



KAPITEL 6 / CHAPTER 6 ⁶

ESTIMATION OF SIGNAL POWER FOR WIRELESS SENSOR NETWORKS BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE ALGORITHM

DOI: 10.30890/2709-2313.2025-37-01-019

Вступ

На сьогодні, широкого поширення набули технології безпроводної передачі інформації, в якості комунікації між пристроями, на базі стандартів Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee або систем масового обслуговування 4G/5G [1]. Таким чином, існує відносно простий і доступний механізм побудови систем збору інформації різноманітних процесів із подальшим аналізом та прийняттям рішень для широкого використання, так званих сенсорних мереж.

Одним із перспективних напрямків досліджень сенсорних мереж є їх застосування разом із безпілотними літальними апаратами (БПЛА), що значно розширює їх функціональність [2]. Таке поєднання відкриває нові можливості для збору та аналізу даних у різноманітних сферах, що надає ряд переваг: гнучкість та мобільність, широкий спектр застосування, автоматизація, висока точність оцінювання фізичних величин та ін. Для прикладу, БПЛА можуть досягати важкодоступних місць та швидко змінювати свою позицію для оптимального збору даних і бути запрограмовані на автоматичний політ та збір даних за заданим маршрутом. Крім того, розгортання сенсорних мереж на базі БПЛА може використовуватися в багатьох галузях для оцінювання та контролю різноманітних фізичних параметрів та визначення факторів впливу на них. Розвиток технологій БПЛА та сенсорних мереж призводить до появи нових можливостей для їх застосування. У майбутньому очікується більш широке використання цих технологій в різних сферах, а також розробка нових методів обробки та аналізу даних, отриманих з БПЛА.

Значною проблемою при побудові безпроводних сенсорних мереж є існування значної кількості факторів впливу [3]. Встановлено, що до таких

⁶Authors: Mykhalevskiy Dmytro V.

Number of characters: 45081

Author's sheets: 1,13



факторів можна віднести: вплив інтерференційних завад від сусідніх мереж; вплив параметрів приміщень та внутрішніх об'єктів, що приводить до багатопроменевого поширення хвиль; електромагнітної сумісності; потреба розташування додаткових комірок та низьку ефективність для використання МІМО високих порядків; існування статичних та випадкових факторів впливу та ін. Це значно впливає на продуктивність радіоканалів, сприяє появі затримок та помилок під час сеансів передачі трафіку, що приводить до інформаційних втрат. При використанні мобільних пристроїв, додатково можна виділити кількісне дослідження факторів, що впливають на характеристики внутрішніх RSSI що наведено у роботі [4]. До них можна віднести: орієнтація антени приймача, тип інтерфейсної карти приймача, період часу даних вимірювання та різницю висот між передавальною та приймальною антеною. В результаті встановлено що потужність сигналу на вході приймача є найбільшою, коли антена приймача орієнтована вертикально до антени передавача, а найменшою – при вертикально повернутій антені назад. Різниця становить 20–25%, що можна враховувати як діапазон флуктуацій.

Таким чином, існує проблема необхідності динамічної оптимізації сенсорних мереж для зменшення інформаційних втрат та забезпечення мінімально необхідних технічних показників каналів передачі інформації. Це особливо актуально при застосуванні БПЛА та існуванні значної кількості архітектурних перешкод та завад. Одним із вирішень такої проблеми, є використання алгоритмів штучного інтелекту з метою підвищення ефективності оцінювання параметрів поширення сигналів.

6.1. Аналіз факторів впливу у безпроводних каналах сенсорних мереж

Як відомо [1], архітектуру сенсорних мереж можна охарактеризувати як чотирирівневу модель, що складається із: рівня сенсорів, для відстеження певних параметрів середовища; каналів передачі даних; рівня обробки даних; та рівня



додатків для створення різного роду послуг. Базовою складовою сенсорних мереж є рівень сенсорів, що об'єднує різноманітні датчики у складі сенсорних вузлів, які здатні вимірювати різні фізичні величини. Можливості та параметри сенсорів визначають призначення та тип побудови мережі. При побудові сенсорних мереж, можна окремо виділяти сукупність сенсорів, для збору певного типу інформації, що можна об'єднати у так зване сенсорне поле. Такі поля можуть бути як автономними, підпорядковуватись безпосередньо до станцій наземного сегменту, або використовувати проміжні базові станції. Станції можуть бути стаціонарними або мобільними, наприклад, на основі БПЛА (безпілотних літальних апаратів) ретрансляторів, – так звана кластерна побудова. Крім того, існує можливість використання сенсорів або створення цілого сенсорного поля безпосередньо на базі БПЛА.

Таким чином, головною одиницею передачі даних у сенсорних мережах буде безпроводний канал відповідної технології Wi-Fi, Bluetooth, Zigbee та ін. Головним енергетичним параметром є показник рівня сигналу на вході приймача (RSSI – received signal strength indicator) і вимірюється в dBm. Враховуючи застосування БПЛА при побудові сенсорних мереж, в радіоканалах характерна присутність різноманітних факторів, які приводять до інформаційних втрат при сеансах передачі кадрів [5].

Як приклад, можна розглянути дослідження проведені в роботі [6]. Основну увагу можна приділити дослідженням поширення сигналу під час двох різних погодних умов, що характеризуються температурою повітря 19⁰С та 26⁰С. Результати показують, що температура повітря впливає рівень потужності сигналу на вході приймача. Для тих самих вимірних значень, існує залежність від зміни температури на декілька градусів. Високі значення вологості вносять певні перешкоди при передачі сигналу. Рівень сигналу на вході приймача є обернено пропорційне температурі та вологості. Для кращого розповсюдження сигналу та хорошої якості зв'язку бажано використовувати низьку вологість, що є актуальним при використанні БПЛА при побудові сенсорних мереж. Для покращення передачі пакетів між вузлами вирішальною є модель, що поєднує



RSSI, температуру та вологість. Визначення функції між усіма цими параметрами має важливе значення для забезпечення надійної безпечної та точної передачі пакетів даних.

Далі розглянемо дослідження впливу фактору багатопроменевого поширення хвиль для технологій ZigBee і Bluetooth Low Energy, які наведено у роботі [7]. Особливістю досліджень є те, що тут використано метод трасування променів для прогнозування потужності сигналу. Цей метод використовує принцип найменшого часу Ферма, де промінь проходить маршрут, який витрачає найменшу кількість часу, коли він проходить відстань від однієї точки до іншої. За рахунок цього, можна спростити визначення коефіцієнту втрат на базі багатопроменевого поширення хвиль (F), при оцінюванні потужності сигналу на вході приймача, яке визначається так [8]:

$$P_{\text{пр}}^c = \frac{P_{\text{пд}}}{nL} \sum_{i=1}^n F_i - \sum_{i=1}^n (P_{i,i} + P_{\text{ш},i}). \quad (1)$$

де $P_{\text{пд}}$ – потужність сигналу на виході передавача; $P_{\text{пр}}$ – рівень потужності сигналу на вході приймача; L – характеристика затухання сигналу у середовищі передачі; P_i – рівень потужності інтерференційних завад; $P_{\text{ш}}$ – рівень потужності шумових завад; де n – кількість вимірів для отримання необхідної достовірності оцінки; F – коефіцієнт загального результуючого поля при багатопроменевому поширенні хвиль.

Загальне результуюче поле можна визначити враховуючи амплітуди та фази відбитих хвиль від відповідних поверхонь. Враховуючи це, коригуючий коефіцієнт втрат можна записати так:

$$F = \left| F_0 + F_{\text{п}} \rho_{\text{п}} e^{-j\alpha_{\text{п}}} + F_{\text{с}} \rho_{\text{с}} e^{-j\alpha_{\text{с}}} + n F_{\text{ст}} \rho_{\text{ст}} e^{-j\alpha_{\text{ст}}} + \sum_{i=1}^k F_{\text{o},i} \rho_{\text{o},i} e^{-j\alpha_{\text{o},i}} \right|^2, \quad (2)$$

де F_x – інтерференційні коефіцієнти, що враховують направлені властивості випромінювання до приймача через відповідну поверхню (де x : п – підлога, с – стеля, ст – стіни, o – об'єкти у приміщенні); ρ – комплексні коефіцієнти відбиття хвиль від поверхні; α – фазові коефіцієнти відбиття, які враховують довжину прямої та непрямої хвилі; k – кількість поверхонь відбиття від об'єктів у



приміщенні.

Багатопроміневе поширення хвиль може створювати швидкі затухання потужності у просторі, які базуються на отриманні хвиль із однаковими або різними за знаками фазами. Тому, в певних точках простору можуть створюватись максимуми та мінімуми рівня сигналу.

Враховуючи метод трасування променів [7], загальне результуюче поле спрощується до вигляду:

$$F = 20 \log \left| F_l + \sum_{i=1}^n F_i \right|, \quad (3)$$

де F_l – коефіцієнт затухання променя при прямій видимості від передавача до приймача (r), яке визначається так:

$$F_l = \frac{e^{-2\pi jr/\lambda}}{r}, \quad (4)$$

де F_i – коефіцієнти затухання променя після відбиття, і визначаються так:

$$F_i = K_1 \cdot \dots \cdot K_m \frac{e^{-2\pi jr/\lambda}}{r}, \quad (5)$$

K_m – коефіцієнт відбиття m -го заломлення.

Враховуючи результати досліджень за допомогою методу трасування променів, встановлено, що модулі ZigBee мають менші флуктуації вимірних значень потужності сигналу на вході приймача, а модулі Bluetooth Low Energy мають більше флуктуацій вимірних значень потужності сигналу. Загальні значення потужності сигналу Bluetooth Low Energy також нижчі ніж ZigBee, головним чином через конструктивні особливості модулів, які призначенні для меншого рівня випромінювання. Теж саме спостерігається під час руху абонентських пристроїв. Крім того, стандарт ZigBee, має порогове значення потужності сигналу 85 дБм, яке може забезпечити мінімальний рівень інформаційних втрат та надійне з'єднання між модулями.

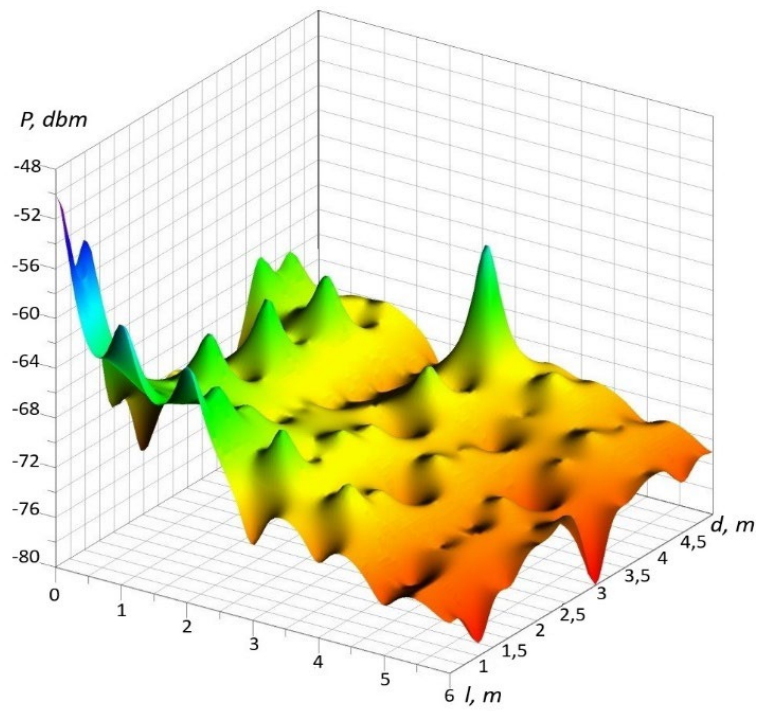
Далі розглянемо результати досліджень, безпосередньо пов'язанні із застосуванням БПЛА та стандарту Wi-Fi [1]. Багатоповерхові будівлі, стіни та інші конструкції можуть значно погіршувати якість сигналу, що ускладнює



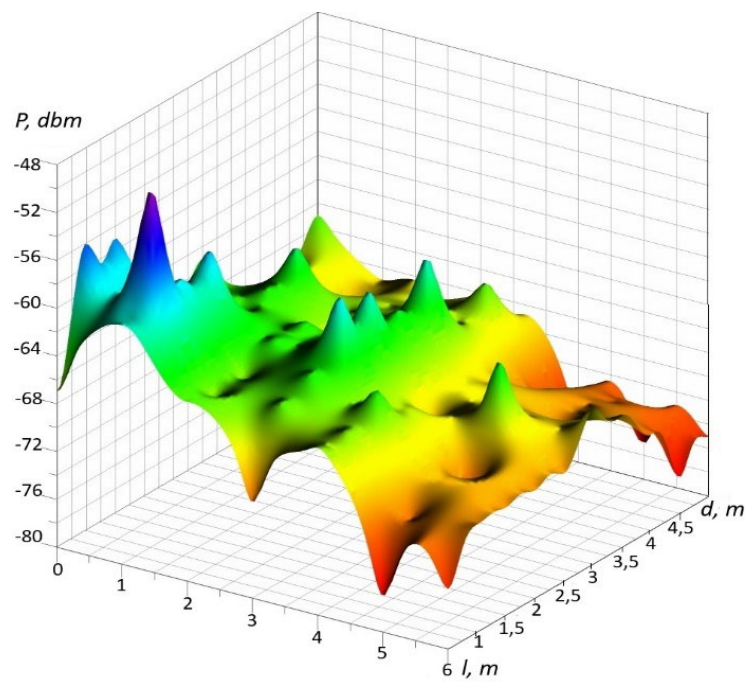
забезпечення надійних та стабільних сеансів передачі кадрів між сенсорами та базовими станціями. Більшість виробників БПЛА використовують Wi-Fi через дешевизну радіомодулів, а також через їх низьке енергоспоживання та високопродуктивні канали передачі інформації, що дозволяє знизити затрати для побудови модулів та мереж в цілому. Дана технологія здатна забезпечувати низьку затримку передачі відео та аудіопотоків, високу якість мультимедійного трафіку в реальному режимі часу та стійкість до завад. Дослідження було проведено для двох частотних діапазонів: 2,4 ГГц та 5 ГГц. Особливістю даних досліджень є імітація реальних умов існування значних архітектурних перешкод, а також врахування дії випадкових факторів впливу. Результати досліджень каналу БПЛА – сенсор наведено на рис. 1.

