрових двійників на залізничному транспорті вийшов далеко за межі суто теоретичних дискусій. Це обумовлено об'єктивною необхідністю переходу від простої фіксації подій до систем, здатних прогнозувати розвиток ситуації в реальному часі. Величезний масив сучасних досліджень зосереджений на пошуку способів об'єднання потоків даних від інфраструктури, рухомого складу та систем керування в єдину інтелектуальну модель. Аналіз поточної наукової літератури дає змогу виділити кілька основних напрямів, що визначають сучасний вектор розвитку цієї технології та вказують на існуючі прогалини в частині операційної ефективності предиктивних моделей.

У статті [2] подано систематичний огляд 91 публікації, який аналізує застосування цифрових двійників у чотирьох важливих підсистемах залізниці (колії, споруди, рухомий склад, контактна мережа), визначаючи критичну роль IoT, AI і хмарних обчислень для оптимізації обслуговування та підвищення безпеки. Однак в огляді не запропоновано єдиної архітектурної моделі для подолання проблем інтеперабельності даних між різними підсистемами, а також не проведено порівняльний аналіз економічної ефективності між хмарними та локальними рішеннями впровадження.

У статті [3] подано таксономію для цифрових двійників у залізничній галузі (DTR), яка систематизує сучасний стан технології на ранньому етапі її впровадження та надає чіткі орієнтири для розробників і дизайнерів таких систем. Однак у роботі не запропоновано конкретних методів інтеграції різнорідних технологій (моделювання, комп'ютерного зору, IoT) у єдину архітектуру, а також не проведено емпіричного порівняння ефективності запропонованих підходів на реальних залізничних об'єктах.

У статті [4] запропоновано багатопланову класифікацію для аналізу застосування цифрових двійників у залізничному секторі на основі огляду 58 наукових публікацій, що дає змогу систематизувати поточний стан і визначити перспективи переходу до Rail 4.0. Однак в огляді не наведено конкретних кейсів впровадження з кількісними показниками ефективності, а також не проаналізовано проблеми інтеграції цифрових двійників з існуючою застарілою інфраструктурою та питання кібербезпеки таких систем.

У статті [5] запропоновано чотирирівневу архітектуру цифрового двійника, яка інтегрує мобільні дані, глибоке навчання та імітаційне моделювання для прогнозування пасажиропотоків на станціях залізниці в умовах збоїв у русі на прикладі мережі Сіднея. Однак запропоноване рішення базовано виключно на мобільних даних без урахування інших джерел (камери відеоспостереження, дані квиткових систем), а також не розглянуто питання масштабованості запропонованої архітектури для менш цифровізованих залізничних мереж.

У статті [6] на прикладі інфраструктурного цифрового двійника AVATAR французької залізничної компанії SNCF Réseau продемонстровано підхід щодо оновлення моделі через інтеграцію різнорідних джерел даних (хмари точок, зображення, IoT) із переходом від

класичного до інтелектуального управління активами. Однак у роботі не розкрито механізмів вирішення конфліктів між даними з різних джерел під час автоматичного розпізнавання об'єктів, а також не наведено кількісних показників точності оновлення моделі порівняно з традиційними методами.

У статті [7] запропоновано методологію автономного налаштування параметрів тягового контролю в межах цілісної залізничної цифрової системи-двійника з використанням глибокого навчання з підкріпленням (RL) через співсимуляцію багатотільної динамічної моделі та контролера тяги. Однак у роботі не розглянуто питання інтеграції запропонованого RL-підходу з існуючими системами керування рухом у реальному масштабі часу, а також не наведено порівняльного аналізу обчислювальних витрат RL-методу порівняно з традиційними підходами щодо налаштування параметрів.

У статті [8] на прикладі великої італійської залізничної станції подано прототип імітаційного цифрового двійника, який забезпечує прогнозування пішохідних потоків, раннє попередження про затори, планування евакуації та інтелектуальне керування турнікетами, створюючи замкнену систему управління. Однак у роботі не розглянуто питання довгострокової масштабованості запропонованого рішення для мережі станцій із різним рівнем технічного оснащення, а також не наведено кількісних показників ефективності порівняно з традиційними методами управління безпекою.

