

**Калмиков О.С.**<https://orcid.org/0009-0002-7397-9785>

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

## ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ БЕЗДРОТОВИХ МЕРЕЖ

У статті розглянуто проблему забезпечення надійності бездротових мереж нового покоління в умовах зростаючої складності їх архітектури, гетерогенності та динамічного характеру параметрів функціонування. Показано, що традиційні підходи до підвищення надійності, засновані на резервуванні та реактивному управлінні ресурсами, є недостатньо ефективними для сучасних мереж 5G/6G, особливо в сценаріях із жорсткими вимогами до затримок і стабільності з'єднання. Обґрунтовано, що зростання щільності користувачів, мобільності трафіку та інтеграції різнорідних сервісів потребує переходу до принципово нових механізмів управління, здатних працювати в умовах високої невизначеності та швидкоплинних змін стану мережі.

На основі аналізу сучасних наукових досліджень обґрунтовано доцільність застосування алгоритмів штучного інтелекту як інструмента підвищення адаптивності та стабільності бездротових мереж. Надійність мережі формалізовано як багатовимірний об'єкт інтелектуального управління, що описується сукупністю показників якості обслуговування, їх часовою динамікою та імовірнісними характеристиками деградації. Запропонований підхід дозволяє розглядати надійність не як статичний показник, а як керовану характеристику, інтегровану до цільових функцій управління.

Запропоновано концепцію інтелектуалізованого управління бездротовою мережею, яка реалізує замкнений контур «моніторинг – аналіз – прогнозування – керування» з використанням алгоритмів машинного навчання, глибокого навчання та навчання з підкріпленням. Показано, що інтеграція різних класів алгоритмів штучного інтелекту дозволяє перейти від локальної оптимізації окремих параметрів до системного підвищення надійності функціонування мережі в динамічних умовах експлуатації. Особливу увагу приділено узгодженню прогнозних моделей і механізмів прийняття рішень, що забезпечує проактивний характер керування та зменшення часу реакції на деградаційні процеси.

Отримані результати формують методологічне підґрунтя для подальших експериментальних досліджень і практичної реалізації ШІ-орієнтованих механізмів управління бездротовими мережами нового покоління. Практична значущість роботи полягає у можливості використання запропонованої концепції під час проектування адаптивних систем управління для міських, промислових і критично важливих інфраструктурних сценаріїв застосування.

**Ключові слова:** бездротові мережі, надійність мережі, штучний інтелект, машинне навчання, інтелектуалізоване управління, якість обслуговування.

**Постановка проблеми.** Стрімкий розвиток бездротових мереж зв'язку зумовив їх перехід від допоміжної інфраструктури передавання даних до базової складової сучасних інформаційних, кіберфізичних та соціотехнічних систем. Сучасні дослідження підкреслюють, що бездротові мережі вже не обмежуються функціями доступу, а виступають основою для реалізації сервісів Інтернету речей, інтелектуальних транспортних систем та застосувань реального часу, що висувають жорсткі вимоги до стабільності та якості зв'язку [1, с. 2224].

Перехід до мереж п'ятого та наступних поколінь супроводжується суттєвим ускладненням архітек-

тури бездротових систем, зростанням щільності мережевих вузлів та впровадженням нових технологій, зокрема міліметрового діапазону частот і масивних антенних систем. У роботах, присвячених мережам 6G, зазначається, що підвищення продуктивності досягається ціною зростання чутливості мереж до змін середовища та мобільності користувачів, що безпосередньо впливає на надійність функціонування мережі [2, с. 27].

Подальший розвиток концепції бездротових мереж нового покоління привів до активного використання гетерогенних архітектур та розподіленого управління ресурсами. Як показано



в сучасних оглядових дослідженнях, відсутність узгоджених механізмів адаптації в таких мережах ускладнює забезпечення стабільної якості сервісів у динамічних умовах експлуатації [3, с. 3585]. Це зумовлює необхідність пошуку нових підходів до управління мережевими ресурсами з урахуванням складної взаємодії між рівнями мережі.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Одним із перспективних напрямів підвищення ефективності та надійності бездротових мереж є застосування алгоритмів штучного інтелекту. Огляд сучасних публікацій свідчить, що методи машинного та глибокого навчання активно використовуються для аналізу мережевого трафіку, прогнозування навантаження та оцінювання стану мережі [4, с. 95]. Такі підходи дозволяють перейти від статичних правил управління до адаптивних механізмів прийняття рішень.

Практичні результати використання алгоритмів штучного інтелекту для прогнозування показників якості обслуговування підтверджують можливість зниження ймовірності деградації сервісів у мобільних мережах за рахунок проактивного реагування на зміни стану мережі [5, с. 140]. Водночас у складних міських середовищах та сценаріях масового підключення пристроїв проблема надійності набуває системного характеру, що вимагає комплексного підходу.

