

УДК 004.056:004.8:004.942

DOI: 10.30748/soi.2026.186.14

В.В. Тютюник¹, О.О. Тютюник¹, Д.В. Усачов²¹Харківський національний економічний університет ім. С. Кузнеця, Харків²Національний університет цивільного захисту України, Черкаси

МУЛЬТИСЕНСОРНЕ ВИЯВЛЕННЯ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ НА ОСНОВІ ДИНАМІЧНИХ БАЙЄСІВСЬКИХ МЕРЕЖ

У статті розглянуто задачу підвищення ефективності систем виявлення безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в умовах невизначеності та впливу факторів середовища. Запропоновано підхід до формалізації процесу виявлення на основі динамічної байєсівської мережі, яка враховує стан об'єкта, параметри середовища та сенсорні спостереження. Розроблено ймовірнісну модель формування спостережень та алгоритм байєсівської інференції для оцінювання апостеріорної ймовірності присутності БПЛА. Проведено сценарний аналіз для базових, несприятливих умов та мультисенсорної конфігурації системи. За допомогою ROC-аналізу (Receiver Operating Characteristic) оцінено ефективність запропонованого підходу та визначено вплив зовнішніх факторів на характеристики виявлення. Результати числового моделювання підтверджують доцільність використання мультисенсорної інтеграції для підвищення надійності виявлення БПЛА.

Ключові слова: безпілотний літальний апарат; виявлення; динамічна байєсівська мережа; ймовірнісна модель; мультисенсорна інтеграція; сенсорні системи; ROC-аналіз.

Вступ

Постановка проблеми. Активне застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в сучасних воєнних та гібридних конфліктах суттєво підвищує рівень загроз для об'єктів критичної інфраструктури (ОКІ), зокрема енергетичних, транспортних, промислових та інформаційно-телекомунікаційних систем [1–5]. Використання БПЛА для ведення розвідки, коригування вогню, доставки вибухових пристроїв або здійснення інформаційно-психологічного впливу обумовлює необхідність своєчасного та достовірного їх виявлення на ранніх етапах наближення до об'єкта захисту [6; 7].

Сучасні системи виявлення БПЛА базуються на використанні різноманітних сенсорних засобів, таких як радіолокаційні, акустичні, оптико-електронні та засоби радіочастотного аналізу. Кожен із зазначених типів сенсорів характеризується власними перевагами та обмеженнями, зумовленими дальністю дії, точністю, чутливістю до завад, метеорологічних умов та особливостей навколишнього середовища. У результаті інформація, що надходить від сенсорів, є неповною, зашумленою та часто суперечливою, що ускладнює прийняття обґрунтованих рішень щодо наявності або відсутності реальної загрози [8–11].

Традиційні підходи до аналізу даних у системах виявлення БПЛА, зокрема порогові, детерміновані або ізольовані статистичні методи, не забезпечують належного рівня достовірності в умовах невизначеності та динамічної зміни обстановки. Окрім цього, більшість існуючих рішень не враховують часову корельованість спостережень, інерційність

руху БПЛА та залежність поточного стану загрози від попередніх моментів часу, що призводить до зростання кількості хибних спрацювань або пропусків реальних загроз [12; 13].

Зазначені обмеження обумовлюють необхідність застосування формалізованих ймовірнісних методів, здатних інтегрувати різноманітні сенсорні дані, враховувати невизначеність та здійснювати послідовне оновлення оцінок стану загрози у часі. У цьому контексті перспективним напрямом є використання динамічних байєсівських мереж, які дозволяють формалізувати причинно-наслідкові залежності між станом присутності БПЛА та спостереженнями сенсорів, а також реалізувати механізм байєсівського фільтрування для оцінювання апостеріорної ймовірності загрози в режимі реального часу.

Таким чином, науково-прикладною проблемою є розроблення методу мультисенсорного виявлення БПЛА на ОКІ, який базується на використанні динамічних байєсівських мереж та забезпечує підвищення достовірності виявлення за рахунок інтеграції різноманітних сенсорних спостережень і врахування часової динаміки процесу.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні наукові дослідження у сфері виявлення БПЛА спрямовані на підвищення достовірності і швидкості виявлення загроз при мінімізації хибних тривог. Основними підходами є застосування різних типів сенсорних технологій, алгоритмів мультисенсорної інтеграції, машинного навчання та ймовірнісних моделей прийняття рішень [14–21].