Узагальнюючи наведений огляд, можна констатувати парадоксальну ситуацію: попри значний масив досліджень у сфері цифровізації, переважна більшість робіт обмежені питаннями моніторингу, класифікації активів або предиктивного обслуговування окремих технічних вузлів. Питання предиктивного управління експлуатаційним станом об'єкта як цілісної

системи залишаються практично нерозкритими. Існуючі моделі успішно фіксують поточні збої, проте вони не пропонують дієвих механізмів випереджального реагування на основі динамічного прогнозу траєкторії руху системи до критичних меж. Фактично сучасний науковий дискурс ігнорує необхідність переходу від пасивного спостереження до активного запобігання заторам, що робить розроблення алгоритмів раннього попередження не просто актуальним, а критично необхідним кроком для реальної трансформації залізничної логістики.

Мета та задачі дослідження. Метою дослідження є перехід від констатації фактів до випереджального аналізу динаміки складних систем. Основна ідея полягає у зміні самої логіки контролю: замість того, щоб реагувати на критичні стани, що вже настали, необхідно навчити систему розпізнавати траєкторію наближення до них. Це дасть змогу ухвалювати корегувальні рішення в той момент, коли ситуація ще залишається керованою і не потребує екстрених заходів.

Для реалізації такого підходу необхідно насамперед виявити ознаки, за якими можна заздалегідь ідентифікувати зміну режимів роботи і їхню потенційну деградацію. Це передбачає аналіз взаємозв'язків між вхідними та вихідними параметрами системи, щоб зрозуміти, як короткочасні коливання впливають на загальну стабільність процесу в майбутньому. Важливим моментом є розроблення методу, який би давав змогу переводити накопичену інформацію в чітку систему сигналів про стан об'єкта. Підтвердження ефективності запропонованого підходу здійснюється через аналіз різних сценаріїв навантаження, що допомагає переконатися в його здатності вчасно виявляти загрози зупинки або втрати ритмічності процесу.

Викладення основного матеріалу дослідження. Побудова ефективної системи випереджального спостереження потребує

насамперед чіткої ідентифікації станів, у яких може перебувати об'єкт залежно від інтенсивності вхідних і вихідних потоків. Спираючись на існуючі підходи щодо експлуатаційної класифікації, можна виділити кілька характерних режимів, що визначають динаміку системи. Перший із них пов'язаний із ситуацією недовантаження, коли наявні технічні ресурси використовують не в повному обсязі через низьку інтенсивність зовнішніх впливів. Незважаючи на відсутність прямих затримок, цей стан є неефективним відносно загальної продуктивності, оскільки призводить до прихованих втрат часу в очікуванні накопичення необхідного обсягу роботи.

Для переходу до оптимального режиму характерний баланс між надходженням завдань і швидкістю їх обробки. Саме цей стан є цільовим для управління, оскільки забезпечує ритмічність процесів за мінімальних питомих витрат. Проте стохастичний характер зовнішнього середовища неминує призводить до зміщення робочої точки в бік граничного завантаження. У цьому стані система ще справляється з потоком, але втрачає запас стійкості до випадкових коливань. Будь-яка короточасна затримка на етапі переробки в такому режимі запускає ланцюгову реакцію накопичення черг, що з високою ймовірністю веде до фазового переходу системи у стан затору. Стан затору є критичним, оскільки вхідний потік починає блокувати внутрішні технологічні зв'язки, що призводить до різкої деградації вихідної спроможності.

Проблема управління полягає в тому, що межі між цими станами не є явними і часто розмиті в часі. Традиційні засоби моніторингу фіксують лише поточні параметри, не враховуючи «інерцію» переходу від одного режиму до іншого. Для вирішення цього завдання запропоновано розглядати динаміку системи як послідовність прихованих станів, які неможливо виміряти безпосередньо, але можна ідентифікувати через опосередковані

ознаки – коливання інтенсивностей на різних етапах технологічного циклу.