На рис. 1 видно, що поверхня має чіткі максимуми та мінімуми, особливо помітні біля архітектурних перешкод. Для передачі даних краще підходять канали в діапазоні 2,4 ГГц, оскільки вони більш стабільні та мають більшу дальність поширення хвиль. Однак, вони мають обмежену пропускну здатність. Крім того, велика кількість перешкод та шумів може призвести до значних втрат інформації. Діапазон 5 ГГц має більший спектр частот, що дозволяє створювати більше каналів, які не перетинаються, або каналів із ширшою смугою пропускання. Такі канали можна використовувати для передачі мультимедійного трафіку з високою швидкістю, якщо немає архітектурних перешкод та завад. Також, вони підійдуть для обміну даними між проміжними станціями БПЛА.

Якщо ж сенсори використовуються для завдань з низькою пропускну здатністю, краще використовувати діапазон 2,4 ГГц із вузькосмуговими каналами, оскільки вони більш стійкі до затухань та перешкод.



a



б

Рисунок 1 – Розподіл потужності сигналу каналу БПЛА-сенсор: а – для частотного діапазону 2,4 ГГц; б – для частотного діапазону 5 ГГц



6.2. Модель оцінювання потужності сигналу на базі алгоритму штучного інтелекту

Як видно із попереднього підрозділу, поширення сигналів у безпроводних каналах є досить складним процесом, особливо при існуванні великої кількості факторів впливу, які приводять до інформаційних втрат. Тому, одним із напрямків підвищення ефективності сенсорних мереж є розроблення ефективних моделей оцінювання основного енергетичного параметра для покращення керування та оптимізації, особливо при використанні БПЛА.

Враховуючи [1] найбільш простою моделлю для просторового оцінювання потужності сигналу на вході приймача можна вважати квадратичну функцію затухання із змінними інтервалами коефіцієнтів затухання, що характерно для безпроводного каналу із значною дією факторів впливу. Використовуючи регресійний аналіз на основі координати прямої видимості, модель розподілу потужності сигналу у просторі для каналу «БПЛА – сенсор», можна записати так:

$$P_{BC} = (a \pm \Delta a)l^2 + (b \pm \Delta b)l + k \pm \Delta k, \quad (6)$$

де a, b , – коефіцієнти затухання сигналу по координаті прямої видимості; k – початковий рівень; $\Delta a, \Delta b$ і Δk – параметри флуктуацій відповідних коефіцієнтів затухання.

Або із використанням контрольного сенсора, із знаходженням у довільній відстані від базової станції з довільно заданою довжиною каналу l_0 в межах зони покриття, отримаємо:

$$P_{BC} = (a \pm \Delta a)(l^2 - l_0^2) + (b \pm \Delta b)(l - l_0) + P_m + \Delta P, \quad (7)$$

де ΔP – рівень флуктуацій потужності сигналу, яка визначається так:

$$\Delta P \approx \frac{1}{2} \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \max \{P_{m,i}\}_j - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \min \{P_{m,i}\}_j \right), \quad (8)$$

де n – кількість періодів спостереження для отримання експериментальних



характеристик $P_m(l)$.

Недоліком такої моделі є необхідність створення бази даних коефіцієнтів для кожного окремо взятого фактору впливу, що ускладнює проведення обчислень. Саме параметр ΔP робить модель універсальною для оцінювання впливу кожного окремого фактору з точки зору затухання сигналу, а параметри Δa і Δb показують можливі флуктуації по всій довжині каналу при існуванні багатопроменевого поширення хвиль. Точність за такою моделлю залежить від вказаних коефіцієнтів, які в свою чергу визначаються експериментально. Проте, використовуючи сучасні методи обробки даних на базі штучного інтелекту, значно спрощується оперування базою коефіцієнтів, що можна вирішити наступним чином.

Основою для алгоритмів штучного інтелекту є нейронні мережі, які можна застосовувати для оцінювання основного енергетичного параметра безпроводних каналів сенсорних мереж. Враховуючи [9], базову побудову нейронної мережі можна представити як на рис. 2.

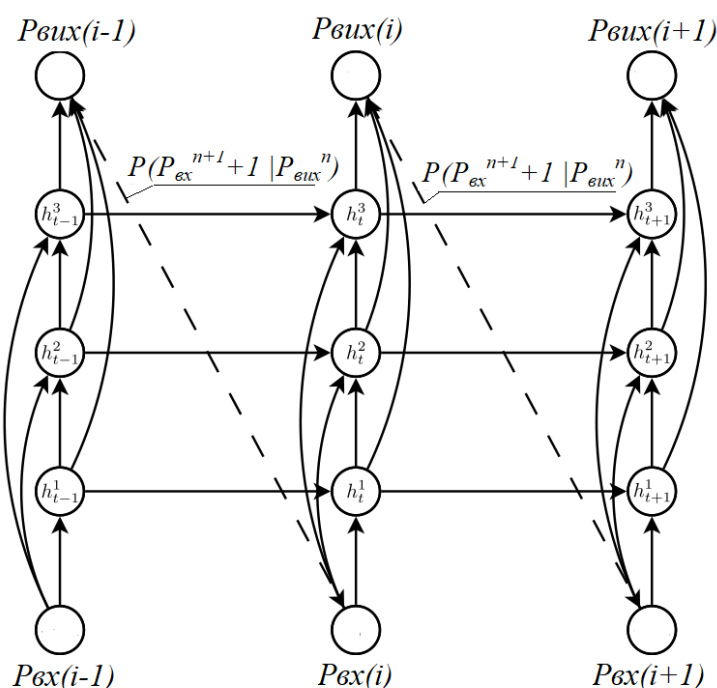


Рисунок 2 – Структура нейронної мережі із глибоким навчанням для оцінювання потужності сигналу на вході приймача

Припустимо, що результат моніторингу можна описати послідовністю



$P=(P_{ex}^1, \dots P_{ex}^n)$, на базі вхідних даних із моніторингу. Фрагмент моніторингу наведено на рис. 3, а результат за допомогою виразу:

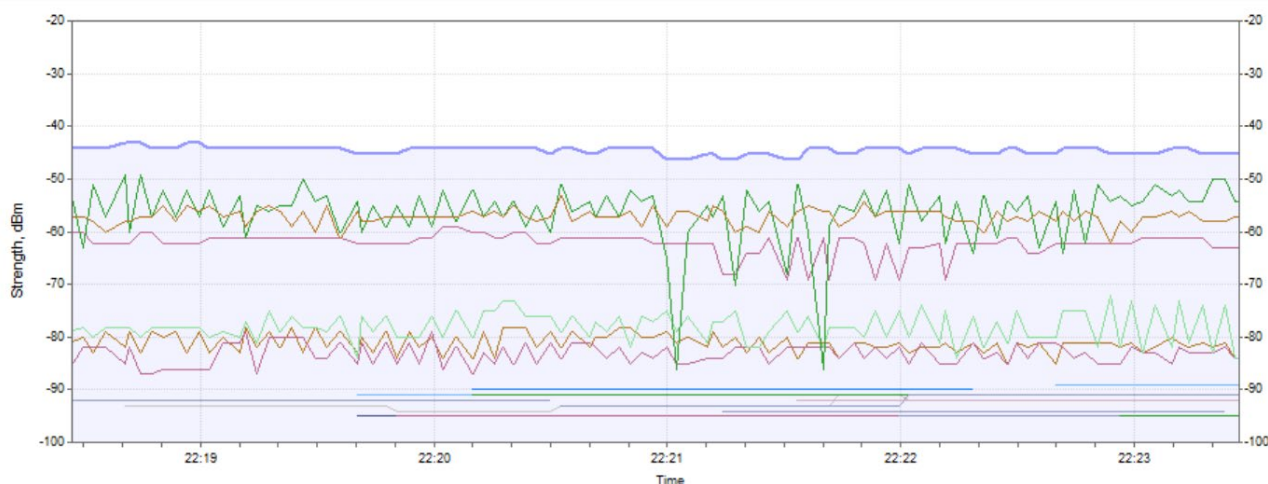


Рисунок 3 – Фрагмент моніторингу потужності сигналу на вході приймача

$$P_{ex} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (A_i P_{пр.i} + B_i), \quad (9)$$

де n – кількість вимірів для отримання необхідної достовірності оцінки. A_i B_i – коефіцієнти, що визначають фактори впливу.

Після перетворення виразу (9) у векторну послідовність, із набору значень потужності сигналу на вході приймача, отриманих на основі алгоритму моніторингу, вона подається на вхід нейромережі. Далі відбувається взаємодія із m внутрішніх рекурентних шарів для обчислення векторних послідовностей $h=(h_1^m, \dots h_n^m)$. Відповідний шар визначається шляхом обчислення наступних рівнянь від $n = 1$ до N і від $m = 2$ до M :

$$\begin{aligned} h_n^1 &= H(W_{ih^1} P_{ex}^1 + W_{h^1 h^1} h_{n-1}^1 + B_h^1), \\ h_n^m &= H(W_{ih^m} P_{ex}^n + W_{h^{m-1} h^m} h_n^{m-1} + W_{h^m h^m} h_{n-1}^m + B_h^m), \end{aligned} \quad (10)$$

де W – вагові матриці, які визначають m - прихований шар нейромережі; H – функція перетворення прихованого шару; B – матриця зміщення.

Після багат шарових обчислень отримується вихідна послідовність $P_{вих}=(P_{вих}^1, \dots P_{вих}^n)$, яку можна обчислити так:



$$P_{\text{вх}}^n = Y \left(B_{\text{вх}} + \sum_{m=1}^N W_{h_{\text{вх}}^m} h_n^m \right), \quad (11)$$

де Y – функція перетворення вихідного шару.

Вихідна послідовність додатково використовує розподіл передбачення $P(P_{\text{вх}}^{n+1} | P_{\text{вх}}^n)$ для наступного вихідного значення. Такий розподіл складається із багатовимірних значень та різноманітних коефіцієнтів параметрів впливу. Кількість та відповідність таких параметрів реальним процесам у середовищі передачі визначає точність передбачення розподілу поширення сигналів. Це, визначає глибину мережі та кількість прихованих шарів.

Тоді імовірність, яка визначається для вхідної послідовності можна розрахувати так:

$$p(P_{\text{вх}}) = \prod_{n=1}^N p(P_{\text{вх}}^{n+1} | P_{\text{вх}}^n), \quad (12)$$

Втрати при глибокому навчанні становлять:

$$L(P_{\text{вх}}) = - \prod_{n=1}^N \log(p(P_{\text{вх}}^{n+1} | P_{\text{вх}}^n)). \quad (13)$$

Якщо враховувати, що вхідна послідовність формується на даних моніторингу із дискретизованим інтервалом вимірювання, то вхідна послідовність на вході нейромережі буде описуватись у вигляді векторів, параметри яких задаються матрицями. Кожен вектор описує основний енергетичний параметр та можливі варіанти впливу різноманітних факторів впливу. Вибір впливу конкретного фактору можна задати на основі функції оцінки імовірності softmax для вихідної послідовності, яка визначить дію необхідного фактору. Згідно [9], якщо позначити K як кількість існуючих факторів впливу та k фактор враховується під час оцінювання n значення потужності сигналу, то всі інші значення вектору рівні нулю. Тоді отримаємо:

$$p(P_{\text{вх}}^{n+1} = P_{\text{вх}}^k | P_{\text{вх}}^n) = \frac{e^{P_{\text{вх}}^k}}{\sum_{k=1}^K e^{P_{\text{вх}}^k}}, \quad (14)$$

При цьому втрати складуть:



$$L(P_{ex}) = \frac{e^{P_{ex}^k}}{\sum_{k=1}^K e^{P_{ex}^k}} - \delta_{k, P_{ex}^{n+1}}. \quad (15)$$

Вирази (14) і (15) є складними в обчисленнях, оскільки передбачають операції над великою кількістю параметрів та створення бази із класами даних. Але, якщо використовувати вимірювальне значення потужності сигналу на вході приймача як основний параметр для обчислень, то додатково потрібно мати базу різного роду факторів впливу. Це значно спрощує використання моделей softmax та зменшує обчислювальну вартість оцінювання всіх експонент під час навчання, оскільки можна враховувати тільки найбільш вагомні фактори.