Значну увагу в сучасних дослідженнях приділено концепції самоорганізованих та самонавчальних бездротових мереж, у яких алгоритми штучного інтелекту використовуються для автоматичного управління ресурсами та підвищення стійкості мережі до відмов [6, с. 5750]. Аналіз таких підходів показує їх потенціал для застосування в умовах високої динаміки та невизначеності.

Разом з тим, результати експериментальних і аналітичних досліджень свідчать, що більшість існуючих рішень зосереджена на окремих аспектах оптимізації, не формуючи цілісної концепції забезпечення надійності бездротових мереж [7, с. 223]. Зокрема, питання інтеграції алгоритмів штучного інтелекту в архітектуру мережі та їх взаємодії з механізмами управління залишаються відкритими.

Подальший розвиток бездротових мереж, зокрема у напрямі 6G, передбачає активне використання інтелектуальних механізмів управління для забезпечення стабільності функціонування мереж у складних умовах експлуатації [8, с. 7]. У цьому контексті надійність розглядається як інтегральна характеристика, що поєднує показники доступності, затримки та стабільності з'єднання [9, с. 273].

Але попри значний прогрес у застосуванні алгоритмів штучного інтелекту в бездротових мережах, проблема їх системного використання для підвищення надійності залишається актуальною [10, с. 39]. Це зумовлює необхідність узагальнення існуючих підходів та формування концептуальних засад використання штучного інтелекту як інструмента забезпечення надійності бездротових мереж нового покоління [11, с. 9].

**Постановка завдання.** Надійність бездротових мереж є комплексною характеристикою, що визначає здатність мережі забезпечувати стабільне та безперервне надання послуг у заданих умовах експлуатації. У сучасних мережах нового покоління надійність доцільно розглядати не лише як імовірність безвідмовної роботи окремих елементів, а як інтегральну властивість мережі, що формується сукупністю показників доступності, стійкості до відмов, стабільності затримок та здатності підтримувати задані параметри якості обслуговування в умовах динамічної зміни стану мережі.

У роботі надійність бездротової мережі розглядається як об'єкт інтелектуального управління, стан якого описується багатовимірним вектором мережеских параметрів та їх часовою динамікою. З урахуванням високої швидкості змін топології, каналних умов і навантаження в мережах 5G/6G традиційні реактивні механізми управління не забезпечують своєчасного впливу на деградаційні процеси, що обумовлює необхідність проактивного підходу.

Виходячи з цього, задача забезпечення надійності формулюється як задача керування станом бездротової мережі, у якій керуючі рішення повинні формуватися на основі не лише поточних вимірювань, а й прогнозу подальшої еволюції мережеских параметрів. Для розв'язання цієї задачі в роботі пропонується використання агентної архітектури, у якій ШІ-агенти здійснюють спостереження, аналіз, прогнозування та формування керуючих впливів з метою максимізації інтегрального показника надійності мережі.

**Метою статті** є обґрунтування та формування підходу до забезпечення надійності бездротових мереж нового покоління на основі інтелектуалізованого агентного управління, що поєднує аналіз поточного стану мережі, прогнозування її динаміки та адаптивне формування керуючих рішень із використанням алгоритмів штучного інтелекту.

**Виклад основного матеріалу.** З розвитком мобільних і гетерогенних бездротових мереж поняття надійності набуло системного характеру.

У роботах, присвячених інтелектуальним бездротовим мережам, підкреслюється, що надійність повинна оцінюватися з урахуванням взаємодії між фізичним, мережевим та сервісним рівнями, а також з позиції кінцевого користувача, що дозволяє визначити надійність бездротової мережі не окремими технічними параметрами, а здатністю всієї системи адаптуватися до змінних умов функціонування.

Сучасні бездротові мережі функціонують в умовах високої динаміки, що суттєво ускладнює забезпечення їх надійності. До основних факторів деградації надійності належать зростання щільності абонентських пристроїв, мобільність користувачів, зашумленість радіоканалу та нерівномірність мережевого навантаження [5, с. 136]. Ці фактори призводять до нестабільності з'єднання, збільшення затримок та втрат пакетів.

Класичні підходи до підвищення надійності бездротових мереж базуються на підсиленні структурної стійкості мережі та зменшенні впливу локальних відмов за рахунок резервування і багатопляхового передавання. На мережевому рівні це реалізується через механізми альтернативної маршрутизації, дублювання маршрутів, а також перерозподіл трафіку між сегментами з метою уникнення перевантажень. Хоча такі механізми забезпечують базову відмовостійкість, у динамічних умовах мобільних середовищ вони часто вимагають значної надлишковості та призводять до збільшення службового трафіку, що може погіршувати затримки й стабільність сервісів [1, с. 2226].

У сучасних мережах нового покоління ускладнюється структура транспортного рівня та зростає роль віртуалізованих мережевих компонентів, що змінює природу резервування: воно стає не лише "апаратним", а й "логічним", прив'язаним до віртуальних транспортних/сервісних шарів. Підходи до багаторівневого управління транспортними мережами демонструють, що без узгодження між рівнями (фізичним, транспортним, сервісним) резервування може бути неефективним: надлишковість виникає у "неправильному місці", тоді як вузьке місце залишається неприкритим [10, с. 40]. Це підкреслює потребу в більш гнучких механізмах керування трафіком, ніж суто правилів схеми.