Така логіка допомагає змінити фокус спостереження: замість аналізу кількісних показників наповнення системи ми переходимо до аналізу ймовірностей перебування в конкретному режимі. Це дає змогу розпізнати ознаки наближення до затору ще в той момент, коли зовнішні параметри потоку виглядають стабільними, але внутрішня структура взаємозв'язків уже свідчить про втрату ритмічності. Такий підхід створює фундамент для формування попереджувальних сигналів, що за своєю суттю є аналогом авіаційних алгоритмів оцінювання безпечної траєкторії.

Продовжуючи логіку розпізнавання станів, необхідно звернути увагу на те, що кількісні показники потоків самі по собі не є вичерпними для предиктивного аналізу. Традиційна фіксація обсягів на вході та виході дає лише миттєвий зріз ситуації, залишаючи поза увагою динамічну «пам'ять» системи. Для того щоб виявити ознаки деградації технологічного процесу ще до появи видимих затримок, доцільно розглядати систему через призму багатовимірних часових рядів, де інтенсивності приймання, внутрішньої переробки та відправлення аналізують у їхньому тісному взаємозв'язку.

Математично такий підхід базований на використанні рекурентних структур, здатних накопичувати інформацію про попередні стани та використовувати її для уточнення майбутньої траєкторії. Це допомагає врахувати інерційність маневрової роботи і нерівномірність підходу поїздів не як випадковий шум, а як структуровану послідовність подій. У поєднанні з імовірнісним апаратом класифікації така модель дає змогу отримати не просто чисельний прогноз, а якісну оцінку – міру наближення до критичного стану.

Головна перевага такого підходу полягає в можливості сегментувати спостережувану динаміку на окремі фази,

що змінюють одна одну з певною ймовірністю. Це дає змогу виявити моменти «зародження» затору, коли вхідний потік формально ще не перевищив пропускну спроможність, але структура взаємодії між етапами обробки вже свідчить про втрату стійкості. Такий аналіз допомагає реалізувати логіку випереджального попередження, де система сигналізує не про факт виникнення проблеми, а про небезпечну тенденцію її розвитку.

Отже, в основу алгоритмічного забезпечення системи покладено принцип, математично аналогічний диференційному захисту в електроенергетиці. Якщо традиційні методи сфокусовані на абсолютному значенні зайнятості колій, то запропонована модель аналізує «різницю потенціалів» між вхідними та вихідними технологічними потоками та ще й враховує інерцію.

Для підтвердження працездатності запропонованих принципів було проведено серію експериментів із використанням моделей, що імітують різні експлуатаційні умови. Аналіз результатів показав, що ідентифікація прихованих станів допомагає розпізнати перехід до граничного завантаження значно раніше, ніж традиційні методи контролю накопичення. Зокрема, це дає диспетчерському апарату додатковий часовий ресурс для превентивного регулювання темпів роботи, що в підсумку дає змогу уникнути фазового переходу системи у стан некерованого затору і стабілізувати ритмічність вихідного потоку навіть в умовах значних стохастичних збурень.

Математичний апарат та опис моделі спостереження. Для реалізації предиктивного аналізу станцію подано як динамічну систему, стан якої в кожен момент часу t описано вектором інтенсивностей технологічних потоків:

$$\Lambda(t) = [\lambda_{in}(t), \lambda_{form}(t), \lambda_{dep}(t)], \quad (1)$$

де $\lambda_{in}(t)$ – інтенсивність прибуття поїздів;

$\lambda_{form}(t)$ – темп розформування на гірці;

$\lambda_{dep}(t)$ – інтенсивність відправлення сформованих составів.

Оскільки ці параметри мають стохастичну природу та часову залежність, для їх прогнозування на глибину k кроків застосовано рекурентну структуру з пам'яттю (англ. Long Short-Term Memory, LSTM) [9]. На відміну від класичних авторегресійних моделей, така архітектура допомагає врахувати накопичення «технологічного боргу» станції: якщо темп розформування λ_{form} тривалий час нижчий за λ_{in} , система ідентифікує це не просто як коливання, а як тренд до переповнення колій.