Однією із традиційних груп методів є радіолокаційні системи виявлення, які надають дані про положення цілі на основі відбитого сигналу. Радіо-

локаційні підходи демонструють високу надійність у визначенні координат цілей на великих відстанях, але вони зазнають значних обмежень при виявленні малих БПЛА з низьким ефірним перерізом, особливо в умовах завад та складного рельєфу [22; 23]. Ще один напрям – акустичні системи, що аналізують шум двигунів або руху повітряних потоків, які добре працюють на коротких відстанях, але мають обмеження при сильних вітрах та в міських умовах [24–27]. Оптико-електронні системи (Electro-Optical / Infrared, EO/IR) забезпечують кореляцію з візуальними характеристиками цілей, але їх ефективність значною мірою залежить від умов освітленості та погодних факторів [28–30]. Засоби радіочастотного аналізу (Radio Frequency, RF) використовують виявлення хвиль керування БПЛА, але вони обмежені випадками взаємодії з керованими системами, що активно застосовують зашифровані або непередбачувані протоколи [31; 32].

Сумарний аналіз цих підходів вказує на явну потребу у мультисенсорних системах виявлення, які об'єднують інформацію з різних джерел для підвищення надійності та швидкості прийняття рішення. У науковій літературі розглядаються різні підходи до мультисенсорної інтеграції, включаючи методи на основі правил, нейронні мережі, фузійні алгоритми та ймовірнісні моделі [33–38].

Особлива увага приділяється методам на основі ймовірнісних графових моделей, таким як байєсівські мережі (Bayesian Network, BN) та їх розширення – динамічні байєсівські мережі (Dynamic Bayesian Network, DBN). Статичні байєсівські мережі використовуються для моделювання причинно-наслідкових залежностей між сенсорними спостереженнями та станом загрози, що дозволяє оцінювати ймовірність присутності БПЛА за умови неоднозначних або неповних даних [39–41]. Однак вони не враховують часові залежності, які є критичними у реальних сценаріях, де сигнали сенсорів надходять послідовно і стан загрози змінюється з часом.

Для врахування часової динаміки явищ у літературі пропонуються різні підходи, серед яких приховані марковські моделі (НММ), фільтри Калмана та частковий Калманів фільтр, а також динамічні байєсівські мережі. Динамічні байєсівські мережі поєднують марковські властивості моделей переходу станів із можливістю інтегрувати кілька джерел спостережень на кожному кроці часу, що робить їх особливо придатними для мультисенсорних систем виявлення загроз [42].

Окремі дослідження присвячені застосуванню DBN для задач відстеження рухомих об'єктів, статистичного прогнозування та оцінювання станів систем у реальному часі [43]. Проте більшість робіт не розглядають комплексне поєднання мультисенсорної інтеграції із часовою динамікою для задачі

специфічного виявлення БПЛА в умовах критичної інфраструктури, де надійність виявлення та швидкість аналізу мають критичне значення.

Таким чином, існуючі підходи хоча й представляють значну наукову та практичну цінність, мають наступні обмеження, а саме: обмежена здатність до інтеграції сигналів різнорідних сенсорів з урахуванням умов середовища; відсутність узгодженої часової динаміки при прийнятті рішення; недостатня гнучкість моделей у випадках неповних або зашумлених даних. Ці обмеження обумовлюють необхідність подальшого розвитку моделей виявлення БПЛА шляхом застосування динамічних байєсівських мереж, що поєднують мультисенсорну обробку даних і часову оцінку стану загрози, з метою підвищення достовірності виявлення та адаптивності системи до змін обстановки.

Мета статті – розроблення та обґрунтування методу мультисенсорного виявлення БПЛА, що базується на застосуванні динамічних байєсівських мереж та забезпечує підвищення достовірності прийняття рішень щодо наявності загрози за рахунок інтеграції різнорідних сенсорних даних і врахування часової динаміки процесу виявлення.