Розглянута модель нейромережі глибокого навчання зазвичай обчислює фактори вздовж позицій параметрів вхідної та вихідної послідовностей. Вони мають прив'язку до інтервалу дискретизації вхідних даних та генерують послідовність, за допомогою прихованих шарів, як функцію попереднього прихованого шару та вхідних даних для вхідної та вихідної послідовностей.

Така послідовність потребує покрокової обробки даних, що є критичним при збільшенні достовірності вихідних даних та значно збільшує обчислювальні ресурси за експоненціальним законом. Тому, більш доцільно використовувати моделі, так званого «штучного інтелекту» які містять механізми уваги та дозволяють моделювати залежності без урахування їхньої відстані у вхідних або вихідних послідовностях [10].

Основа штучного інтелекту, є трансформер (або трансформатор, *transformer*), практична реалізація моделі нейромережі із механізмом уваги для побудови глобальних залежностей між входом і виходом. В більшості випадків її використовують для тренування великих мовних моделей на базах даних поділених на токени. Така модель дозволяє створити розпаралелювання обробки даних і дозволяє значно підвищити швидкість навчання. Тому, застосування трансформера до оцінювання послідовностей вимірювальних значень основного енергетичного параметра безпроводних сенсорних мереж після алгоритмів моніторингу, підвищить ефективність методів прогнозування поширення



сигналу у просторі, додатково спрощуючи механізм врахування дії різноманітних факторів впливу.

Як відомо, [11] більшість сучасних моделей для обробки нейронних послідовностей використовують архітектуру кодер-декодер. Але на відміну від них, трансформер використовує блоки внутрішньої уваги (self-attention), для концентрації на найбільш важливих параметрах вхідної послідовності, та точкові з'єднання рівнів кодера та декодера для підвищення швидкості навчання.

Кодер отримує на вхід векторну послідовність, а декодер – частину цієї послідовності та послідовність із виходу кодера. Структура трансформера наведено на рис. 4.

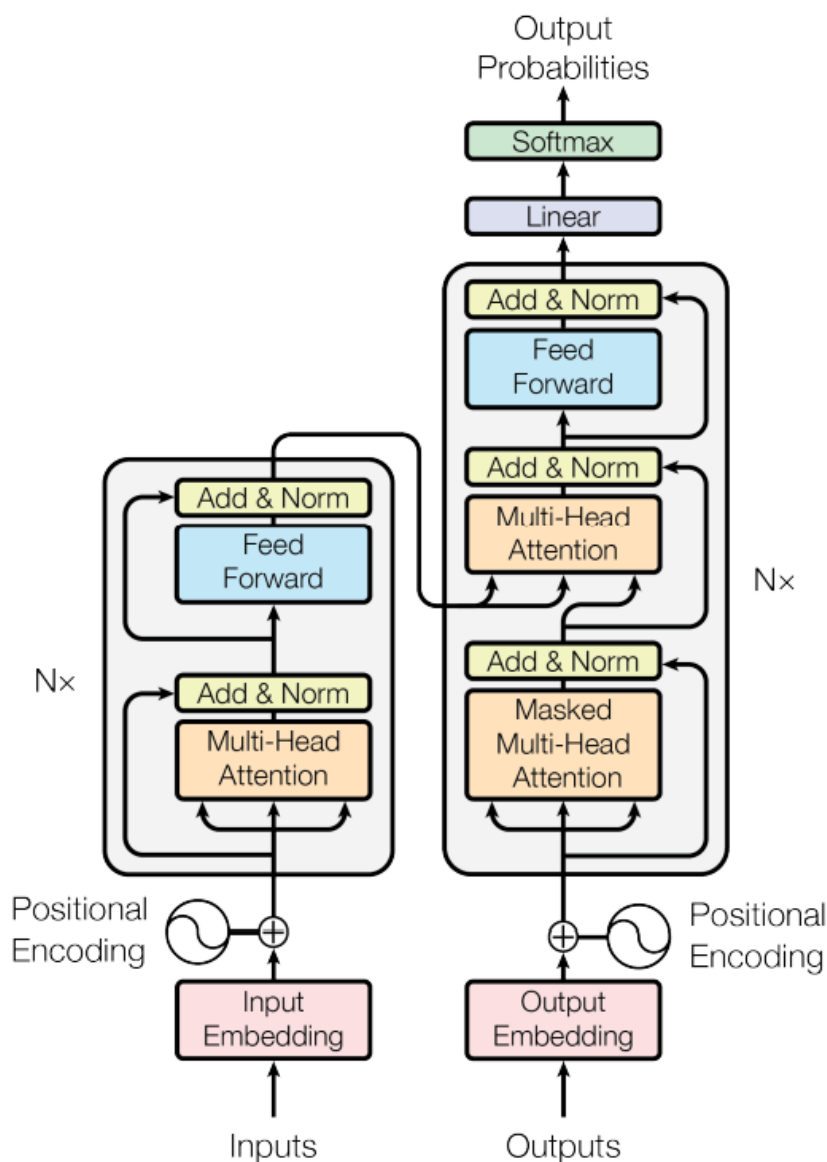


Рисунок 4 – Структура трансформера

Джерело: [10]



У такій структурі трансформера, найбільше цікавить перетворення вхідної послідовності для вимірювальних значень потужності сигналу на вході приймача ($P_{ex}^1, \dots, P_{ex}^n$). В результаті перетворення, трансформер створить відповідну послідовність неперервних зображень $z = (z_1, \dots, z_n)$ [10]. Далі, на основі отриманої послідовності z , декодер генерує вихідну послідовність ($P_{вих}^1, \dots, P_{вих}^n$), по одному елементу за раз. На кожному кроці, модель є авторегресійною, використовуючи попередньо генеровані параметри, як додаткові вхідні дані для генерації наступних.

Кодер складається з стеку N ідентичних рівнів, кожен із яких містить два підрівні. Перший підрівень реалізує множинний механізм внутрішньої уваги (*multi-head self-attention mechanism* – перетворення вхідної послідовності в декілька простих груп для виконання процесу внутрішньої уваги), а другий являє собою повно-зв'язану мережу прямого поширення (*feed-forward network*), організовану з урахуванням позиційного зв'язку. Це дозволяє моделі зосереджуватися на різних частинах вхідної послідовності одночасно, забезпечуючи більш глибоке та детальніше розуміння даних. Для кожного підшару застосовується залишкове з'єднання з подальшою нормалізацією шарів

Структура декодера є аналогічною кодеру із N ідентичних рівнів, але додатково містить третій підшар, який виконує функцію множинної уваги над виходом стеку кодерів. Функція уваги визначається як перетворення запиту та встановлення відповідних параметрів до вихідних даних за допомогою векторів. В трансформері використовується три види уваги, суть якої полягає в наступному.

Увага кодер-декодер передбачає надходження запитів (*queries*) із попереднього шару декодера, а вхідна послідовність та значення – з виходу кодера. Це дозволяє кожній позиції в декодері взаємодіяти з усіма позиціями вхідної послідовності. Таким чином, декодер отримує релевантні значення із вхідної послідовності, що робить цей механізм аналогом класичної уваги в моделях послідовного кодування.

Використання шарів внутрішньої уваги в кодері (*self-attention*), у яких



запити, послідовність та значення надходять із виходу попереднього шару кодера. Дає можливість, визначати кожен позицію у вхідній послідовності, яка може враховувати всі інші позиції та визначати їхню важливість у контексті обробки. Внутрішня увага дає можливість моделі знаходити зв'язки між вхідними значеннями незалежно від їхньої позиції у послідовності.

Шари внутрішньої уваги в декодері дозволяють кожній позиції враховувати всі попередні позиції в послідовності виходу. Однак, тут є суттєва відмінність: модель не може отримувати інформацію з майбутнього, щоб не порушити авторегресійний характер генерації вихідної послідовності. Для забезпечення цієї властивості використовується маскування у механізмі масштабованої внутрішньої уваги (*scaled dot-product attention*).

Формування вихідних даних здійснюється через зважену суму значень, де вагові коефіцієнти визначаються на основі функції сумісності між запитом і відповідними параметрами.

Механізм роботи уваги ґрунтується на обчисленні вагових коефіцієнтів для кожного елемента вхідної послідовності [10]. Кожне значення вхідної послідовності перетворюється у три вектори: запит (Q), параметри (K) та значення (V). Вони отримуються шляхом множення вхідного вектору на три навчальні матриці W_Q , W_K , W_V . Для визначення важливості кожного параметру для інших, обчислюється скалярний добуток між векторами запитів та параметрів на базі виразу:

$$A(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V, \quad (16)$$

де d_k – розмірність запитів та параметрів.

Вектор значень V перетворює отримані значення функції *softmax* у підсумковий вектор представлення.

Механізм множинної уваги використовує кілька незалежних механізмів уваги паралельно. Це дозволяє кожній точковій увазі фокусуватися на різних параметрах вихідної послідовності. Після обчислення кожна одинична увага множинної уваги поєднується у фінальний вектор.



$$MH(Q, K, V) = \text{Concat}(A(QW_Q^i, KW_K^i, VW_V^i), W_o), \quad (17)$$

де i – кількість застосованих функцій в механізмі множинної уваги.

Далі, додаткова увага обчислюється за допомогою функції сумісності на базі мережі прямого поширення, з одним прихованим шаром, та застосовується до кожної позиції окремо та однаково. Вираз являє собою два лінійних перетворення на базі випрямної функції, яку можна записати так:

$$FFN(P_{ex}) = \max(0, P_{ex}W_1 + B_1)W_2 + B_2, \quad (18)$$

Лінійні перетворення однакові в різних позиціях та використовують різні параметри від шару до шару.

6.3. Метод оцінювання потужності сигналу для безпроводних сенсорних мереж на базі алгоритму штучного інтелекту

Згідно роботи [1], враховуючи можливості нейронних мереж, особливо трансформера, було запропоновано вдосконалений метод оцінювання потужності сигналу для безпроводних сенсорних мереж на базі БПЛА, суть якого полягає в наступному.

На першому етапі за допомогою програмного та апаратного забезпечення приймального пристрою виконується оцінювання потужності сигналу на вході приймача (P_m). Розрахунок здійснюється на основі середньостатистичного значення параметра P_m за виразом:

$$P_m \approx \frac{1}{T} \int_0^T P_m(t) dt \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{m.i}. \quad (19)$$

де T – період спостереження; n – кількість циклів моніторингу.

Для вимірювання використовується період спостереження 5 секунд і цикл моніторингу 1 секунда. Цей етап дозволяє зібрати дані про рівень сигналу (фрагмент моніторингу наведено на рис. 3) і на базі виразу (19) створити векторну послідовність $P = (P_{ex}^1, \dots, P_{ex}^n)$, для подальшого аналізу.



На другому етапі визначається зона покриття сигналу на основі моделі нейронної мережі глибокого навчання, яка описана у пп.3.2, із врахуванням можливостей прогнозування та врахування факторів впливу. Для цього використовується трансформер на базі авторегресійної функції, як основа алгоритмів штучного інтелекту.

На третьому етапі виконується коригування зони покриття для мінімізації інформаційних втрат та забезпечення мінімально необхідної пропускну здатності каналу, включаючи аналіз потужності сигналу інтервалів флуктуацій Δa , Δb і ΔP [11].

Четвертий етап передбачає виведення результатів оцінювання, з урахуванням інтервалів коливань, а також похибки вимірювання із рахуванням дії факторів впливу. На основі отриманого значення виконується регулювання довжини безпроводного каналу між сенсором та БПЛА, виключаючи область з недостатнім рівнем сигналу. Завдяки мобільності БПЛА, положення може бути скориговане таким чином, щоб забезпечити мінімально необхідну пропускну здатність каналу та мінімізувати рівень інформаційних втрат. Таким чином, цей етап передбачає динамічне коригування положення БПЛА для досягнення оптимального покриття мережі та забезпечення стабільної і надійної передачі даних, мінімізуючи вплив негативних факторів.

Оскільки основою підвищення ефективності існуючого методу оцінювання потужності сигналу для безпроводних сенсорних мереж є алгоритм штучного інтелекту на базі трансформера із авторегресійною функцією, то було проведено ряд досліджень, для визначення його можливостей аналізу результатів експериментальних досліджень.

Згідно [12–13], найбільш ефективними моделями оцінювання є лінійна та квадратична модифіковані моделі із певною базою інтервалів коефіцієнтів. Але використовуючи наперед треновану базу даних можна автоматично визначати оптимальну модель оцінювання за класичними регресійними функціями шляхом підбору кращих параметрів середньоквадратичної помилки та коефіцієнту детермінації.



З метою узгодження таких обчислень із можливостями сенсорів, було використано спрощене оцінювання із певною похибкою, використавши тільки координату l , як пряму видимість між сенсором та БПЛА. Додаткових математичних операцій та обробки даних не використовувалось.

Таким чином, результати проведеного аналізу експериментальних даних для рис. 1 з метою виявлення найкращої моделі оцінювання, наведено на рис. 5 для двох частотних діапазонів, відповідно. Найкращий результат отримано для поліноміальної моделі 5-го ступеня, яка найбільш точно описує флуктуації, графіки якої наведено на рис. 5.