Проте отриманий прогноз $\hat{\Lambda}(t+k)$ є лише набором чисельних значень. Для їх інтерпретації введено апарат прихованих марковських моделей (англ. Hidden Markov Models, HMM) [10]. Припускають, що система перебуває в одному з прихованих експлуатаційних станів $S = \{s_1, s_2, s_3, s_4\}$:

- s_1 – нормальний режим;
- s_2 – оптимальний (цільовий) режим;
- s_3 – напружений (зона ризику);
- s_4 – важкий, експлуатаційний затор (колапс) [11].

Імовірність перебування системи в певному стані визначена через матрицю переходів $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$, де $a_{ij} = P(q_{t+1} = s_j | q_t = s_i)$ – імовірність переходу з режиму i в режим j . Зв'язок між спостережуваними потоками $\Lambda(t)$ і прихованими станами S задано функцією емісії, що допомагає системі в реальному часі обчислювати найбільш імовірну послідовність режимів за алгоритмом Вітербі [12].

Така дворівнева структура дає змогу виявити момент, коли ймовірність переходу $P(s_2 \rightarrow s_3)$ починає зростати, що є математичним еквівалентом сигналу «Caution». Якщо ж прогнозна траєкторія вказує на неминучий перехід у стан s_4 , система активує режим «Warning», розраховуючи залишковий час до повної зупинки підсистеми розформування/формування.

Формування інформаційного базису та аналіз результатів. Для верифікації запропонованого підходу було сформовано динамічну модель експлуатаційного середовища, що відтворює роботу сортувального вузла в умовах змінної інтенсивності підходу поїздів. Інформаційну основу дослідження складають часові ряди, що являють собою вектори $\Lambda(t)$ із дискретністю 1 хв. Такий рівень деталізації дає змогу вловити мікроколивання технологічних процесів, які зазвичай нівельовані за годинного або змішаного планування, але є критичними для виникнення локальних заторів.

Структура вхідних даних відображає три основні фази:

1. *Вхідний потік:* стохастичні «пачки» поїздів, що прибувають на станцію, створюючи пікові навантаження на систему приймання.
2. *Технологічна переробка:* динаміка роботи сортувальної гірки, темп якої обмежений технічними параметрами та поточним станом колійного розвитку.
3. *Вихідний потік:* ритмічність відправлення сформованих составів, що залежить від наявності локомотивів і вільності перегонів.

Під час моделювання було відтворено сценарій поступової деградації пропускну спроможності. На початкових етапах, коли система перебуває в стані s_2 (оптимальний), прогнозна модель LSTM фіксує стабільні кореляції між входом і виходом. Проте зі штучним збільшенням λ_{in} і виникненням затримок у λ_{form} апарат НММ починає

фіксувати зміщення ймовірнісних оцінок у бік стану s_3 .

Для дешифрування найбільш імовірної послідовності експлуатаційних станів системи на основі вихідних даних прогнозу LSTM застосовано алгоритм Вітербі. Важливим результатом є те, що перехід до «граничного» стану ідентифікує система за достатній час, для того щоб змінити ситуацію, як фактичне накопичення вагонів досягне критичної позначки. Цього досягають за рахунок того, що алгоритм Вітербі аналізує не тільки поточне значення вектора $\Lambda(t)$, а і найбільш імовірну траєкторію переходу між станами в матриці \mathbf{A} .

Використання цього апарату динамічного програмування дає змогу мінімізувати вплив короточасних стохастичних флуктуацій у вхідних потоках, які могли б спричинити хибну зміну ідентифікованого режиму. Алгоритм Вітербі забезпечує пошук глобально оптимальної траєкторії функціонування транспортного вузла, ураховуючи як миттєві ймовірності відповідності потоків певному стану, так і структурні обмеження матриці перехідних ймовірностей НММ, що гарантує високу стійкість системи моніторингу. Отже, система розпізнає «втрату ритмічності» як передвісник затору.

Використання LSTM дає змогу компенсувати відсутність довготривалої пам'яті в класичних марковських моделях. LSTM формує предиктивний базис, ураховуючи ретроспективну динаміку потоків, тоді як НММ забезпечує стійку класифікацію експлуатаційних станів, нівелюючи випадкові стохастичні коливання за рахунок матриці ймовірностей переходів (рис. 1).