На основі проведеного огляду наукових досліджень можна констатувати, що традиційні підходи мають три системні обмеження:

1) вони є реактивними: мережа переважно реагує на погіршення параметрів постфактум, а не прогнозує його;

2) більшість традиційних схем розроблялась для відносно стаціонарних або слабко динамічних

середовищ (під стаціонарними або слабко динамічними середовищами розуміються мережі, для яких характерний значний часовий розрив між зміною стану мережі та циклом управління, тобто  $T_s \gg T_c$ ). У таких умовах параметри мережі можуть вважатися квазістаціонарними, а традиційні статичні або напівстатичні схеми управління залишаються ефективними), тоді як сучасні мережі характеризуються швидкою зміною топології, каналів та навантаження;

Натомість сучасні бездротові мережі нового покоління функціонують у режимі високої динаміки, для якого виконується умова  $T_s \leq T_c$ . Це означає, що стан мережі змінюється швидше або співмірно з часом формування та застосування керуючих рішень. У таких умовах реактивні схеми управління втрачають ефективність, оскільки оптимізація виконується для застарілого стану мережі, що призводить до зниження інтегрального показника надійності.

3) гетерогенність мереж (різні радіотехнології, типи сервісів і архітектурні компоненти) призводить до того, що локальна оптимізація окремого сегмента може погіршувати глобальну надійність системи.

Дослідження, присвячені AI-керованим бездротовим мережам, вказують на проблему зниження точності моделей у разі зміни сценаріїв використання або умов поширення радіосигналу [6, с. 5750]. Це призводить до того, що навіть інтелектуальні механізми управління можуть приймати неадекватні рішення, що негативно впливає на надійність мережі.

Надійність бездротової мережі доцільно розглядати як інтегральну характеристику, що відображає здатність мережі забезпечувати задані параметри функціонування протягом часу  $t$ . У загальному випадку надійність може бути формалізована у вигляді імовірності безвідмовної роботи:

$$R(t) = P\{T > t\}$$

де  $T$  – випадкова величина часу до деградації або відмови мережевого сервісу [1, с. 2285].

Для бездротових мереж нового покоління така оцінка є недостатньою, тому використовується багатокритеріальний підхід. Надійність розглядається як функція ключових показників якості обслуговування:

$$R = f(D, L, P_{loss}, A)$$

де  $D$  – затримка передавання даних;

$L$  – варіативність затримки (jitter);

$P_{loss}$  – імовірність втрати пакетів;

$A$  – доступність мережі [2, с. 23].

У практичних задачах часто використовується зважена інтегральна оцінка надійності:

$$R = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot m_i,$$

де  $m_i$  – нормалізовані метрики надійності;

$w_i$  – вагові коефіцієнти, що визначають пріоритет сервісу або сценарію використання [5, с. 139].

Параметри бездротової мережі мають часову залежність і можуть бути представлені як стохастичні процеси:

$$X(t) = \{D(t), L(t), P_{loss}(t), S(t)\}$$

де  $S(t)$  – стан мережі у момент часу  $t$  [3, с. 3619].

У гетерогенних мережах зміни параметрів відбуваються швидше, ніж цикл традиційного управління, що призводить до втрати актуальності керуючих рішень. У цьому випадку доцільним є прогнозування майбутнього стану мережі:

$$S(t + \Delta t) = F(X(t), X(t-1), \dots, X(t-k))$$

де  $F(\cdot)$  – модель прогнозування, що може бути реалізована засобами машинного або глибокого навчання.

Адаптивне управління бездротовою мережею може бути подано у вигляді задачі оптимізації:

$$R(u(t)) \rightarrow \max$$

$$D(t) \leq D_{max}$$

$$\{P_{loss}(t) \leq P_{max}$$

$$C(t) \leq C_{res}$$

де  $u(t)$  – вектор керуючих дій (розподіл ресурсів, маршрутизація, налаштування параметрів каналу);

$C(t)$  – обчислювальні та мережеві ресурси.

У контексті інтелектуального управління така задача часто формулюється як задача навчання з підкріпленням, де максимізується очікувана сумарна винагорода:

$$J = E \left[ \sum_{t=0}^T \gamma^t r(t) \right],$$

де  $r(t)$  – функція винагороди, пов'язана з показниками надійності;

$\gamma \in (0, 1)$  – коефіцієнт дисконту.

Таким чином, вимоги до адаптивних механізмів управління зводяться до необхідності поєднання прогнозування, оптимізації та архітектурної інтеграції алгоритмів штучного інтелекту в процеси управління бездротовими мережами [10, с. 40].