Враховуючи можливості сучасних обчислювальних систем, на яких впроваджуються алгоритми штучного інтелекту, доцільно виконати аналіз експериментальних досліджень на базі інструментів машинного навчання. Для таких цілей було використано ансамблевий метод машинного навчання – випадковий ліс (*Random Forest*) [14]. Метод поєднує велику кількість незалежних дерев-рішень для покращення точності прогнозів та зниження ризику перенавчання. У випадку регресії, модель використовує середнє значення прогнозів усіх дерев для отримання кінцевого результату.

По суті, метод використовує множинне навчання за допомогою створення дерев окремих рішень, що дає можливість ефективніше передбачати вихідну послідовність. Для кожного дерева рішень, тренування є незалежним та використовує свою множину значень. В підсумку, прогноз для регресії випадкового лісу є усередненим результатом від всієї множини дерев. Таким чином, існує можливість вирішувати складні задачі прогнозування з високою точністю для великої кількості даних, що є характерним при моніторингу основного енергетичного параметра в сенсорних безпроводних мережах, особливо в режимі реального часу.

До недоліків можна віднести високі затрати обчислювальних ресурсів, що безпосередньо пов'язані із точністю вихідних даних, що є типовим для всіх моделей із навчанням та алгоритмів штучного інтелекту. Але, в залежності від задач та достовірності оцінювання поширення хвиль у безпроводних сенсорних

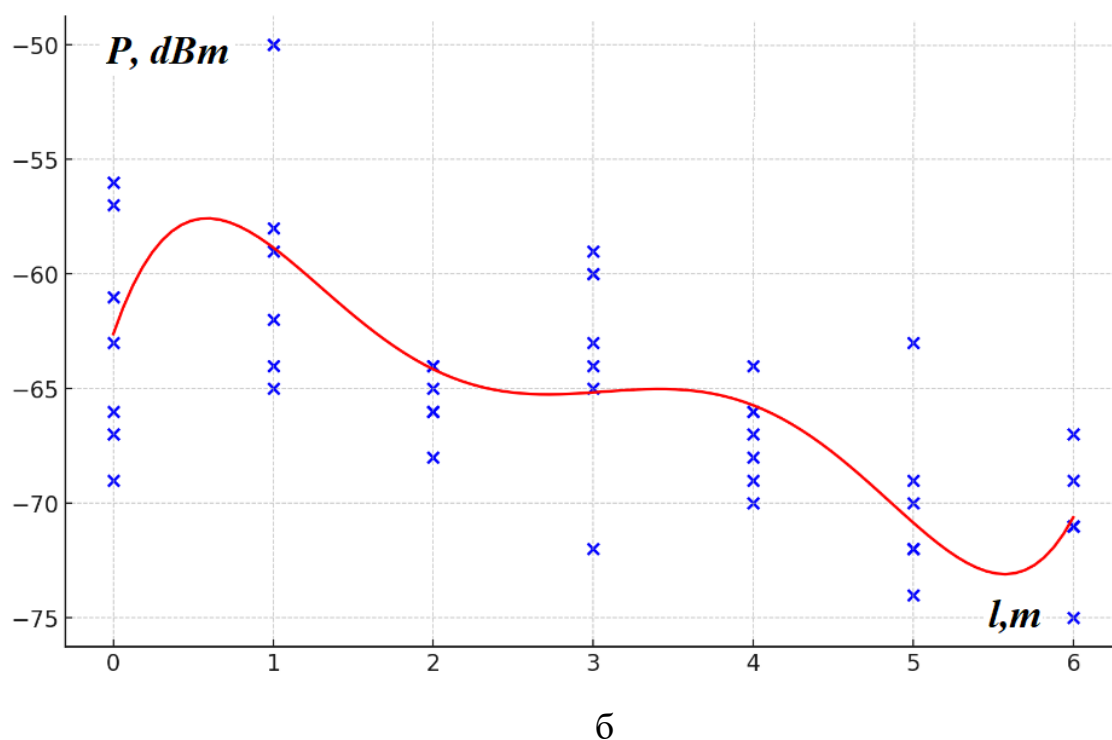
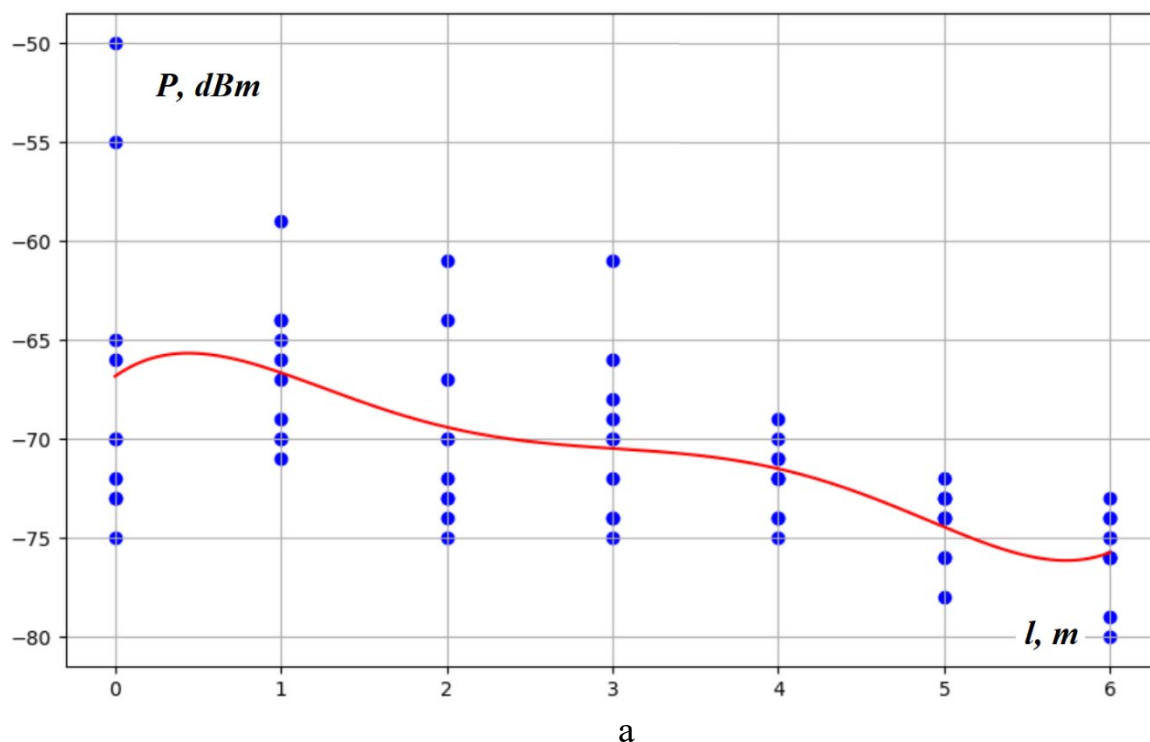
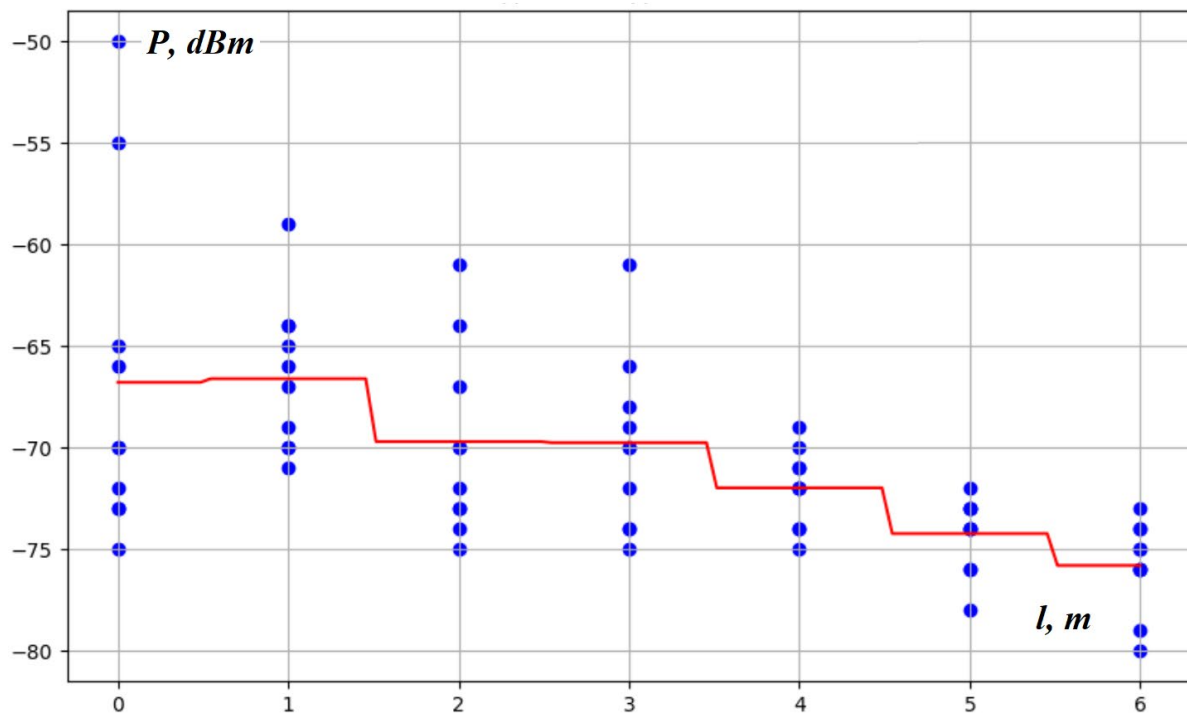


Рисунок 5 – Оцінювання потужності сигналу на вході приймача за допомогою алгоритму штучного інтелекту для діапазону 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)

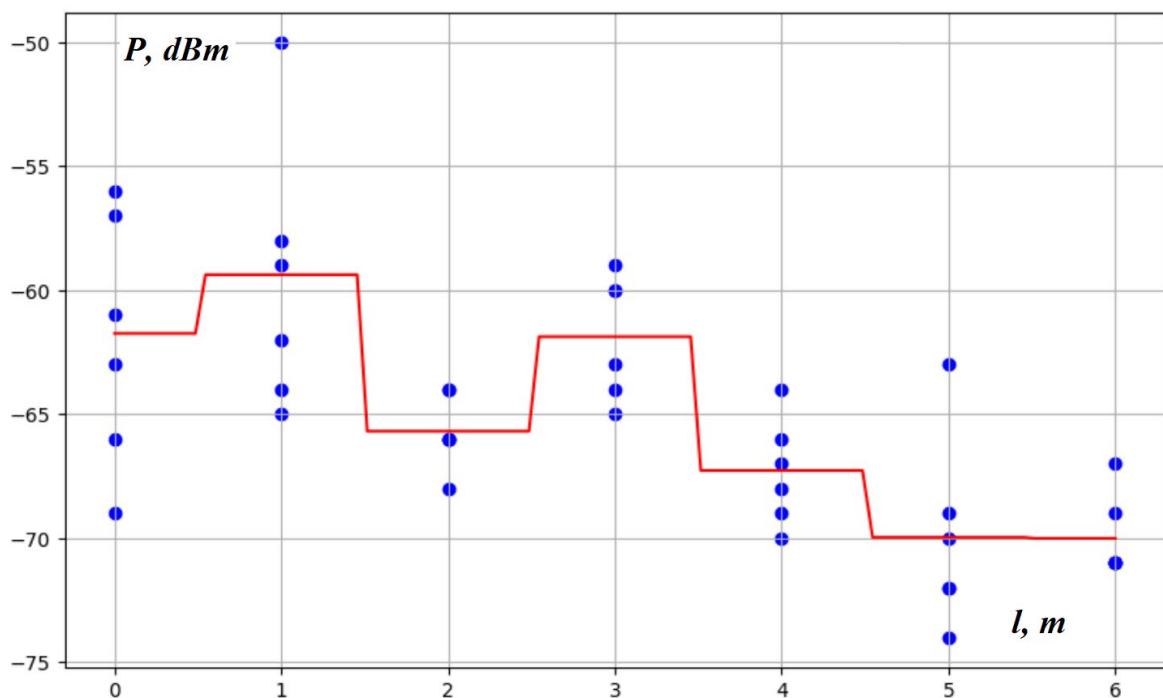
мережах, можна вносити певні обмеження, значно збільшуючи швидкість отримання кінцевого результату. Тут необхідно враховувати логарифмічну функцію залежності точності від обчислювальних ресурсів.



Результати аналізу експериментальних даних на базі методу випадкового лісу наведено на рис. 6 та рис. 7.