Для досягнення поставленої мети в статті передбачається формалізувати процес виявлення БПЛА як ймовірнісну часову задачу, побудувати структуру динамічної байєсівської мережі, що відображає причинно-наслідкові зв'язки між станом присутності БПЛА та показами сенсорів, а також розробити алгоритм байєсівського оновлення апостеріорної ймовірності загрози в режимі реального часу. Реалізація запропонованого підходу спрямована на підвищення ефективності систем виявлення БПЛА, зменшення кількості хибних спрацювань та забезпечення інформаційної підтримки прийняття рішень у системах захисту ОКІ.

Виклад основного матеріалу

У розділі викладено основні теоретичні положення та результати дослідження, спрямовані на розв'язання задачі мультисенсорного виявлення БПЛА на ОКІ.

1. Формалізація системи виявлення БПЛА як об'єкта спостереження

Система виявлення БПЛА на ОКІ розглядається як стохастична динамічна система спостереження, у якій необхідно за результатами сенсорних вимірювань визначити наявність або відсутність повітряної цілі у контрольованому просторі. Формалізація такої системи передбачає визначення множини станів БПЛА як об'єкта спостереження, параметрів середовища, структури сенсорних вимірювань та ймовірнісних залежностей між ними.

Нехай дискретний час спостереження задається

послідовністю моментів

$$t = 1, 2, \dots, T. \quad (1)$$

У кожний момент часу система може перебувати в одному з двох базових станів:

$$X_t \in \{0, 1\}, \quad (2)$$

де $X_t = 1$ – у зоні контролю присутній БПЛА; $X_t = 0$ – БПЛА відсутній.

У більш загальному випадку стан системи може описуватися багатовимірним вектором

$$X_t = (x_t^{(1)}, x_t^{(2)}, \dots, x_t^{(m)}), \quad (3)$$

де окремі компоненти можуть характеризувати параметри руху або властивості об'єкта, зокрема: координати або сектор розташування БПЛА; швидкість або клас траєкторії; тип або ефективну відбивну поверхню цілі; режим польоту. Так, випадковий процес $\{X_t\}_{t=1}^T$ описує еволюцію стану повітряного простору у часі.

Система виявлення використовує сукупність сенсорів

$$S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}, \quad (4)$$

де N – кількість сенсорних каналів (радіолокаційних, акустичних, оптичних, радіочастотних тощо).

У момент часу t кожен сенсор формує спостереження $Y_t^{(i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$. Ці спостереження є випадковими величинами, статистичні властивості яких залежать від реального стану системи X_t . Вектор спостережень всієї системи визначається як

$$Y_t = (Y_t^{(1)}, Y_t^{(2)}, \dots, Y_t^{(N)}). \quad (5)$$

На якість сенсорних вимірювань істотно впливають зовнішні фактори середовища. Для їх урахування вводиться вектор латентних змінних

$$E_t = (e_t^{(1)}, e_t^{(2)}, \dots, e_t^{(k)}), \quad (6)$$

що описує стан навколишнього середовища у момент часу t . Типовими компонентами цього вектора можуть бути: метеорологічні умови (вітер, опади, видимість); рівень радіочастотних завад; фонові техногенна або природна активність; рівень шуму у сенсорних каналах.

Процес формування спостережень описується умовними ймовірностями:

$$P(Y_t | X_t, E_t), \quad (7)$$

які враховують як реальний стан системи, так і вплив зовнішніх факторів. За фіксованого стану X_t сенсорні спостереження вважаються умовно незалежними.

Зміна стану системи в часі моделюється марковським процесом першого порядку:

$$P(X_t | X_{1:t-1}) = P(X_t | X_{t-1}), \quad (8)$$

що дозволяє врахувати тривалість перебування БПЛА в зоні спостереження та часову кореляцію сенсорних даних. Так, процес виявлення БПЛА має характер прихованого марковського процесу з мультисенсорними спостереженнями.

Це припущення означає, що стан системи у момент t залежить лише від попереднього стану. Тоді перехідна модель задається розподілом

$$P(X_t | X_{t-1}). \quad (9)$$

Аналогічно для факторів середовища може бути прийнята модель

$$P(E_t | E_{t-1}), \quad (10)$$

що описує динаміку змін метеорологічних умов або рівня завад.