На рис. 2 наведено результати імітаційного моделювання роботи станції в умовах нерівномірного підходу поїздів. Графік демонструє прогнозну динаміку зміни інтенсивностей вхідних і вихідних потоків, а також працездатність алгоритму предиктивної класифікації експлуатаційних станів системи.

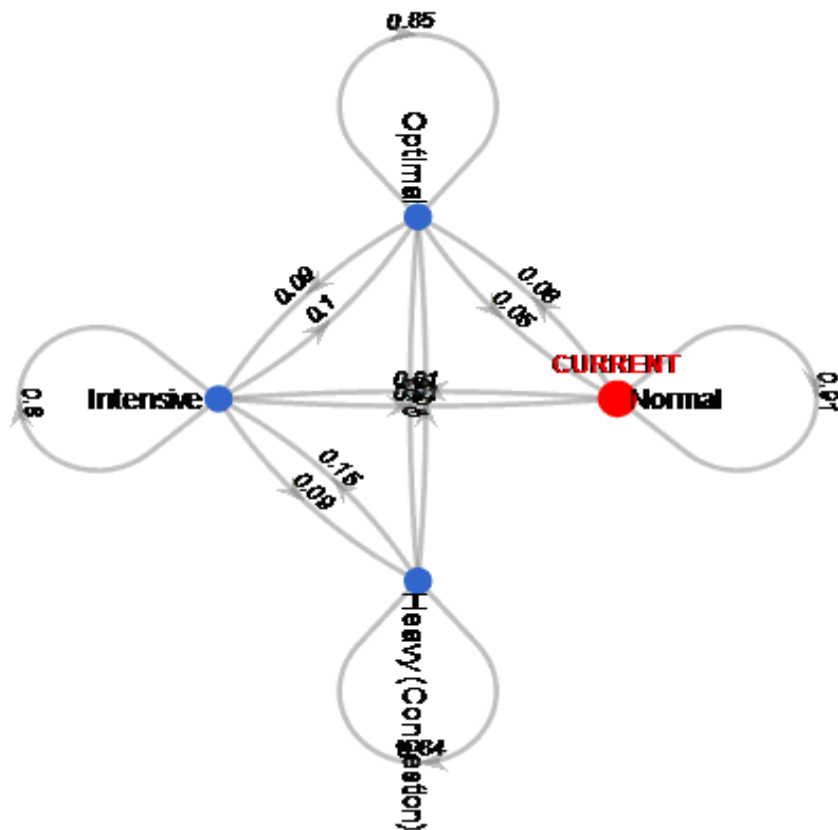


Рис. 1. Топологія графа переходів прихованої марковської моделі, що відтворює логіку зміни режимів роботи сортувальної станції

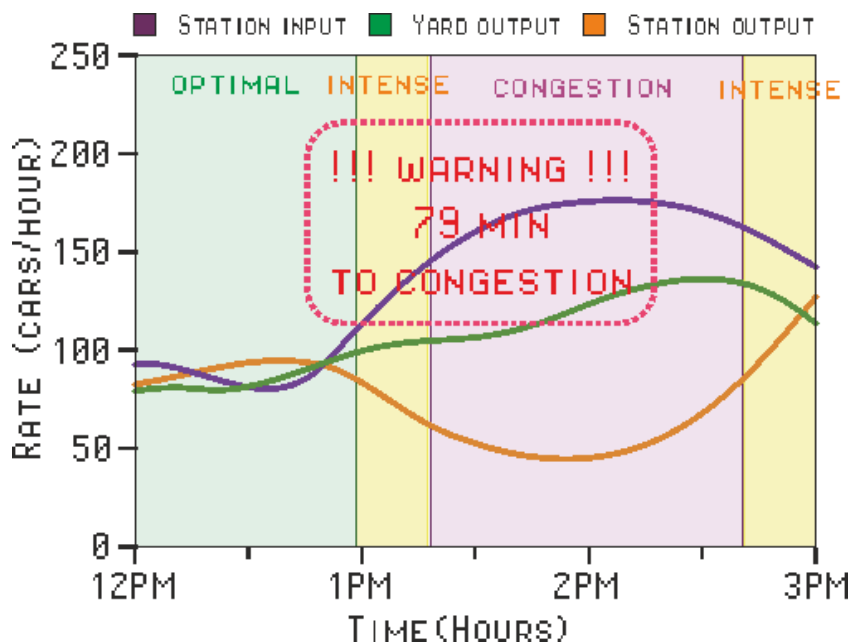


Рис. 2. Прогностична панель цифрового двійника станції: ідентифікація експлуатаційних станів і розрахунок часу до настання затору на основі аналізу трендів вхідних і вихідних потоків