а

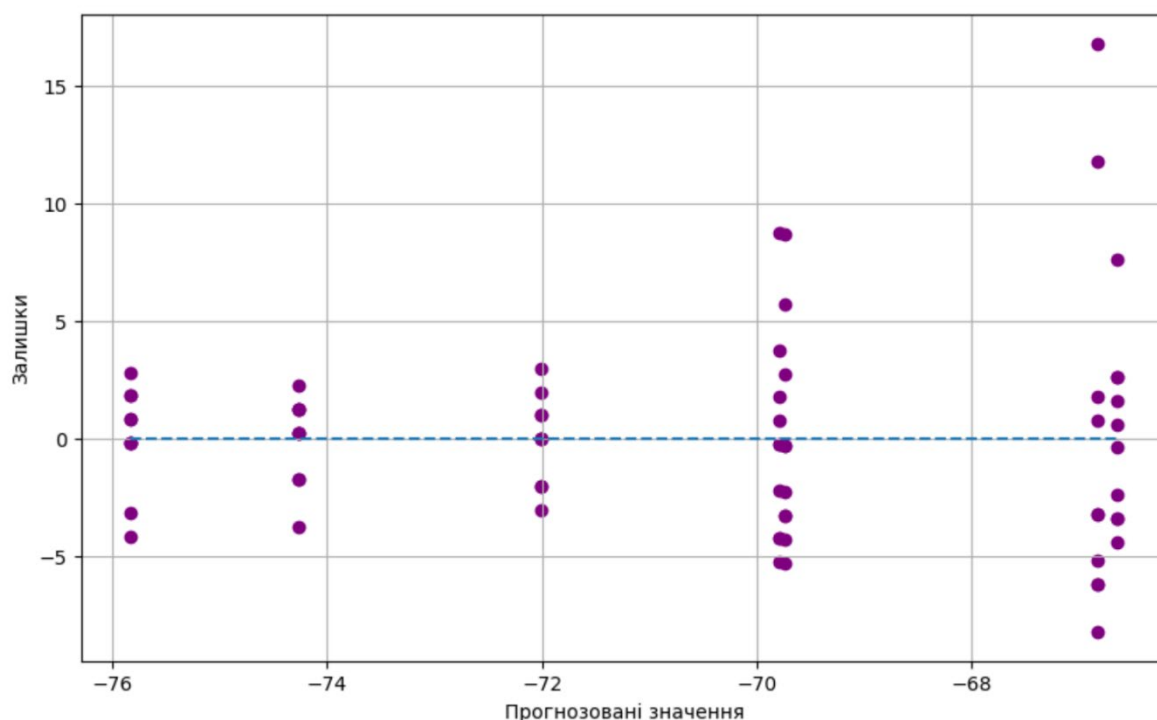


б

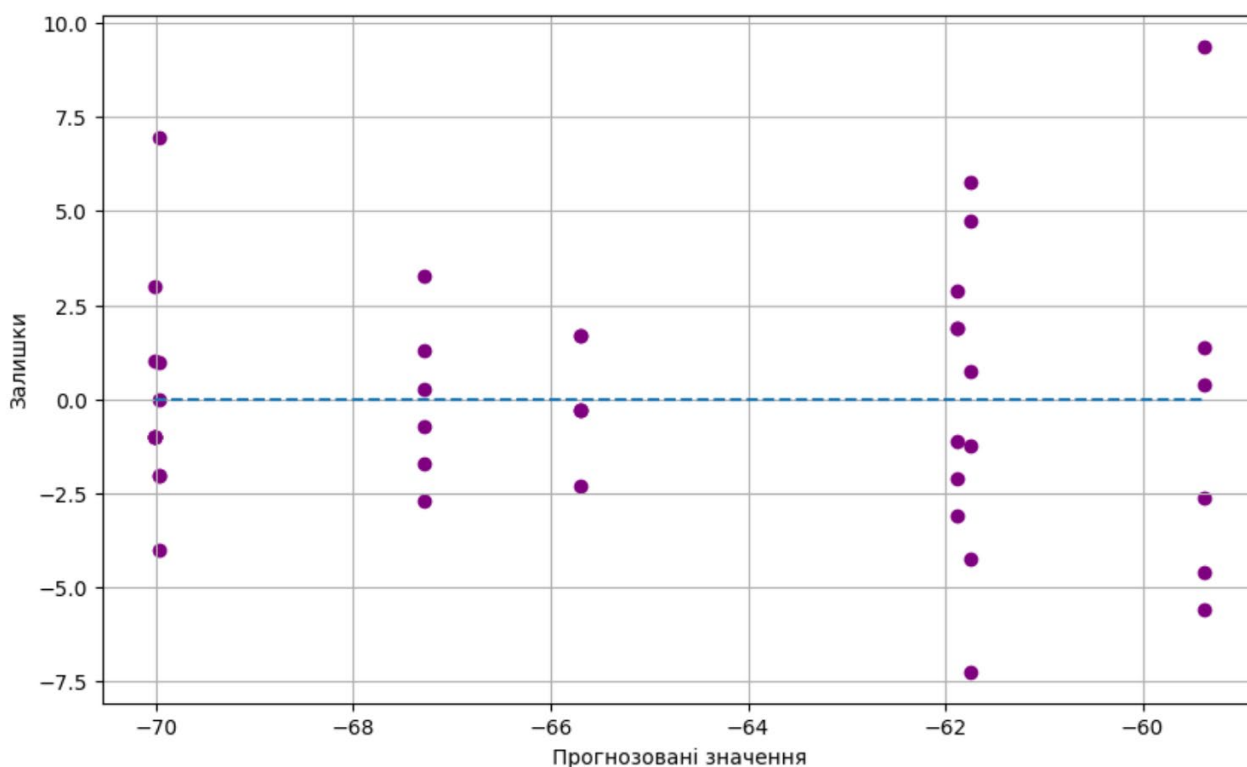
Рисунок 6 – Оцінювання потужності сигналу на вході приймача за допомогою моделі випадкового лісу для діапазону 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)



Результати показують, чітко виділення максимумів та мінімумів, на основі усереднених даних отриманих поверхонь поширення сигналу.



а



б

Рисунок 7 – Залишки оцінювання за моделлю випадкового лісу для діапазону 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)



Наступним важливим напрямком вирішення задач аналізу експериментальних даних, на базі машинного навчання, є метод підтримуючого вектору регресії. (SVR, Support Vector Regression) [15]. Його доцільно використовувати для послідовностей даних, які мають складні нелінійні залежності, що є характерним при існуванні комплексної дії різного роду факторів впливу у безпроводному каналі. Перевагою такого методу є можливість прогнозування неперервної послідовності даних, а також можливість мінімізації помилки передбачення.

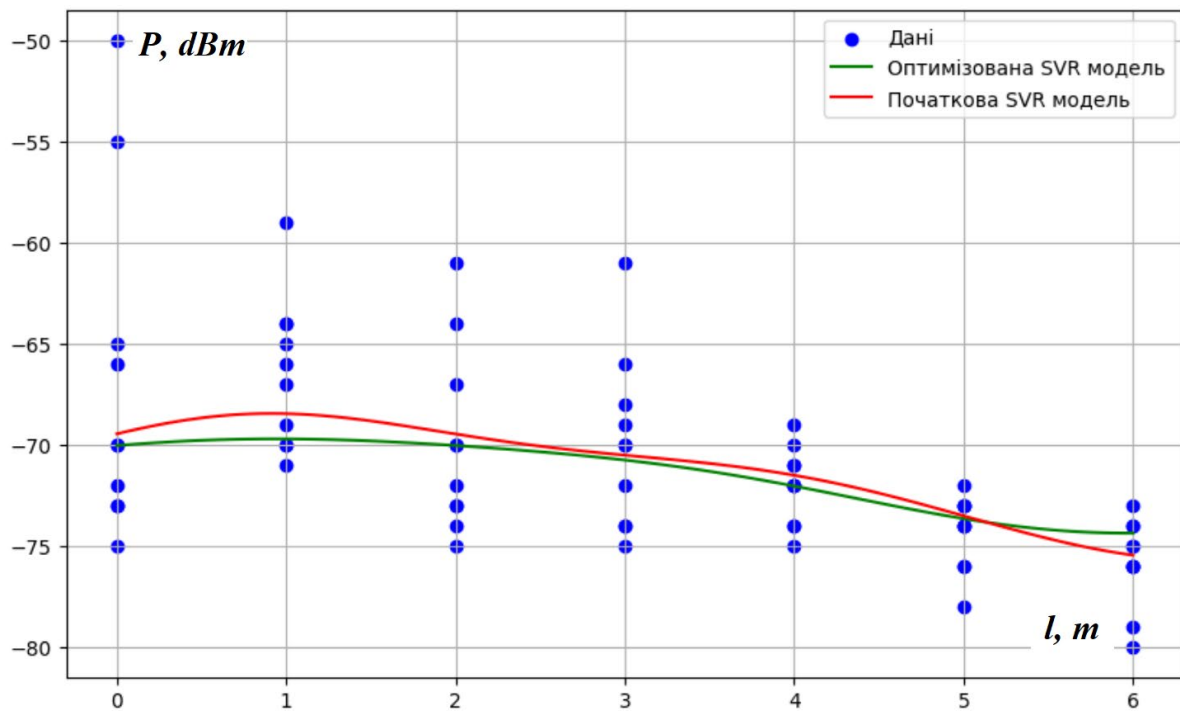
Головною особливістю методу SVR, є використання принципів опорних векторних машин для перетворення вхідних функцій у простори великої розмірності на основі ядерних функцій, щоб знайти ідеальну гіперплощину, яка точно представляє дані. В результаті цього, можна отримати як звичайну прогнозовану модель, так і покращену. В якості ядерних функцій використовуються лінійні, поліноміальні, радіально-базисні та сигмоїдні.

Використання особливостей машинної навчання для регресії опорних векторів дозволяє моделям SVR досягати високої точності та надійності, навіть якщо вони мають справу зі складними наборами даних.

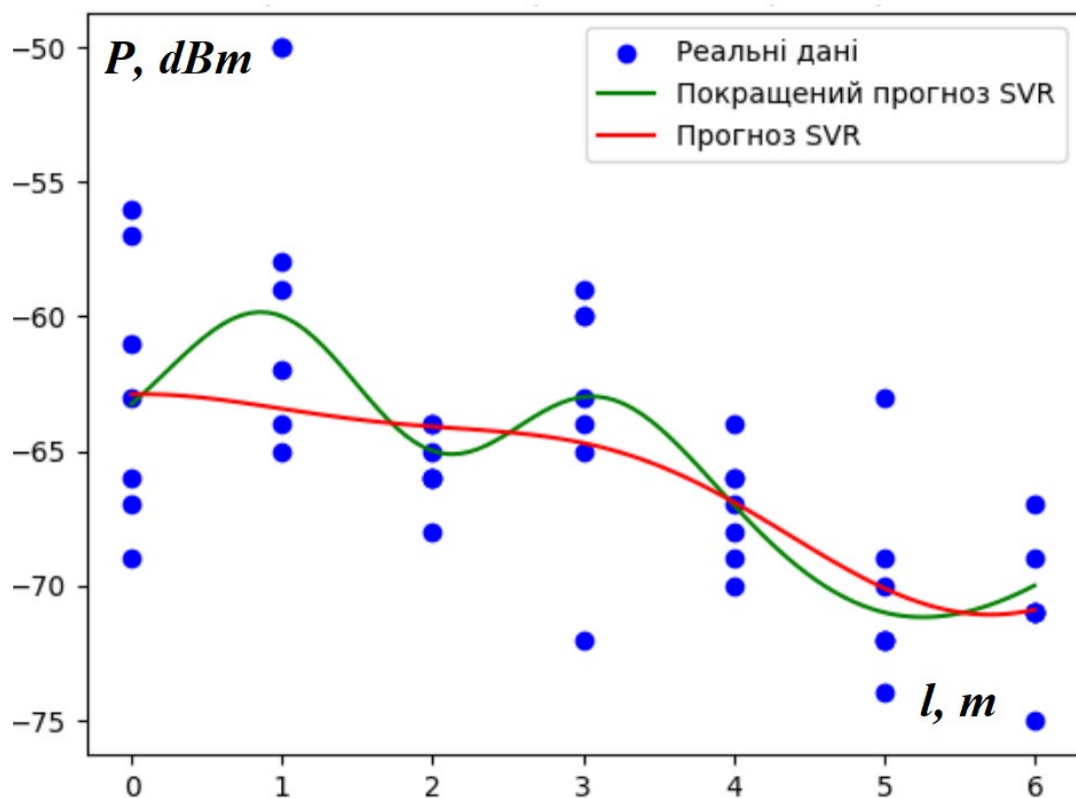
Результати оцінювання експериментальних даних за методом опорних векторів наведено на рис. 8.

Як видно із отриманих досліджень, в даному випадку оптимальною функцією є поліноміальна, при чому оптимізація надала збільшення порядку цієї функції, що краще описує існування флуктуацій.

Ще одним оцінюванням, на базі машинного навчання, можна вважати метод регресії гаусового процесу (GPR – Gaussian Process Regression) [16]. Особливістю такого методу є використання гаусових процесів для випадкових змінних, що досить добре корелюється із випадковим розподілом вимірювального значення основного енергетичного параметра безпроводних каналів. В такому випадку, припускається що, вимірювальне значення має нормальний закон розподілу, який характеризується певними коефіцієнтами асиметрії та ексцесу.



а



б

Рисунок 8 – Оцінювання потужності сигналу на вході приймача за допомогою SVR моделі для 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)



Згідно [17-18], такі коефіцієнти залежать від дії факторів впливу. Тоді, зміна форми закону розподілу можна описати інтервалом невизначеності, що буде корелюватись із зміною коефіцієнтів Δa , Δb і Δk та виразу (8).