Повна ймовірнісна модель системи виявлення на часовому інтервалі $1:T$ може бути записана у вигляді факторизації

$$P(X_{1:T}, E_{1:T}, Y_{1:T}) = P(X_1)P(E_1) \times \prod_{t=2}^T P(X_t | X_{t-1})P(E_t | E_{t-1}) \times \prod_{t=1}^T P(Y_t | X_t, E_t). \quad (11)$$

Така факторизація відповідає структурі DBN, у якій: вузли X_t описують стан повітряної обстановки; вузли E_t – стан зовнішнього середовища; вузли Y_t – результати сенсорних спостережень.

Основною задачею системи є оцінювання апостеріорної ймовірності наявності БПЛА за наявними спостереженнями:

$$P(X_t = 1 | X_{1:t}). \quad (12)$$

На основі цієї величини приймається рішення про виявлення цілі за правилом

$$P(X_t = 1 | X_{1:t}) \stackrel{H_1}{> \underset{H_0}{<}} \tau, \quad (13)$$

де τ – порогове значення, H_1 – гіпотеза про наявність БПЛА, H_0 – гіпотеза про його відсутність.

З урахуванням наведеного, формалізація системи виявлення БПЛА приводить до стохастичної моделі типу динамічної байєсівської мережі, яка описує взаємозв'язок між станом повітряної обстановки, зовнішніми факторами середовища та сенсорними спостереженнями. Така модель створює математичну основу для подальшої побудови алгоритмів інференції, оцінювання ймовірностей виявлення та аналізу ефективності системи.

2. Побудова структури динамічної байєсівської мережі системи виявлення БПЛА

Для моделювання процесу мультисенсорного виявлення БПЛА доцільно використати апарат DBN, який дозволяє описати стохастичну еволюцію сис-

теми у часі та інтегрувати інформацію від різномірних сенсорів у єдиній ймовірнісній моделі.

Динамічна байєсівська мережа являє собою наведений на рис. 1 орієнтований ациклічний граф, у якому вершини відповідають випадковим змінним, а дуги відображають умовні залежності між ними. На відміну від статичних байєсівських мереж, DBN дозволяє описувати залежності між змінними у різні моменти часу.

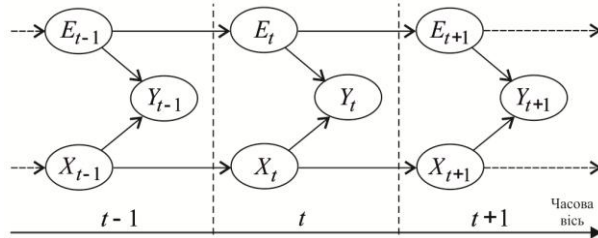


Рис. 1. Динамічна байєсівська мережа моделі виявлення БПЛА з урахуванням стану об'єкта, факторів середовища та сенсорних спостережень, де X_t , E_t , Y_t – багатовимірні (матричні) випадкові змінні

Джерело: розроблено авторами.

Побудована DBN описує причинно-наслідкові та часові залежності між станом об'єкта спостереження – БПЛА, факторами зовнішнього середовища та сенсорними вимірюваннями. Формально структура мережі включає кілька типів ймовірнісних залежностей.

Так, динаміка стану об'єкта описується марковським процесом першого порядку, відповідно до якого стан системи у момент часу t залежить лише від стану у попередній момент часу:

$$X_{t-1} \rightarrow X_t. \quad (14)$$

Це означає, що еволюція стану об'єкта моделюється за допомогою перехідного розподілу ймовірностей $P(X_t|X_{t-1})$, який характеризує динаміку руху або поведінки об'єкта (наприклад, зміни координат, швидкості або режиму польоту БПЛА). У загальному випадку цей розподіл може бути представлений у вигляді стохастичної моделі переходу станів

$$X_t = f(X_{t-1}) + \omega_t, \quad (15)$$

де $f(\cdot)$ – функція динаміки системи, ω_t – випадковий процес шуму еволюції стану.