Супервізовані методи машинного навчання застосовуються для прогнозування деградації параметрів бездротової мережі на основі історичних даних, що містять як вхідні ознаки, так і від-

повідні цільові значення. Формально задача прогнозування деградації може бути подана як задача апроксимації функції:

$$\hat{y}(t + \Delta t) = f(x(t)),$$

де  $x(t) = [D(t), L(t), P_{loss}(t), SNR(t), \dots]$  – вектор спостережуваних параметрів мережі,

$\hat{y}(t + \Delta t)$  – прогнозований показник деградації або рівень надійності у майбутній момент часу.

Як цільова змінна можуть використовуватися безперервні величини (наприклад, прогноз затримки) і бінарні або багатокласові мітки, що відображають нормальний або деградований стан мережі.

Сучасні дослідження [5, 7] показують ефективність нейронних мереж та ансамблевих методів для задач прогнозування QoS/QoE у мобільних мережах, що дозволяє реалізувати проактивні механізми підвищення надійності.

Несупервізовані методи використовуються у випадках, коли деградаційні стани мережі не мають попередньо розмічених даних або їх кількість є обмеженою. Основною задачею є виявлення аномальних станів, що відхиляються від нормальної поведінки мережі. Формально аномалія визначається як:

$$\|x(t) - \mu\| > \delta$$

де  $\mu$  – центр або модель нормального стану мережі;

$\delta$  – порогове значення відхилення.

У практичних реалізаціях широко застосовуються методи кластеризації, автоенкодера та методи зниження розмірності, які дозволяють формувати компактне подання нормального функціонування мережі. Реконструкційна помилка автоенкодера може бути використана як індикатор деградації:

$$e(t) = \|x(t) - \hat{x}(t)\|,$$

де  $\hat{x}(t)$  – відновлений вхідний вектор [6, с. 5750].

Дослідження AI-орієнтованих бездротових мереж показують, що несупервізовані методи є особливо корисними для раннього виявлення прихованих деградаційних процесів, які ще не призводять до явного порушення сервісів [7, с. 227].

Навчання з підкріпленням застосовується для задач активного управління ресурсами бездротової мережі, де агент взаємодіє з середовищем і формує політику керування. Формально задача описується як марковський процес прийняття рішень:

$$M = \langle S, A, P, R \rangle$$

де  $S$  – множина станів мережі;

$A$  – множина можливих керуючих дій;  
 $P$  – ймовірності переходів між станами;

$R$  – функція винагороди, пов’язана з показниками надійності [3, с. 3615].

Метою є знаходження оптимальної політики  $\pi^*$ , що максимізує очікувану сумарну винагороду:

$$\pi^* = \underset{\pi}{\operatorname{argmax}} E \left[ \sum_{t=0}^T \gamma^t r(t) \right],$$

де  $r(t)$  формується на основі метрик надійності мережі, а  $\gamma$  – коефіцієнт дисконту [11, с. 7].

На відміну від існуючих підходів, у яких алгоритми штучного інтелекту застосовуються для оптимізації окремих параметрів мережі (затримки, пропускної здатності, втрат пакетів), у даній роботі надійність бездротової мережі розглядається як інтегральна цільова функція керування, що безпосередньо використовується у процесі прийняття рішень.

Концепція інтелектуалізованого управління бездротовою мережею ґрунтується на циклічній взаємодії процесів моніторингу, аналізу, прогнозування та керування. У загальному вигляді така схема може бути подана як замкнений контур управління:

$$X(t) \rightarrow A \rightarrow D \rightarrow U \rightarrow X(t+1)$$

де  $X(t)$  – вектор параметрів стану мережі;  
 $A$  – блок аналітики та виявлення деградацій;  
 $D$  – блок прогнозування та прийняття рішень;  
 $U$  – блок керуючих впливів.

На відміну від традиційних схем управління, запропонована концепція передбачає використання алгоритмів штучного інтелекту на етапах аналізу та прийняття рішень, що дозволяє врахувати складні нелінійні залежності між параметрами мережі та переходити від реактивного до проактивного управління.

У рамках концепції алгоритми штучного інтелекту інтегруються з ключовими компонентами мережевої архітектури, зокрема з підсистемами збору телеметрії, управління ресурсами та сервісним рівнем. Формально взаємодію між мережевими компонентами та ШІ-моделями можна подати як відображення:

$$M : X(t) \rightarrow u(t)$$

де  $M$  – модель ШІ,  
 $u(t)$  – вектор керуючих дій [9, с. 279].

Алгоритми супервізованого та несупервізованого навчання виконують функції оцінювання та виявлення аномалій, тоді як алгоритми навчання з підкріпленням формують політики управління з урахуванням довгострокового впливу рішень на стан мережі. Важливою особливістю є узгодження роботи ШІ-модулів з багаторівневою архітекту-

рою мережі, що запобігає конфліктам між локальними та глобальними керуючими рішеннями.