Суть методу регресії гаусового процесу полягає у використанні непараметричної ймовірнісної моделі. Основними компонентами є середня функція та коваріаційна функція. Середня функція визначає середнє значення прогнозованої функції, а коваріаційна функція описує, як точки даних взаємопов'язані одна з одною.

Модель регресії гаусового процесу можна представити так [16]:

$$P_m(l) = \Gamma(l) + \varepsilon, \quad (20)$$

де ε – випадкова помилка, що відповідає нормальному розподілу в межах від 0 до дисперсії σ_n^2 та може визначатись як шум; функція $\Gamma(l)$ – функція гаусового процесу із середньою та коваріаційною функціями.

При прирівнянні середньої функції до нуля, коваріаційна функція записується так:

$$k(l, l_i) = k_{RBF}(l, l_i) + \sigma_n^2 \delta_{l, l_i},$$

де k_{RBF} – ядро радіальної базисної функції, яке вимірює подібність між двома сусідніми значеннями (l) і (l_i) , δ_{l, l_i} – дельта Кронекера, яка є рівною одиниці, якщо $(l = l_i)$ і 0 в іншому випадку.

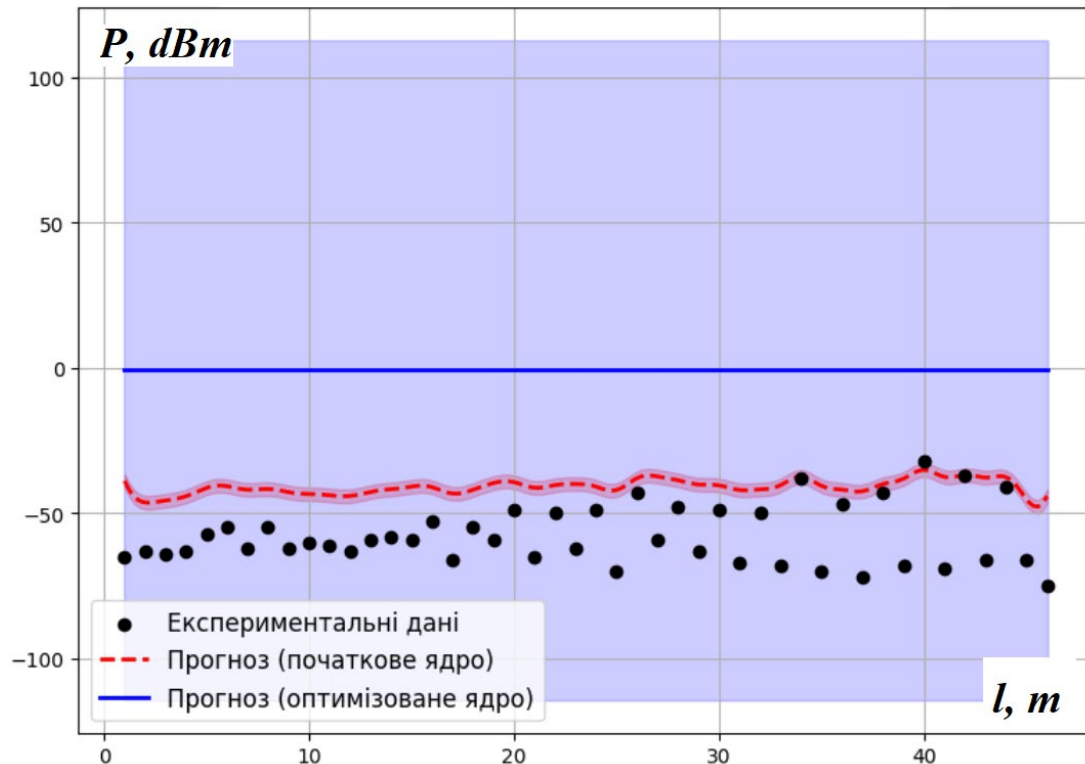
Модель регресії гаусового процесу виконує прогноз значень і повертає стандартне відхилення, що можна визначати як інтервал невизначеності.

Результати оцінювання експериментальних даних за методом регресії гаусового процесу наведено на рис. 9. (Застосовано розширені дані для каналу БПЛА-БПЛА та діапазону 2,4 ГГц [1]).

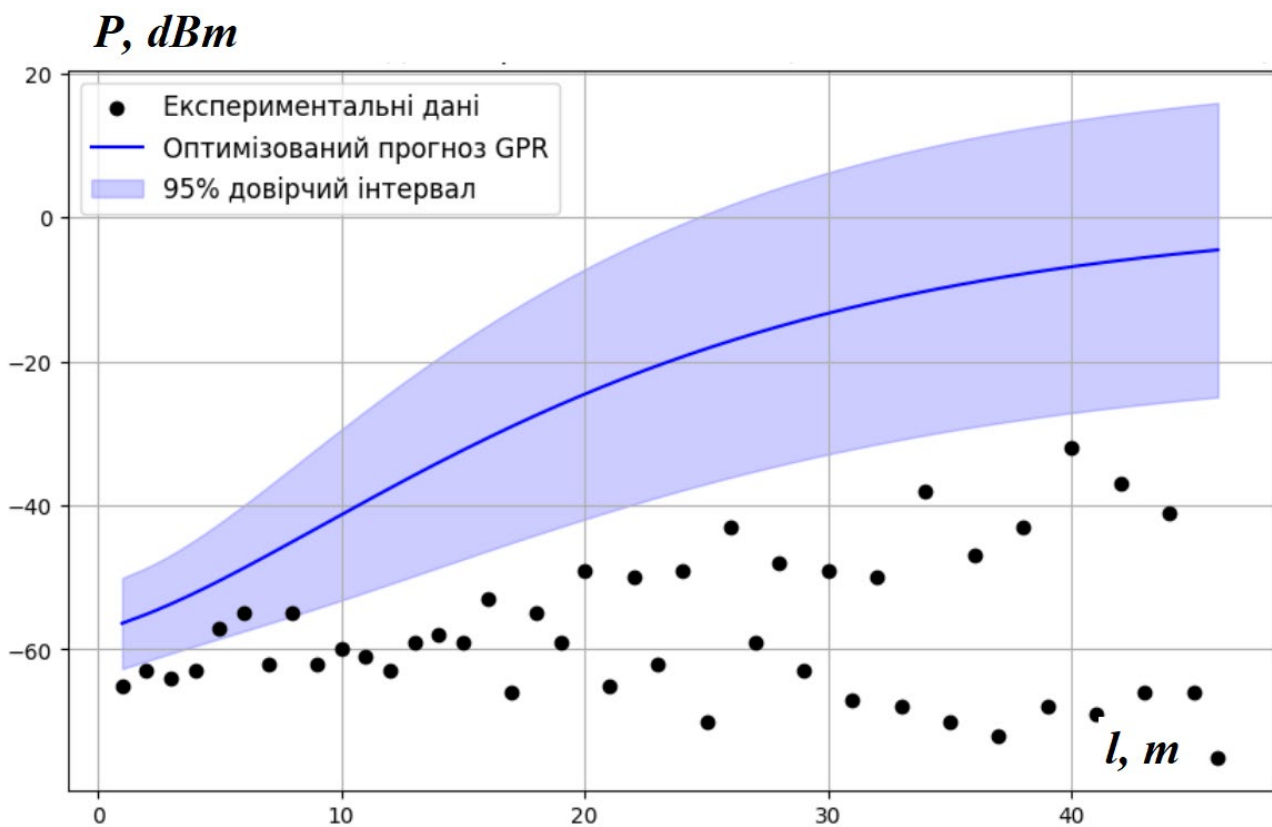
Як показують отримані результати моделювання, оцінювання за таким методом є досить чутливим до вибору початкових параметрів та глибини оптимізації та використання масштабування даних. Ще одним недоліком є необхідність використання значних обчислювальних ресурсів із збільшенням глибини оптимізації, що є обмеженням при побудові мобільних сенсорних



мереж.



а



б

Рисунок 9 – Оцінювання потужності сигналу за допомогою моделі регресії гаусового процесу при низькій оптимізації (а) та високій (б)



Далі розглянемо можливості прогнозування для моделей із машинним навчанням. Для цього, було збільшено довжину каналу, що передбачає побудову передбачуваних значень основного енергетичного параметра. Результати наведено на рис. 10 та рис. 11.

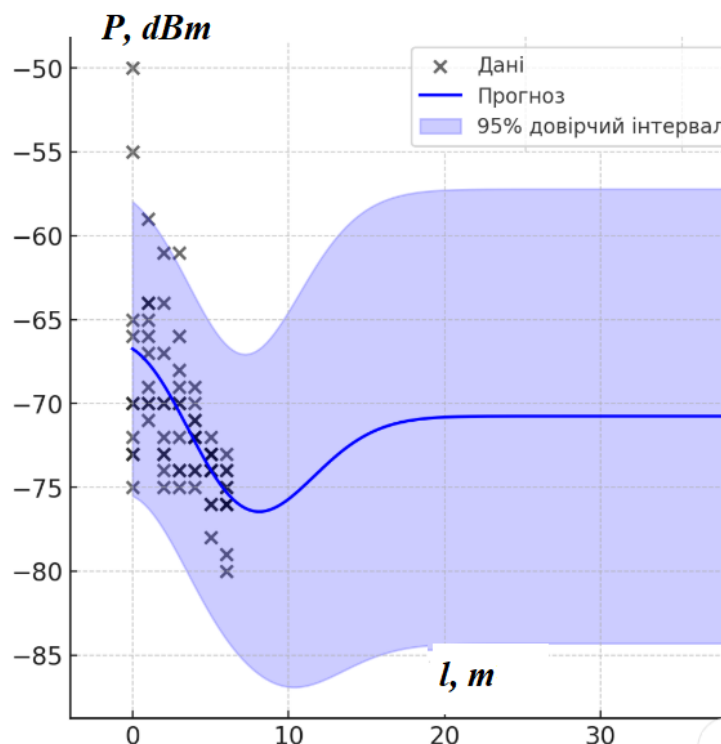
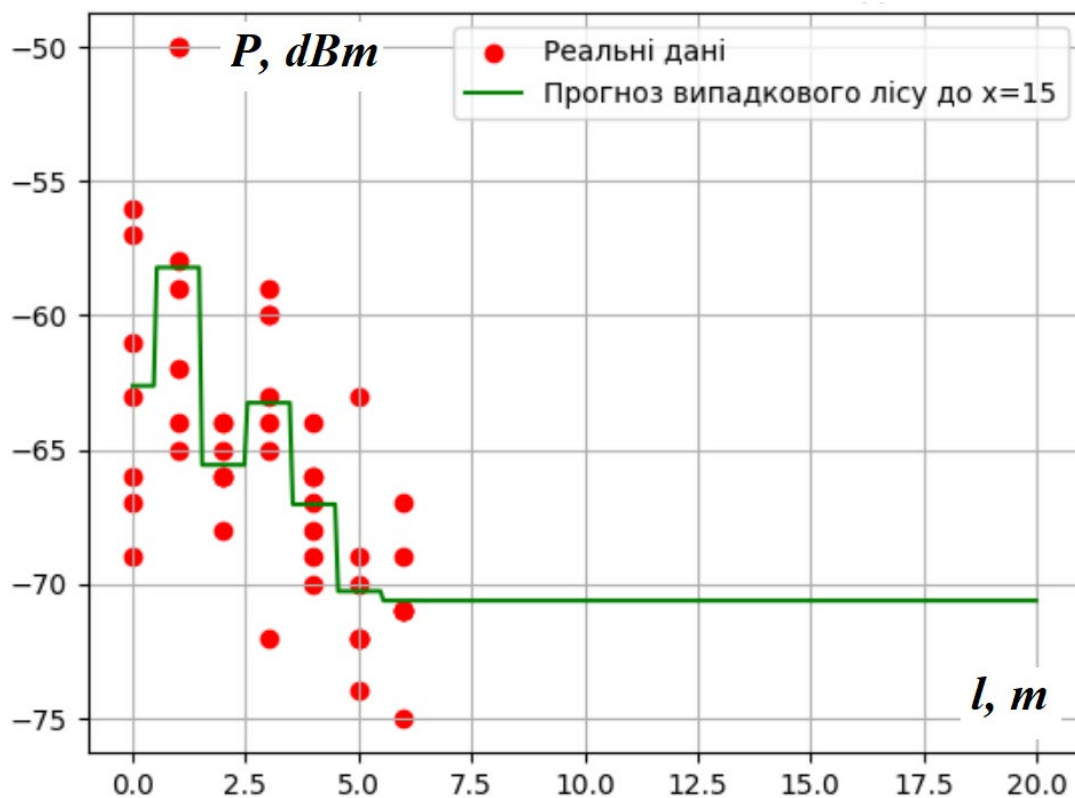
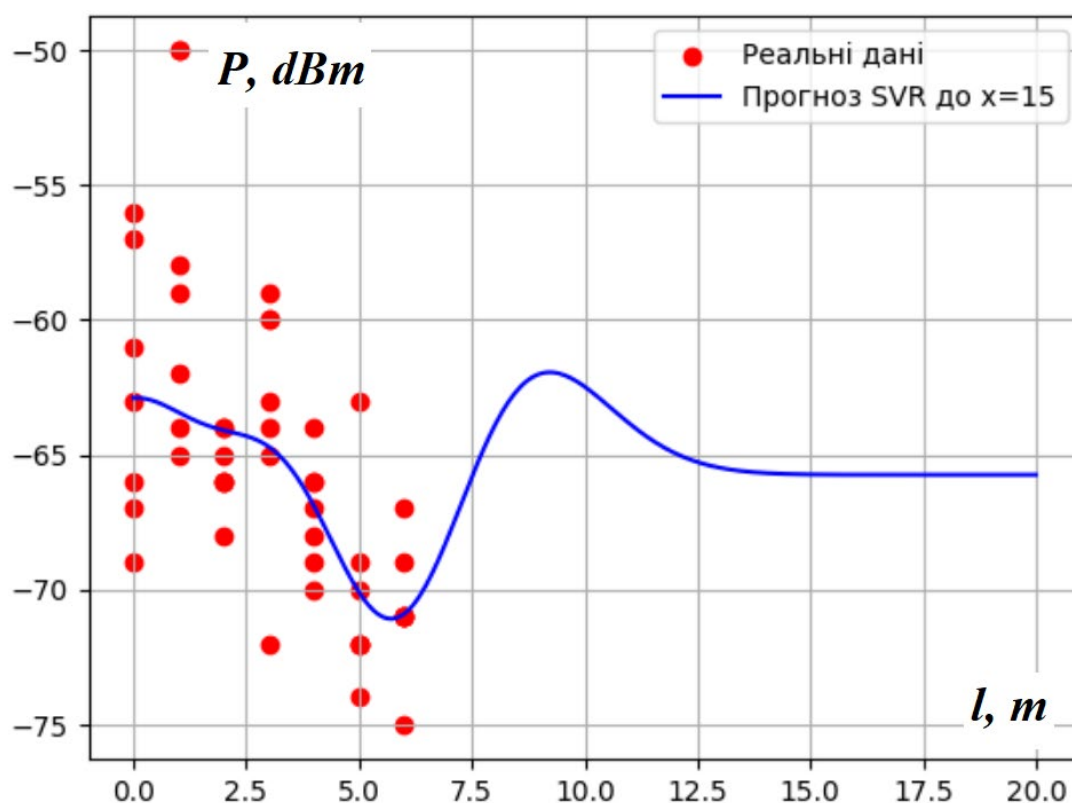