Аналогічно, параметри зовнішнього середовища також можуть змінюватися у часі та описуються марковським процесом:

$$E_{t-1} \rightarrow E_t. \quad (16)$$

Ця залежність визначається розподілом $P(E_t|E_{t-1})$, який моделює еволюцію умов спосте-

реження, зокрема: метеорологічних умов; рівня фонові активності; рівня радіоелектронних завад; параметрів навколишнього середовища. Таке моделювання дозволяє врахувати повільні або стохастичні зміни умов, що впливають на якість сенсорних вимірювань.

Сенсорні спостереження формуються під впливом як стану об'єкта, так і факторів середовища. У структурі DBN це відображається наступними залежностями:

$$X_t \rightarrow Y_t; \quad E_t \rightarrow Y_t. \quad (17)$$

У загальному вигляді модель спостережень може бути записана як

$$Y_t = h(X_t, E_t) + \vartheta_t, \quad (18)$$

де $h(\cdot)$ – функція вимірювальної моделі сенсора, ϑ_t – випадковий шум вимірювання.

З урахуванням наведеного, представлена DBN забезпечує математичну основу для побудови ефективних алгоритмів мультисенсорної інтеграції та оцінювання ймовірності присутності БПЛА у зоні контролю.

3. Ймовірнісна модель сенсорних спостережень щодо виявлення БПЛА

Ефективність системи мультисенсорного виявлення БПЛА значною мірою визначається статистичними властивостями сигналів, що формуються сенсорами спостереження. Тому, для побудови повної моделі DBN необхідно формалізувати ймовірнісні характеристики сенсорних вимірювань та їх залежність від стану об'єкта спостереження і факторів середовища.

Так, для кожного сенсорного каналу вимірювання можна представити у вигляді адитивної моделі сигналу

$$Y_t^{(i)} = S_t^{(i)} + \varepsilon_t^{(i)}, \quad (19)$$

де $S_t^{(i)}$ – корисний сигнал, що формується БПЛА, $\varepsilon_t^{(i)}$ – випадкова шумова складова. У випадку відсутності БПЛА $S_t^{(i)} = 0$, тоді як при наявності цілі сигнал набуває ненульового значення, що залежить від характеристик БПЛА та умов спостереження.

Задача виявлення формалізується у вигляді перевірки гіпотез

$$\begin{aligned} H_0 : X_t &= 0, \\ H_1 : X_t &= 1. \end{aligned} \quad (20)$$

У багатьох задачах радіолокації та обробки сигналів припускається, що шум має нормальний розподіл. Тому, вимірювання сенсора можна описати гаусівською моделлю

$$Y_t^{(i)} \sim \mathcal{N}(\mu_i^{(x)}, \sigma_i^2), \quad (21)$$

де $\mu_i^{(x)}$ – математичне очікування сигналу, що належить від стану системи $x \in \{0,1\}$, σ_i^2 – дисперсія шуму сенсора. Зокрема, при $\mu_i^{(0)} = 0$ та $\mu_i^{(1)} > 0$ умовні розподіли спостережень мають вигляд

$$\begin{aligned} P(X_t^{(i)} | X_t = 0) &= N(0, \sigma_i^2), \\ P(X_t^{(i)} | X_t = 1) &= N(\mu_i, \sigma_i^2). \end{aligned} \quad (22)$$

Фактори зовнішнього середовища можуть істотно впливати на якість сенсорних вимірювань. У запропонованій моделі цей вплив враховується через зміну параметрів шуму – дисперсія шуму може бути представлена у вигляді

$$\sigma_i^2(E_t) = \sigma_{0,i}^2 \gamma(E_t), \quad (23)$$

де $\sigma_{0,i}^2$ – базова дисперсія сенсора, $\gamma(E_t)$ – коефіцієнт деградації середовища, значення якого ($\gamma(E_t) \geq 1$) відображає погіршення умов спостереження. У зв'язку з цим, умовний розподіл вимірювань набуває вигляду

$$P(Y_t^{(i)} | X_t, E_t) = N(\mu_i^{(X_t)}, \sigma_{0,i}^2 \gamma(E_t)). \quad (24)$$