На графіках результатів чітко спостерігають момент активації випереджального попередження. У той час як традиційні методи моніторингу подають сигнал лише з досягненням порогового значення зайнятості колій (що в авіаційній логіці відповідало б безпосередньому зіткненню), запропонована модель формує сигнал на основі динамічного тренду. Це підтверджує можливість переходу до предиктивного управління, де диспетчер отримує інформацію про неминучість затору в момент, коли система ще має запас часу для регулювання вхідного потоку або інтенсифікації маневрової роботи.

У період із 12:00 до 13:00 система фіксує режим Optimal (зелена зона), що має баланс між вхідним потоком (Station Input) і сумарною переробною спроможністю (Yard Output і Station Output). Однак із 13:00 спостерігають розходження трендів: інтенсивність прибуття починає зростати за одночасного зниження темпів відправлення.

Алгоритм ідентифікації станів переводить систему в режим Intense (жовта зона), фіксуючи наростаючий інтегральний небаланс. Головною перевагою моделі є генерація попереджувального сигналу (Warning) у момент часу, коли фактичний затор ще не настав. Система розраховує показник Time-to-Congestion (у цьому прикладі – 79 хв), що дає диспетчерському апарату достатній часовий резерв для ухвалення регулювальних заходів (зміна спеціалізації колій, підсилення локомотивів або корегування плану підведення поїздів) до переходу станції в критичний режим Congestion (фіолетова зона).

Висновки. Результати проведеного дослідження підтверджують життєздатність концепції переходу від пасивного цифрового моніторингу до активних предиктивних систем управління складними технологічними об'єктами. Основна наукова та практична цінність запропонованого підходу полягає у зміні самої філософії контролю: від фіксації

наслідків деградації системи до розпізнавання її динамічних передумов. Це дає змогу трансформувати цифровий двійник з інструменту візуалізації в інтелектуальний орган спостереження, здатний функціонувати в режимі реального часу за принципами, що довели свою ефективність у критичних системах авіаційної безпеки.

Застосування гібридної архітектури, що поєднує рекурентні структури з пам'яттю та імовірнісний апарат класифікації прихованих станів, дало змогу розв'язати проблему «інформаційної сліпоти» диспетчерського апарату. Замість аналізу розрізнених кількісних показників система забезпечує якісну інтерпретацію технологічного процесу, виявляючи моменти втрати ритмічності та зниження стійкості вузла ще на стадії їх зародження. Це створює необхідний часовий резерв для ухвалення превентивних рішень, що є критично важливим для запобігання фазовим переходам системи у стан некерованого затору.

Окремо слід відзначити універсальність запропонованого підходу. Орієнтація на аналіз векторів інтенсивностей потоків дає змогу абстрагуватися від конкретної технічної реалізації об'єкта і зосередитися на фундаментальних закономірностях його функціонування як динамічної системи. Це відкриває перспективи для широкого впровадження подібних предиктивних модулів у контури управління транспортними вузлами різного рівня складності, забезпечуючи стабільність їхньої роботи в умовах високої стохастичності зовнішнього середовища. Отже, робота закладає підґрунтя для створення нового покоління систем підтримки ухвалення рішень, де головним критерієм ефективності є не швидкість ліквідації збоїв, а здатність системи до їх завчасного прогнозування та уникнення.