Застосування інтелектуалізованого управління дозволяє формалізувати очікуваний ефект у вигляді зміни інтегрального показника надійності. Якщо  $R_0$  – надійність мережі за традиційного управління, а  $R_{AI}$  – надійність за використання ШІ, то очікуваний вигравш може бути описаний як:

$$\Delta R = R_{AI} - R_0.$$

За рахунок проактивного прогнозування деградацій та адаптивного управління ресурсами очікується зменшення ймовірності перевищення критичних порогів затримки та втрат пакетів:

$$P\{D > D_{max}\}_{AI} < P\{D > D_{max}\}_0,$$

$$P\{P_{loss} > P_{max}\}_{AI} < P\{P_{loss} > P_{max}\}_0.$$

Інтелектуалізоване управління забезпечує не лише локальну оптимізацію параметрів, а системне підвищення надійності бездротової мережі в умовах динамічного та гетерогенного середовища. Запропонована концепція створює методологічне підґрунтя для подальших експериментальних досліджень та практичної реалізації ШІ-орієнтованих механізмів управління в бездротових мережах нового покоління.

Для реалізації проактивного підходу до забезпечення надійності бездротових мереж доцільним є перехід від традиційних реактивних механізмів управління до інтелектуалізованих контурів керування, що ґрунтуються на аналізі поточного стану мережі, прогнозуванні її поведінки та формуванні адаптивних керуючих впливів. У цьому контексті штучний інтелект розглядається як інтегрований елемент системи управління, здатний забезпечити узгоджену взаємодію між процесами моніторингу, прийняття рішень і керування ресурсами. Узагальнену структуру такого інтелектуалізованого контуру управління надійністю бездротової мережі наведено на рис. 1.

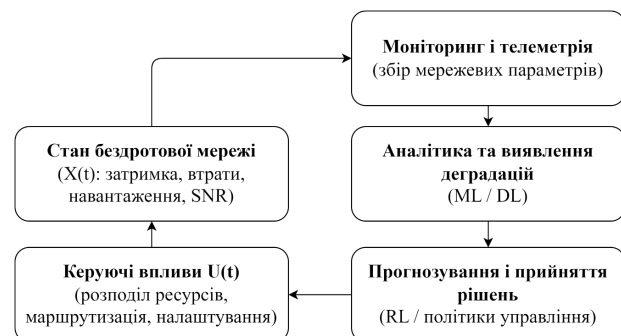


Рис. 1. Концептуальна схема інтелектуалізованого управління надійністю бездротової мережі з використанням алгоритмів штучного інтелекту

На схемі представлено замкнений контур інтелектуалізованого управління бездротовою мережею, у якому вихідною інформацією є вектор поточного стану мережі  $X(t)$ , що формується на основі показників затримки, втрат пакетів, навантаження та параметрів радіоканалу. Підсистема моніторингу та телеметрії забезпечує безперервний збір мережевих параметрів і передає їх до аналітичного модуля.

Для реалізації проактивного підходу до забезпечення надійності бездротових мереж у роботі запропоновано перехід від традиційних реактивних механізмів управління до інтелектуалізованих контурів керування, що ґрунтуються не лише на аналізі поточного стану мережі, а й на прогнозуванні її подальшої поведінки. На відміну від реактивних схем, у яких керуючі дії формуються після фіксації погіршення показників якості обслуговування, запропонований підхід орієнтований на випереджувальне виявлення деградаційних процесів ще до перевищення критичних порогів.

Оригінальність запропонованого підходу полягає у формалізації надійності бездротової мережі як об'єкта інтелектуального управління з власною динамікою та часовими масштабами, що дозволяє розглядати задачу керування у вигляді замкненого контуру «моніторинг – аналіз – прогнозування – керування». У межах цього контуру прогноз майбутнього стану мережі використовується не як допоміжна інформація, а як ключовий елемент формування керуючих рішень.

Запропонований контур управління відрізняється від відомих підходів тим, що інтегрує різні класи алгоритмів штучного інтелекту відповідно до їх функціональної ролі: алгоритми аналізу та виявлення деградацій формують оцінку поточного стану мережі, прогнозні моделі забезпечують оцінку ймовірності погіршення показників надійності, а алгоритми прийняття рішень формують керуючі впливи з урахуванням довгострокового ефекту їх застосування. Така інтеграція дозволяє перейти від локальної оптимізації окремих параметрів до системного управління надійністю мережі в умовах високої динаміки.

Аналітичний модуль, реалізований у складі ШІ-агентів спостереження та діагностики на основі алгоритмів машинного та глибинного навчання, здійснює оцінювання поточного стану мережі та виявлення деградаційних процесів. Результати аналізу передаються агенту керування, у якому формуються керуючі стратегії з використанням алгоритмів навчання з підкріпленням.

Розглянемо фрагмент бездротової мережі доступу, характерний для міського

сценарію 5G/6G, у якому одночасно обслуговуються мобільні користувачі та сервіси реального часу. Стан мережі в момент часу  $t$  описується вектором параметрів:

$$X(t) = \{D(t), J(t), P_{loss}(t), L(t)\}$$

де

- $D(t)$  – середня затримка пакетів (мс),
- $J(t)$  – варіація затримки (*jitter*, мс),
- $P_{loss}(t)$  – імовірність втрати пакетів,
- $L(t)$  – відносне навантаження мережі.