При використанні же кількох незалежних сенсорів вектор спостережень описується спільним розподілом

$$P(Y_t | X_t, E_t) = \prod_{i=1}^N P(Y_t^{(i)} | X_t, E_t). \quad (25)$$

Таке припущення широко використовується у задачах мультисенсорної інтеграції і значно спрощує побудову алгоритмів інференції. При цьому, для оцінювання якості сенсорних вимірювань вводиться відношення сигнал/шум

$$SNR = \frac{(\mu_i^{(1)} - \mu_i^{(0)})^2}{\sigma_i^2}. \quad (26)$$

З урахуванням впливу середовища ефективне відношення сигнал/шум набуває вигляду

$$SNR = \frac{(\mu_i^{(1)} - \mu_i^{(0)})^2}{\sigma_{0,i}^2 \gamma(E_t)}. \quad (27)$$

Так, погіршення умов середовища призводить до зменшення ефективного SNR та відповідного погіршення детекційних характеристик системи.

З урахуванням наведених припущень модель формування сенсорних вимірювань у динамічній байєсівській мережі може бути записана у вигляді

$$P(Y_t | X_t, E_t) = \prod_{i=1}^N N(\mu_i^{(X_t)}, \sigma_{0,i}^2 \gamma(E_t)). \quad (28)$$

Таким чином, сформульована ймовірнісна модель сенсорних спостережень дозволяє формально

описати процес формування вимірювань у мультисенсорній системі виявлення БПЛА та врахувати вплив зовнішніх факторів на їх статистичні характеристики. Побудована модель є основою для подальшого розроблення алгоритмів байєсівської інференції та оцінювання ймовірності виявлення БПЛА у зоні контролю.

4. Алгоритм байєсівської інференції в динамічній мережі

Однією з ключових задач функціонування DBN є оцінювання поточного стану системи на основі послідовності спостережень, що надходять від сенсорів у часі. Байєсівська фільтрація (Bayesian filtering) полягає у рекурсивному обчисленні апостеріорного розподілу стану системи на кожному часовому кроці у вигляді $Bel(X_t, E_t) = P(X_t, E_t | Y_{1:t})$, що характеризує поточну оцінку стану системи з урахуванням усієї наявної інформації ($Y_{1:t} = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_t\}$ – послідовність усіх спостережень до моменту часу t).

Процес інференції у DBN складається з двох основних етапів, а саме прогнозування (prediction) та корекції (update). Так, на етапі прогнозування попередня оцінка стану системи переноситься у наступний часовий момент з урахуванням стохастичної динаміки системи та змін зовнішнього середовища. Для цього обчислюється апіорний розподіл стану системи у момент часу t на основі оцінки попереднього стану:

$$\overline{Bel}(X_t, E_t) = \sum_{X_{t-1}} \sum_{E_{t-1}} P(X_t | X_{t-1}) P(E_t | E_{t-1}) \times \overline{Bel}(X_{t-1}, E_{t-1}). \quad (29)$$

В свою чергу, нове спостереження модифікує попередній прогноз, підвищуючи ймовірність тих станів системи, які краще пояснюють отримані вимірювання. Так, після отримання нового сенсорного спостереження Y_t здійснюється корекція прогнозованого розподілу:

$$Bel(X_t, E_t) = \eta P(Y_t | X_t, E_t) \overline{Bel}(X_t, E_t), \quad (30)$$

де $\eta = 1/P(Y_t | Y_{t-1})$ – нормувальний коефіцієнт, що забезпечує виконання умови $\sum_{X_t, E_t} Bel(X_t, E_t) = 1$.

Ключовим елементом динамічної байєсівської мережі є таблиці умовних ймовірностей (Conditional Probability Tables, CPT), які визначають числові значення ймовірностей для всіх умовних залежностей між змінними моделі. Саме CPT задають кількісні параметри мережі та дозволяють виконувати процедури байєсівської інференції.

Так, для бінарної моделі стану об'єкта спостереження ($X_t \in \{0,1\}$) таблиця переходів може бути записана у вигляді даних табл. 1, де p_{01} – ймовір-

ність появи БПЛА у зоні контролю, p_{10} – ймовірність виходу об'єкта із зони спостереження, які можуть визначатися на основі статистики спостережень або з використанням експертних оцінок, або на основі результатів моделювання сценаріїв польоту БПЛА.