Список використаних джерел

1. De Swaef, T., Schreel, J., Blanchy, G., Garré, S., Lootens, P., Verbrigghe, N., Vleminckx, B. & Roldán-Ruiz, I. (2026). Digital models and shadows for planning, running and interpreting field drought experiments. *Field Crops Research*, 341, 110399. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2026.110399>
2. Thompson, E. A., Lu, P., Alimo, P. K., Atuobi, H. B., Akoto, E. T. & Abbew, C. K. (2025). Revolutionizing Railway Systems: A Systematic Review of Digital Twin Technologies. *High-speed Railway*. 3. 4. DOI: 10.1016/j.hspr.2025.05.005
3. Ghaboura, S., Ferdousi, R., Laamarti, F., Yang, C. & El Saddik, A. (2023). Digital Twin for Railway: A Comprehensive Survey. *IEEE Access*, 99, 1–1. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3327042
4. Krmac, E. & Djordjevic, B. (2024). Digital Twins for Railway Sector: Current State and Future Directions. *IEEE Access*, 99, 1–1. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3439471
5. Ou, Y., Mihăiță, A.-S., Ellison, A., Mao, T., Lee, S. & Chen, F. (2025). Rail Digital Twin and Deep Learning for Passenger Flow Prediction Using Mobile Data. *Electronics*, 14 (12), 2359. DOI: 10.3390/electronics14122359
6. Issa, M., Remy, S., Ducellier, G. & Lu, L. (2023). Updating a Railway Infrastructure Digital Twin by the Integration of a Variety of Data Sources. *Transportation Research Procedia*. 72. 666–673. DOI: 10.1016/j.trpro.2023.11.453
7. Zhou, S., Kugu, O., Wurth, L. & Grafinger, M. (2024). A Reinforcement-Learning-based Parameter Tuning Methodology for Traction Control in the Holistic Railway Digital Twin System. *Procedia CIRP*. 128. 828–833. DOI: 10.1016/j.procir.2024.07.105
8. Padovano, A., Longo, F., Manca, L. & Grugni, R. (2024). Improving safety management in railway stations through a simulation-based digital twin approach. *Computers & Industrial Engineering*. 187. 109839. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109839
9. Roksvåg, T., Vandeskog, S. M., Wulff, C. O. & Wergeland, K. (2026). An LSTM network for joint modeling of streamflow and hydropower generation for run-of-river plants. *Journal of Hydrology*. 667. 134890. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2025.134890>
10. Mathew, L., Brophy, C., Donohue, I., Ross, S. R.-J. & D'Angelo, S. (2026). A general hidden Markov model framework for capturing changes in species behaviour under disturbance in acoustic time series. *Ecological Modelling*. 516. 111524. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2026.111524>
11. Пархоменко, Л. О. (2025). *Розвиток теорії управління експлуатаційною роботою залізничної системи в умовах невизначеностей і ризиків* : дис. ... д-ра техн. наук : 05.22.01. Харків. 423.
12. Hayashi, A., Iwata, K. & Suematsu, N. (2013). Marginalized Viterbi algorithm for hierarchical hidden Markov models. *Pattern Recognition*. 46 (12). 3452–3459. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2013.06.001>

References

1. De Swaef, T., Schreel, J., Blanchy, G., Garré, S., Lootens, P., Verbrigghe, N., Vleminckx, B. & Roldán-Ruiz, I. (2026). Digital models and shadows for planning, running and interpreting field drought experiments. *Field Crops Research*. 341. 110399. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2026.110399>
2. Thompson, E. A., Lu, P., Alimo, P. K., Atuobi, H. B., Akoto, E. T. & Abbew, C. K. (2025). Revolutionizing Railway Systems: A Systematic Review of Digital Twin Technologies. *High-speed Railway*. 3. 4. DOI: 10.1016/j.hspr.2025.05.005