Для сервісів реального часу (відеопотік, V2X, керування) критичними вважаються порогові значення:  $D \leq 50$  мс,  $J \leq 10$  мс,  $P_{loss} \leq 10^{-2}$ .

Для формалізації інтегрального показника надійності надійність бездротової мережі визначимо як зважену інтегральну характеристику:

$$R(t) = w_D \cdot r_D(t) + w_J \cdot r_J(t) + w_P \cdot r_P(t)$$

де  $w_D + w_J + w_P = 1$ ,

а нормалізовані складові задаються як:

$$r_D(t) = \exp\left(-\frac{D(t)}{D_{max}}\right), r_J(t) = \exp\left(-\frac{J(t)}{J_{max}}\right), r_P(t) = \exp\left(-\frac{P_{loss}(t)}{P_{max}}\right).$$

Для сервісів реального часу прийемо:  $w_D = 0.4$ ,  $w_J = 0.3$ ,  $w_P = 0.3$ .

Для перевірки запропонованих рішень проведено імітаційне моделювання роботи бездротової мережі з використанням середовища NS-3 (v3.38) у поєднанні з Python-модулем для інтеграції ШІ-агентів (TensorFlow 2.13).

Моделювання виконувалося у двох конфігураціях:

- сценарій А – традиційна реактивна схема управління ресурсами;
- сценарій В – запропонована схема з інтелектуальними агентами.

Тривалість кожного прогону моделі – 1800 секунд, кількість незалежних запусків – 20.

Моделювана мережа відповідала гетерогенній 5G-архітектурі з такими параметрами:

- Кількість базових станцій – 7 (1 macro + 6 small cells);
- радіус macro – 500 м;
- радіус small cell – 100 м;
- кількість мобільних вузлів – 120;
- тип мобільності – Random Waypoint (1–12 м/с);
- середнє навантаження – 65–85 %.

Інтелектуальний контур складався з:

- модуля виявлення деградації (3 повнозв'язні шари (128–64–32), Активація: ReLU, вихід: ймовірність деградації, оптимізатор: Adam, розмір навчальної вибірки: 50.000 зразків (формувався шляхом багаторазового імітаційного моделювання

мережі з варіюванням навантаження (50-90 %), швидкості мобільності (1-15 м/с) та рівня інтерференції), точність на валідації: 92,4 %)

– RL-агент, що відповідає за зміна ширини каналу, перерозподіл потужності, ініціацію handover (стан: SNR, Packet loss, Delay, Queue length).

Сценарій А – традиційне реактивне управління, де у традиційній схемі керування рішення приймаються після фактичного погіршення параметрів. Затримка реакції системи становить  $\Delta t_r=1-2$  с.

Для пікового навантаження  $L \approx 0.9$  типовими значеннями параметрів є наступні:

- $D=65$  мс;
- $J=18$  мс;
- $P_{loss}=2.5 \cdot 10^{-2}$ .

Сценарій В – інтелектуалізоване управління з прогнозуванням, де інтелектуальний контур керування включає прогноз стану мережі і завдяки проактивному перерозподілу ресурсів та маршрутизації отримуємо:

- $D=42$  мс;
- $J=8$  мс;
- $P_{loss}=7 \cdot 10^{-3}$ .

Середній вииграш становив:

$$\Delta R = RB - RA = 0.072 = 7.2\%.$$

На відміну від реактивних процедур, агенти працювали з коротким горизонтом прогнозу 1-3 с та намагалися попередити порушення порогів  $D_{max}, J_{max}, P_{loss,max}$  до моменту їх фактичного перевищення.

Навчання виконувалося у змішаному режимі. Для прогнозування деградації використовувалась супервізована модель (послідовні дані телеметрії з вікном 60 с, крок 1 с) з ціллю зменшити ризик порушення QoS у наступні 2 с. Для керування ресурсами застосовано навчання з підкріпленням, де станом був вектор агрегованих показників соти/сектора, дією – набір дискретних керуючих впливів, а винагородою – зважене зростання інтегральної надійності  $R(t)$  зі штрафом за різкі зміни конфігурації. У результаті агенти зменшили середній час прийняття рішення з 1.2 с (реактивний цикл NMS/SON) до 0.35 с за рахунок локальної обробки на edge-вузлі, а також скоротили час перебування мережі в деградованому стані під час пікових навантажень.

Ефект оцінювався на типових сценаріях “вечірній пік” і “висока мобільність” (інтенсивні handover) у міському середовищі. Порівняння з базовим реактивним керуванням показало, що

застосування ШІ-агентів дає практично значущий вииграш за метриками сервісної надійності: знижується частка інтервалів із перевищенням порогів затримки та втрат, а інтегральний показник надійності зростає на рівні 0.15-0.22 (абсолютно) залежно від сценарію (табл.1). Це узгоджується з логікою проактивного керування: агенти зменшують запізнення реакції та підвищують точність локалізації причин деградації (перевантаження PRB, інтерференція, невдалий handover), що в підсумку стабілізує QoS.