Рисунок 10 – Прогнозування розподілу потужності сигналу у каналі на основі моделі гаусового процесу для максимальної оптимізації

Як видно із отриманих результатів, моделі із машинним навчанням найбільш достовірно описують зміну послідовностей вимірювальних значень від відстані в реальному часі, але це потребує значних затрат обчислювальних ресурсів, особливо при збільшенні глибини оптимізації, як показано на рис. 10, де дані отримані при максимальній оптимізації. У випадку, використання моделей машинного навчання з метою отримання результатів прогнозування покриття або розподілу сигналу у просторі, такі моделі є неефективними, оскільки потребують попереднього навчання та правильного вибору функцій аналізу параметрів. Це приводить до ускладнення архітектури мережі створенням додаткових обчислювальних вузлів, що значно зменшує мобільність сенсорних мереж, особливо оперативного розгортання.



а

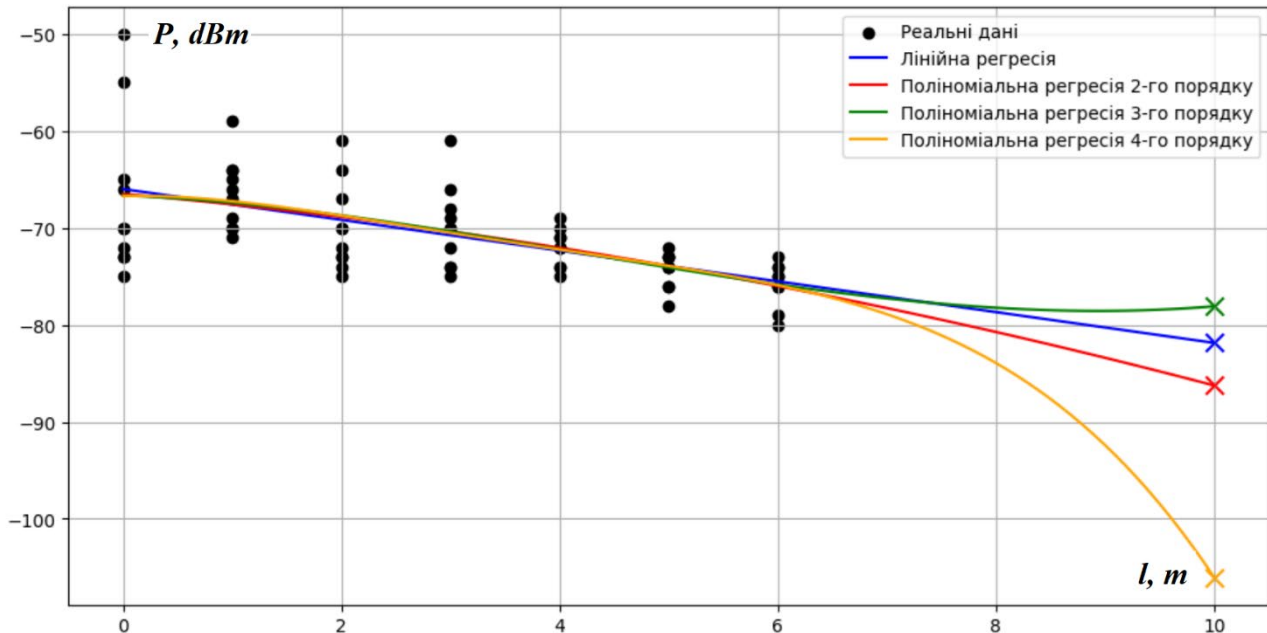


б

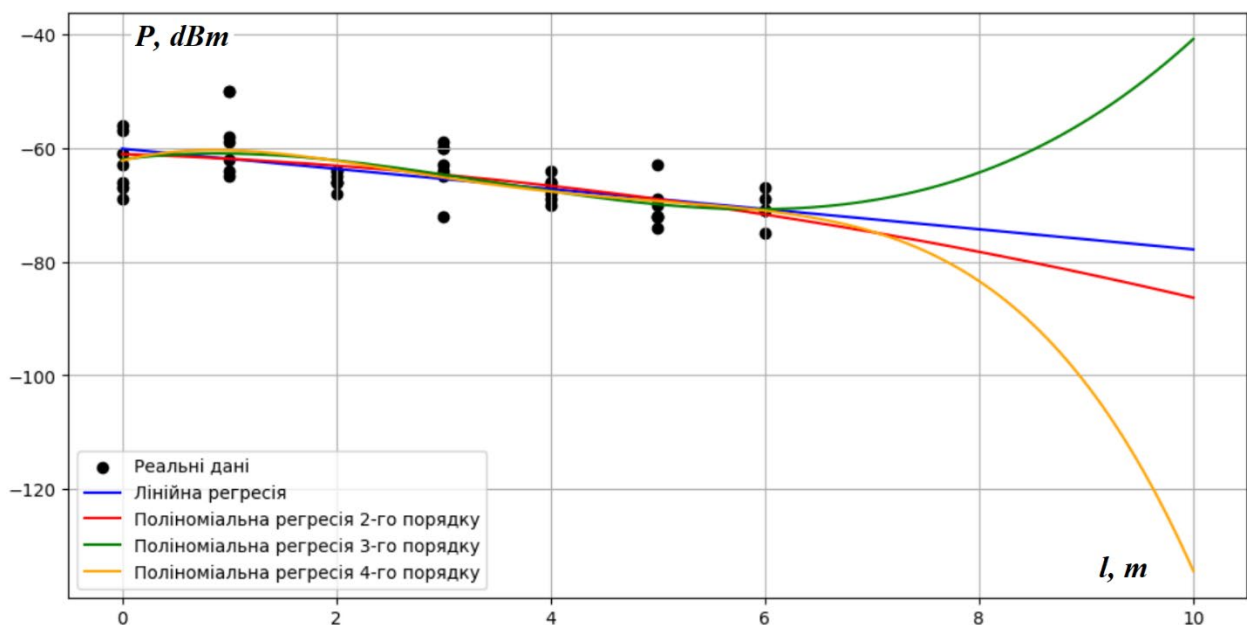
Рисунок 11 – Прогнозування потужності сигналу на вході приймача за допомогою моделі випадкового лісу (а) та SVR моделі 5 ГГц (б)



Для порівняння, розглянемо можливості прогнозування на базі класичних моделей із найбільш близькими параметрами середньоквадратичної помилки та коефіцієнту детермінації. Результати оцінювання наведено на рис. 12.



А



Б

Рисунок 12 – Прогнозування потужності сигналу на вході приймача за допомогою класичних моделей для 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)

На основі представлених результатів, видно, що при збільшенні порядку



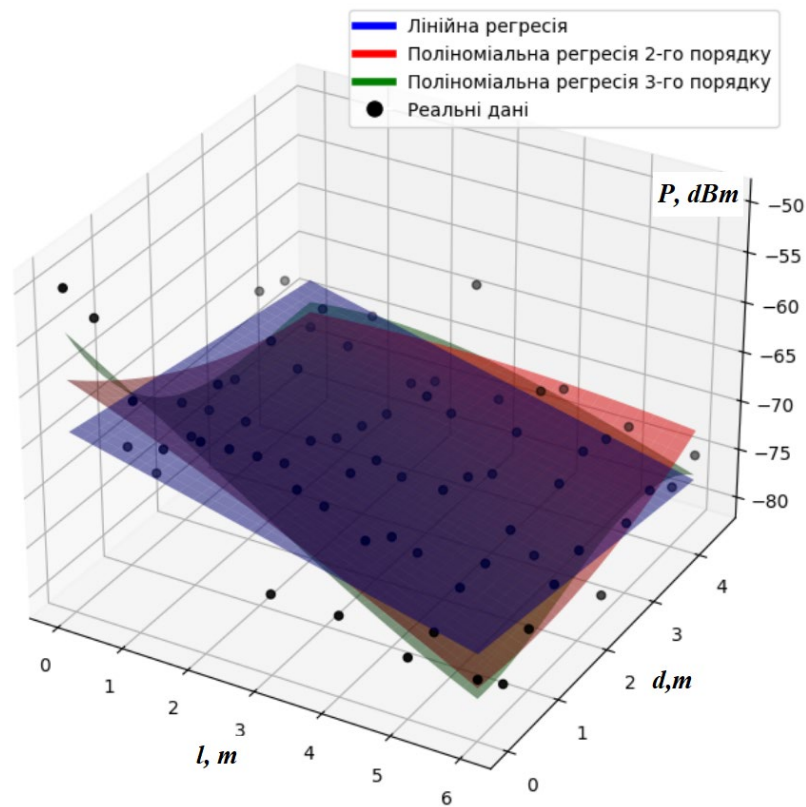
поліноміальних функцій, ефективність застосування для прогнозування поширення сигналу із врахування довжини каналу є низьким, особливо при існуванні значних флуктуацій. Проте, для підвищення достовірності опису флуктуацій сигналу, їх вплив краще використовувати у складі комплексного оцінювання. Тому, для таких умов доцільніше використовувати лінійну або квадратичну модель при застосуванні методів оцінювання із певними границями достовірності.

Далі розглянемо результати оцінювання просторового розподілу, які наведено на рис. 13, рис. 14 та рис.15.

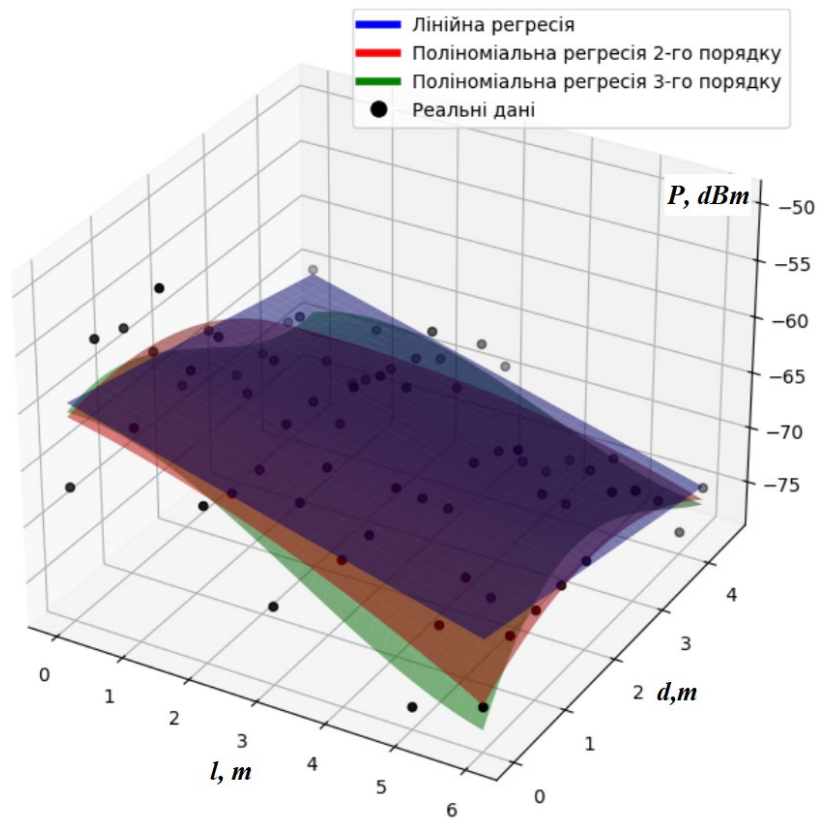
Поліноміальні моделі є ефективними при оцінюванні покриття де існують значні фактори впливу, що пов'язані із багатопроменевим поширенням хвиль у приміщеннях. В такому випадку, збільшення порядку поліному підвищує точність оцінювання флуктуацій сигналу біля архітектурних перешкод. При застосуванні алгоритмів штучного інтелекту, це дає можливість змінювати порядок в автоматичному режимі, в залежності від інтервалу флуктуацій.