3. Ghaboura, S., Ferdousi, R., Laamarti, F., Yang, C. & El Saddik, A. (2023). Digital Twin for Railway: A Comprehensive Survey. *IEEE Access*. 99. 1–1. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3327042
4. Krmac, E. & Djordjevic, B. (2024). Digital Twins for Railway Sector: Current State and Future Directions. *IEEE Access*. 99. 1–1. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3439471
5. Ou, Y., Mihăiță, A.-S., Ellison, A., Mao, T., Lee, S. & Chen, F. (2025). Rail Digital Twin and Deep Learning for Passenger Flow Prediction Using Mobile Data. *Electronics*. 14 (12). 2359. DOI: 10.3390/electronics14122359
6. Issa, M., Remy, S., Ducellier, G. & Lu, L. (2023). Updating a Railway Infrastructure Digital Twin by the Integration of a Variety of Data Sources. *Transportation Research Procedia*. 72. 666–673. DOI: 10.1016/j.trpro.2023.11.453
7. Zhou, S., Kugu, O., Wurth, L. & Grafinger, M. (2024). A Reinforcement-Learning-based Parameter Tuning Methodology for Traction Control in the Holistic Railway Digital Twin System. *Procedia CIRP*. 128. 828–833. DOI: 10.1016/j.procir.2024.07.105
8. Padovano, A., Longo, F., Manca, L. & Grugni, R. (2024). Improving safety management in railway stations through a simulation-based digital twin approach. *Computers & Industrial Engineering*. 187. 109839. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109839
9. Roksvåg, T., Vandeskog, S. M., Wulff, C. O. & Wergeland, K. (2026). An LSTM network for joint modeling of streamflow and hydropower generation for run-of-river plants. *Journal of Hydrology*. 667. 134890. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2025.134890>
10. Mathew, L., Brophy, C., Donohue, I., Ross, S. R.-J. & D'Angelo, S. (2026). A general hidden Markov model framework for capturing changes in species behaviour under disturbance in acoustic time series. *Ecological Modelling*. 516. 111524. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2026.111524>
11. Parkhomenko, L. O. (2025). Rozvytok teorii upravlinnya ekspluatatsiynoyu robotoyu zaliznychnoyi systemy v umovakh nevyznachenostey i ryzykiv [Development of the theory of management of the operational work of the railway system under conditions of uncertainties and risks]: dissertation ... Dr. Tech. Sciences: 05.22.01. Kharkiv. 423 [in Ukrainian].
12. Hayashi, A., Iwata, K. & Suematsu, N. (2013). Marginalized Viterbi algorithm for hierarchical hidden Markov models. *Pattern Recognition*. 46 (12). 3452–3459. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2013.06.001>

Прохоров Віктор Миколайович, кандидат технічних наук, доцент кафедри управління експлуатаційною роботою, Український державний університет залізничного транспорту. ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-8963-6467>. E-mail: prokhorov@kart.edu.ua.

Пархоменко Лариса Олексіївна, доктор технічних наук, професор кафедри управління експлуатаційною роботою, Український державний університет залізничного транспорту. ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-1647-7746>. E-mail: parhomenko@kart.edu.ua.

Бурлуцький Олексій Вікторович, кандидат технічних наук, доцент кафедри комп'ютерного моделювання та інтегрованих технологій обробки тиском, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут». ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-1902-5809>. E-mail: Oleksij.burlutskyi@khpi.edu.ua.

Логозинський Олександр Олександрович, аспірант кафедри управління експлуатаційною роботою, Український державний університет залізничного транспорту. ORCID iD: <https://orcid.org/0009-0005-0103-8259>. E-mail: logozynskyi@gmail.com.

Prokhorov Viktor, PhD (Tech), Associate Professor, department of operational work management, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-8963-6467>. E-mail: prokhorov@kart.edu.ua.

Parkhomenko Larisa, Dr. Sc (Tech), Professor, department of operational work management, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-1647-7746>. E-mail: parhomenko@kart.edu.ua.

Burlutskyi Oleksii, PhD (Tech), Associate Professor, Department of Computer Modelling and Integrated Pressure Processing Technologies, National Technical University Kharkiv Polytechnic. ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0003-1902-5809>. E-mail: Oleksij.burlutskyi@khpі.edu.ua.

Lohozynskyi Oleksandr, postgraduate student, department of operational work management, Ukrainian State University of Railway Transport. ORCID iD: <https://orcid.org/0009-0005-0103-8259>. E-mail: logozynskyi@gmail.com.

Дата надходження статті 06.03.2026 р.

Дата прийняття статті до друку 12.05.2026 р.

Дата публікації (оприлюднення) статті 29.05.2026 р.

Стаття поширюється на умовах ліцензії Creative Commons Attribution License International CC-BY