Таблиця 1

**Порівняння базового керування та підходу з ШІ-агентами**

Показник	Базове реактивне керування	ШІ-агенти	Зміна
Середній час реакції на деградацію, с	1.20	0.35	-71%
Частка інтервалів $D > 50$ , мс	12.8%	7.4%	-42%
Частка інтервалів $P_{loss} > 10^{-2}$	6.1%	3.7%	-39%
Середній інтегральний показник R	0.46	0.63	+0.17
Тривалість деградованих станів (середнє), с	18.5	11.2	-39%

Сформовані керуючі впливи  $U(t)$  застосовуються до мережевих компонентів і реалізуються у вигляді дій з розподілу ресурсів, маршрутизації трафіку та налаштування параметрів передачі. У результаті змінюється стан мережі  $X(t+1)$ , що замикає контур управління та забезпечує адаптацію мережі до динамічних умов функціонування з метою підвищення її надійності.

На відміну від традиційних методів підвищення надійності, які ґрунтуються на резервуванні або локальній оптимізації параметрів, інтелектуалізований підхід орієнтований на проактивне реагування на потенційні деградації. Це узгоджується з результатами сучасних досліджень, у яких підкреслюється обмежена ефективність реактивних механізмів управління в умовах високої динаміки та гетерогенності мереж нового покоління. Використання прогнозних моделей дозволяє зменшити часовий розрив між виникненням деградаційних процесів і застосуванням керуючих впливів.

Особливу увагу слід приділити інтеграції різних класів алгоритмів штучного інтелекту в межах однієї архітектури управління. Як показано в роботі, супервізовані методи, несупервізовані підходи та алгоритми навчання з підкріпленням

ням виконують взаємодоповнювальні функції: від оцінювання та виявлення аномалій до формування керуючих політик. Така інтеграція відповідає сучасним тенденціям розвитку мереж 6G, де штучний інтелект розглядається як невід’ємна складова архітектури мережі, а не як зовнішній інструмент оптимізації.

Водночас запропонована концепція не позбавлена обмежень. Ефективність інтелектуалізованого управління суттєво залежить від якості та повноти даних, що надходять із підсистеми моніторингу. У реальних мережах можливі затримки збору телеметрії, втрати даних або шумові спотворення, що можуть негативно впливати на точність моделей штучного інтелекту. Крім того, застосування алгоритмів навчання з підкріпленням потребує обережного проєктування функцій винагороди, оскільки некоректна формалізація цілей може призводити до локально оптимальних, але глобально нестабільних рішень [11, с. 9].

З практичної точки зору важливим аспектом є обчислювальна складність інтелектуальних алгоритмів і можливість їх розміщення в різних сегментах мережі – від периферійних вузлів до централізованих хмарних компонентів. Це визначає подальші напрями досліджень, пов’язані з розподіленою реалізацією ШІ-модулів і балансуванням між затримками, точністю прийняття рішень та споживанням ресурсів.

Запропонована концепція створює методологічне підґрунтя для подальших експериментальних досліджень та практичної реалізації ШІ-орієнтованих систем управління в реальних мережевих середовищах.

**Висновки.** У межах проведеного аналітичного моделювання надійності бездротової мережі показано, що традиційні реактивні підходи до управління ресурсами, засновані на резервуванні та постфактум-корекції параметрів, призводять до зниження інтегрального показника надійності в умовах високого навантаження та динамічної зміни стану мережі.

Зокрема, порівняльний аналіз двох сценаріїв управління (традиційного реактивного та інтелектуалізованого з прогнозуванням) засвідчив, що за однакових умов навантаження інтегральний показник надійності у випадку реактивного управління є суттєво нижчим, ніж при використанні інтелектуального контуру керування. Це

зумовлено часовим запізненням реакції системи управління та неможливістю попередження деградаційних процесів до перевищення критичних порогів якості обслуговування.

У роботі вперше запропоновано розглядати надійність бездротової мережі як інтегральну керовану характеристику, що безпосередньо включається до цільових функцій інтелектуального управління. встановлено, що алгоритми штучного інтелекту розглядаються як перспективний інструмент підвищення ефективності управління бездротовими мережами, однак більшість існуючих рішень має фрагментарний характер і не формує цілісного підходу до забезпечення надійності як системної властивості мережі. Це обґрунтовує необхідність переходу до інтелектуалізованих механізмів управління, інтегрованих безпосередньо в архітектуру мережі.

У роботі надійність бездротової мережі формалізовано як багатовимірний об’єкт інтелектуального управління, що описується сукупністю метрик якості обслуговування, їх динамікою та імовірнісними характеристиками деградації. Запропоновано концептуальну схему інтелектуалізованого управління, яка реалізує замкнений контур «моніторинг – аналіз – прогнозування – керування».