Моделі із машинним навчанням ефективно описують форму поверхні просторового поширення сигналу. Модель на базі SVR має схожість із комплексною поліноміальною оцінкою, що дає менше відхилення від експериментальних результатів вимірювання. В результаті оцінювання потужності сигналу на вході приймача за такою моделлю підвищується, в середньому, на 9%, а також дає можливість оцінювати форму зміни характеристик. Щодо результатів на базі моделі випадкового лісу, то тут спостерігається чітко виділені максимуми та мінімуми, що дає можливість прогнозувати дію будь якого фактору впливу на основний енергетичний параметр використовуючи додаткове навчання нейромережі.

Таким чином, застосовуючи модель трансформера для оцінювання потужності сигналу для безпроводних сенсорних мереж є можливість адаптивного вибору моделей аналізу та визначення інтервалів флуктуацій для кожного окремого фактору впливу.

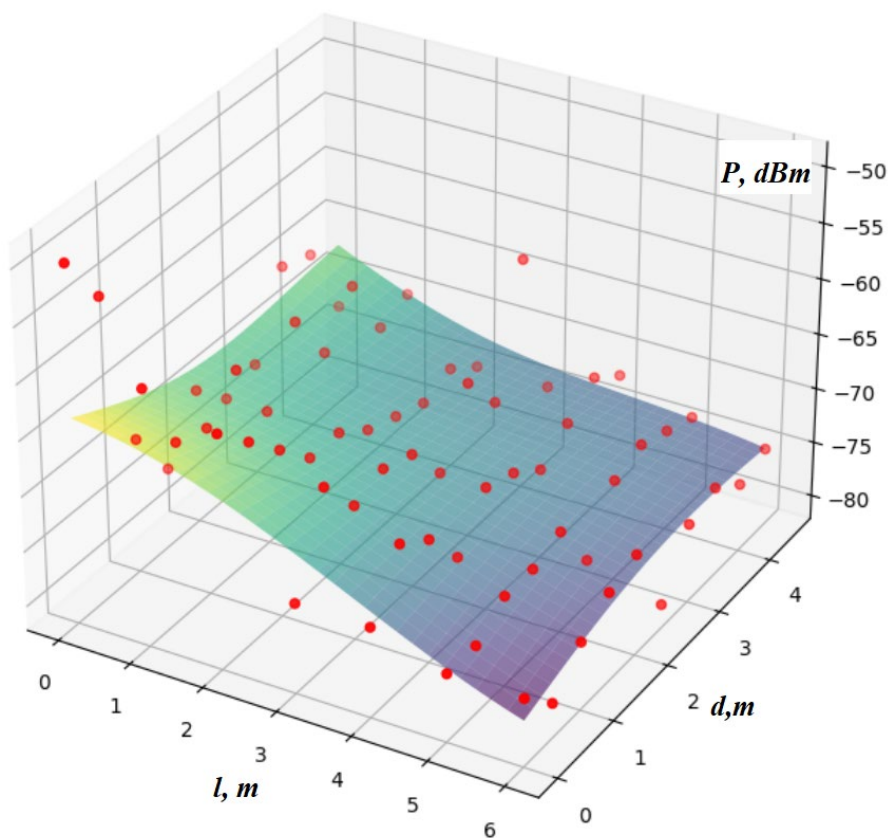


а

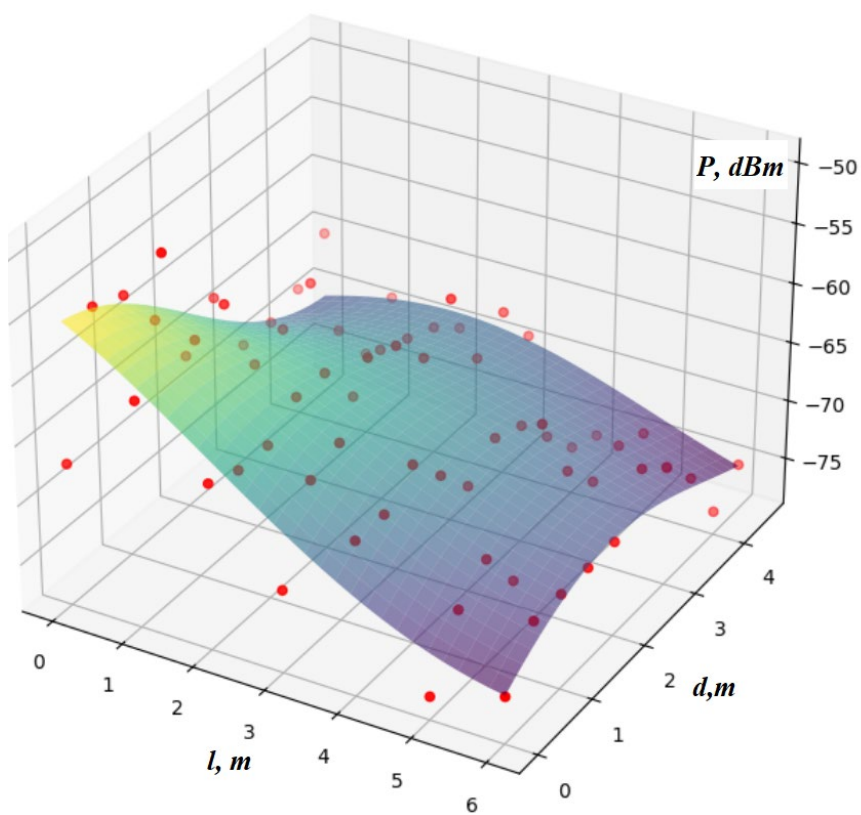


б

Рисунок 13 – Прогнозування просторового поширення сигналу на базі класичних моделей для 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)

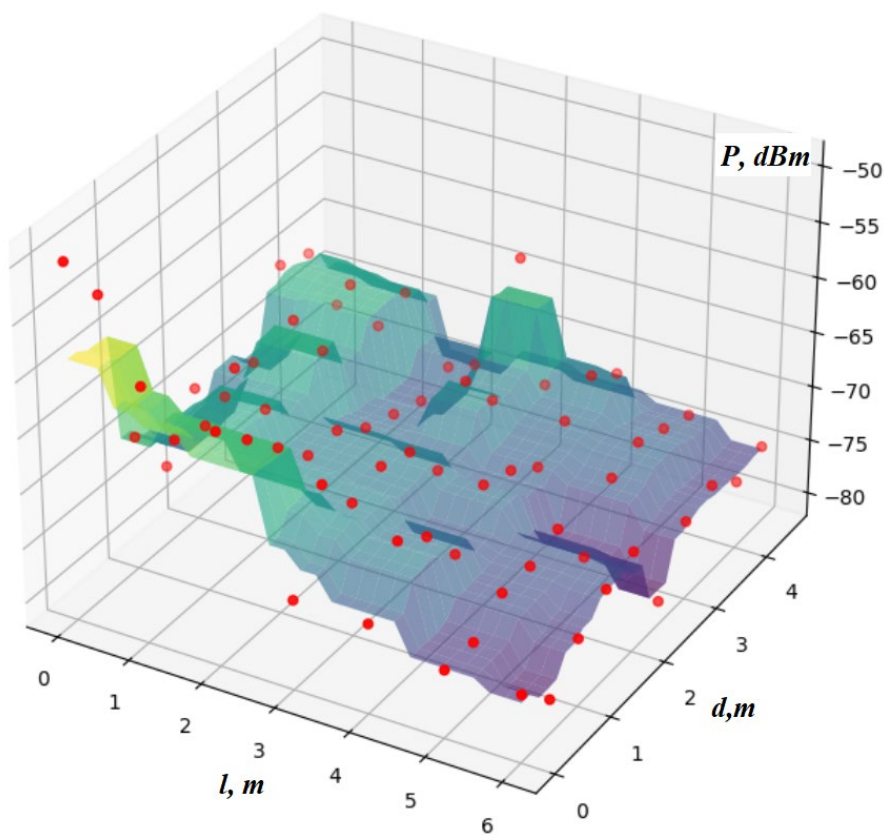


а

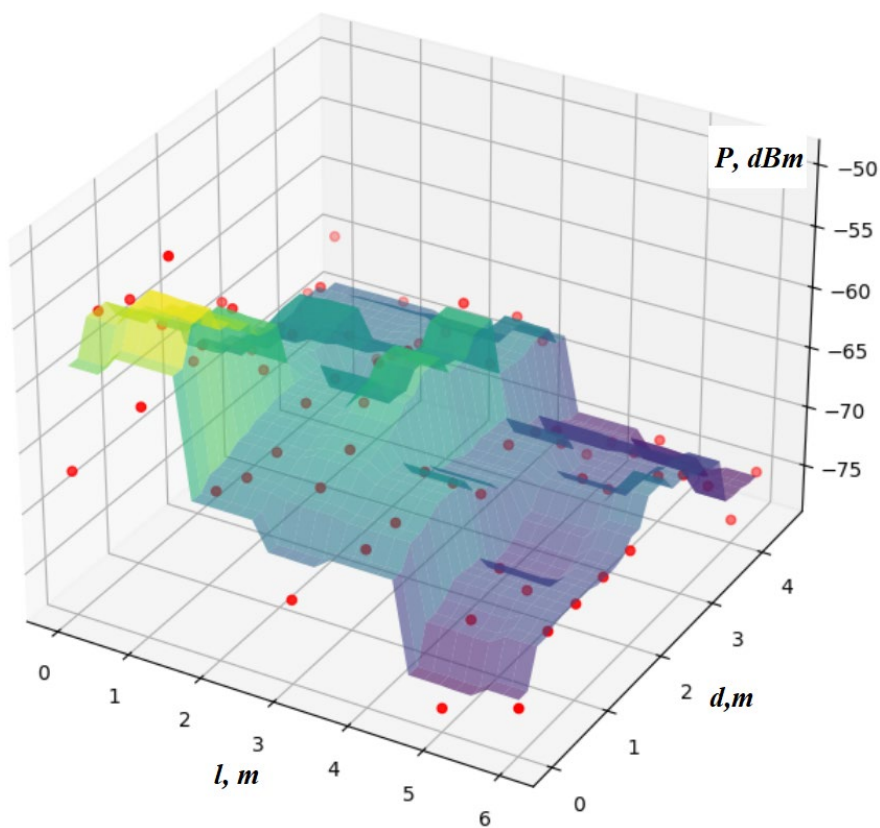


б

Рисунок 14 – Прогнозування просторового поширення сигналу на базі SVR для 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)



а



б

Рисунок 15 – Прогнозування просторового поширення сигналу на базі випадкового лісу для 2.4 ГГц (а) та діапазону 5 ГГц (б)



Висновки

В даному дослідженні, вирішується проблема динамічної оптимізації сенсорних мереж для зменшення інформаційних втрат та забезпечення мінімально можливих технічних показників каналів передачі інформації. Це особливо актуально при застосуванні БПЛА та існуванні значної кількості архітектурних перешкод та завад. Одним із вирішені такої проблеми, є використання моделей штучного інтелекту у складі методів оцінювання поширення сигналів.

Встановлено, що для оцінювання впливу багатопроменевого поширення хвиль доцільно використовувати метод трасування променів, який дозволяє значно спростити визначення коефіцієнту втрат і визначення максимумів та мінімумів рівня сигналу в певних точках простору.

В роботі отримав подальшого розвитку метод підвищення ефективності безпроводних сенсорних мереж на базі БПЛА [1], шляхом впровадження моделі трансформера для оцінювання основного енергетичного параметра, що дозволяє створити детальну картину розподілу сигналу в просторі. Це дозволяє отримання прогнозування вимірювальних значень у просторі на базі незначної кількості контрольних сенсорів у різних точках середовища та можливість побудови передбачуваних характеристик поширення сигналу з урахуванням факторів впливу.

Досліджено можливості трансформера для вибору оптимальної моделі оцінювання енергетичного параметра безпроводного каналу шляхом підбору кращих параметрів середньоквадратичної помилки та коефіцієнту детермінації.

Таким чином, використовуючи модель трансформера, є можливість значно розширити можливості оцінювання, аналізу та створення складних та реалістичних послідовностей поширення сигналу у просторі для підвищення ефективності керування параметрами та ресурсами у безпроводних сенсорних мережах на базі БПЛА. До переваги такої моделі можна віднести динамічний вибір функцій побудови статистичних залежностей при існуванні комплексної дії різного роду факторів впливу.