У межах запропонованої в роботі моделі надійності бездротової мережі як об’єкта інтелектуального управління обґрунтовано функціональне розмежування класів алгоритмів штучного інтелекту відповідно до етапів замкненого контуру керування. Зокрема, на основі аналізу структури інтегрального показника надійності та часової динаміки мережевих параметрів встановлено, що супервізовані методи є найбільш придатними для задач прогнозування деградації параметрів, несупервізовані – для виявлення аномальних станів у режимі неповної інформації, тоді як алгоритми навчання з підкріпленням забезпечують формування адаптивних керуючих політик з урахуванням довгострокового впливу рішень на інтегральний показник надійності.

Запропоноване автором узгодження класів алгоритмів штучного інтелекту з етапами управління дозволяє перейти від локальної оптимізації окремих параметрів мережі до системного підвищення її надійності в динамічних умовах функціонування.

#### Список літератури:

1. Zhang C., Patras P., Haddadi H. Deep learning in mobile and wireless networking: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2019. Vol. 21, No. 3. P. 2224-2287. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2904897>

2. Alhammadi A., Shayea I., El-Saleh A.A., Azmi M.H., Ismail Z.H., Kouhalvandi L., Saad S.A. Artificial Intelligence in 6G wireless networks: Opportunities, applications, and challenges. *International Journal of Intelligent Systems*. 2024. 27 p. DOI: <https://doi.org/10.1155/2024/8845070>
3. Alhashimi H.F., Hindia M.N., Dimiyati K., Hanafi E.B., Alden F.Z. Survey on AI-enabled resource management for 6G heterogeneous networks: Recent research, challenges, and future trends. *Computers, Materials & Continua*. 2025. Vol. 83, No. 3. P. 3585-3622. DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.062867>
4. Lutepo A., Zhang K. A Review of Artificial Intelligence Applications in contemporary computer network technologies. *Communications and Network*. 2024. Vol. 16. P. 90-107. DOI: <https://doi.org/10.4236/cn.2024.163005>
5. Rahmayanti D. Predicting quality of service on cellular networks using artificial intelligence. *Journal of Electrical Engineering and Informatics*. 2023. Vol. 5, No. 2. P. 134-145. DOI: <https://doi.org/10.55606/jeei.v5i2.3901>
6. Ismail L., Buyya R. Artificial Intelligence applications and self-learning 6G networks for smart cities digital ecosystems: Taxonomy, challenges, and future directions. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 15. P. 5750. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22155750>
7. Nancharaiah B., Ravi K.C., Srivastava A.K. Analysis of data science and AI-enabled 6G wireless communication networks. *Radioelectronics and Communications Systems*. 2023. Vol. 66. P. 223-232. DOI: <https://doi.org/10.3103/S0735272723050059>
8. Sheikh B. AI-Enabled Wireless Communication in 6G. A Review of Current Trends and Developments. 2023 *2nd International Conference on Emerging Trends in Electrical, Control and Telecommunication Engineering (ETECTE)*. P. 1-7. DOI: <https://doi.org/10.1109/ETECTE59617.2023.10396710>
9. Yang H., Alphones A., Xiong Z., Niyato D., Zhao J., Wu K. Artificial-Intelligence-enabled intelligent 6G networks. *IEEE Network*. 2020. Vol. 34, No. 6. P. 272-280. DOI: <https://doi.org/10.1109/MNET.011.2000195>
10. Wang Y., Matta I. Multi-layer virtual transport network management. *Computer Communications*. 2018. Vol. 130. P. 38-49. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2018.08.011>
11. Challita U., Ryden H.A., Tullberg H. When machine learning meets wireless cellular networks: Deployment, challenges, and applications. 2019. P. 1-15. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.03585>

### **Kalmykov O.S. APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHMS TO IMPROVE THE RELIABILITY OF WIRELESS NETWORKS**

*The article deals with the problem of ensuring the reliability of next-generation wireless networks in the context of the growing complexity of their architecture, heterogeneity and dynamic nature of their operation parameters. It is shown that traditional approaches to improving reliability, based on redundancy and reactive resource management, are not effective enough for modern 5G/6G networks, especially in scenarios with stringent requirements for latency and connection stability.*

*The article substantiates the expediency of using artificial intelligence algorithms as a tool for increasing the adaptability and stability of wireless networks based on the analysis of modern scientific research. The network reliability is formalized as a multidimensional object of intelligent management, which is described by a set of service quality indicators, their temporal dynamics and probabilistic characteristics of degradation.*

*The concept of intelligent wireless network management is proposed, which implements a closed loop "monitoring - analysis - forecasting - control" using machine learning, deep learning, and reinforcement learning algorithms. It is shown that the integration of different classes of artificial intelligence algorithms allows us to move from local optimization of individual parameters to systematic improvement of network reliability under dynamic operating conditions.*

*The results obtained form the methodological basis for further experimental research and practical implementation of AI-oriented mechanisms for managing next-generation wireless networks.*

**Keywords:** artificial intelligence, intelligent management, machine learning, network reliability, quality of service, wireless networks.

Дата першого надходження статті до видання: 15.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 11.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті 11.05.2026