Таблиця 1

Таблиця переходу стану об'єкта спостереження

X_{t-1}	$X_t = 0$	$X_t = 1$
0	$1 - p_{01}$	p_{01}
1	p_{10}	$1 - p_{10}$

Джерело: розроблено авторами.

Дискретна змінна середовища ($E_t \in \{\text{сприятливі, помірні, складні}\}$) може бути задана у вигляді даних табл. 2, що дозволяє описати поступові зміни метеорологічних або радіоелектронних умов.

Таблиця 2

Таблиця динаміки середовища

E_{t-1}	сприятливі	помірні	складні
сприятливі	0,70	0,25	0,05
помірні	0,20	0,60	0,20
складні	0,05	0,35	0,60

Джерело: розроблено авторами.

Найбільш важливим елементом СРТ є модель сенсорних спостережень ($P(Y_t | X_t, E_t)$), яка визначає ймовірність отримання певного сенсорного сигналу за заданих значень стану об'єкта та умов середовища. З зв'язку тим, що у практичних задачах спостереження часто дискретизуються у вигляді події $Y_t \in \{\text{виявлено, не виявлено}\}$, то таблиця умовних ймовірностей може бути задана у вигляді даних табл. 3.

Таблиця 3

Таблиця спостережень сенсорів

X_t	E_t	$P(Y_t = 1)$
0	сприятливі	0,05
0	складні	0,01
1	сприятливі	0,90
1	складні	0,65

Джерело: розроблено авторами.

Таким чином, таблиці умовних ймовірностей визначають числову параметризацію динамічної байєсівської мережі та забезпечують можливість виконання процедур інференції, прогнозування та сценарного аналізу. Саме на основі СРТ формується ймовірнісна модель поведінки системи виявлення

БПЛА та оцінюється її ефективність у різних умовах функціонування.

5. Сценарний аналіз та оцінювання чутливості моделі

Для всебічного дослідження ефективності запропонованої моделі динамічної байєсівської мережі було сформовано систему експериментальних сценаріїв моделювання, що відображають різні умови функціонування системи виявлення БПЛА. Сценарний підхід дозволяє оцінити поведінку алгоритму байєсівської фільтрації при варіації параметрів середовища, характеристик сенсорів та конфігурації мультисенсорної системи.

У роботі для оцінювання ефективності системи виявлення БПЛА застосовано ROC-аналіз (Receiver Operating Characteristic), який показує, наскільки добре система відрізняє корисний сигнал від шуму при зміні порогу прийняття рішення, де ROC-кривою є графік залежності між ймовірностями правильного виявлення (P_D) та хибної тривоги (P_{FA}).

Отримані залежності узагальнені на рис. 2, де уведено такі позначення: “1” – ROC-крива для базового сценарію (один сенсор; сприятливі умови середовища); “2” – ROC-крива для сценарію несприятливих умов середовища (один сенсор; несприятливі умови середовища); “3” – ROC-крива для мультисенсорного сценарію (три сенсора ($N = 3$); несприятливі умови середовища).

Множина розглянутих у роботі сценаріїв функціонування системи визначається як $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$, де кожний сценарій задається набором параметрів $S_k = (E_k, N_k, Q_k)$, де E_k – стан або режим середовища, N_k – кількість сенсорів у системі, Q_k – набір параметрів сенсорної моделі, що визначають ймовірності виявлення та хибної тривоги. Формування декількох сценаріїв дозволило дослідити чутливість моделі до змін умов функціонування системи та оцінити її стійкість до зовнішніх впливів.

Базовий сценарій використано як сталонний режим функціонування системи виявлення БПЛА, що характеризується сприятливими умовами спостереження та стандартною конфігурацією сенсорної системи. Метою цього сценарію є формування початкового рівня ефективності системи, відносно якого здійснюється порівняння результатів для більш складних умов функціонування.

У межах базового сценарію припущено, що система працює за сприятливих метеорологічних та радіоелектронних умов, коли вплив зовнішніх факторів на сенсорні спостереження є мінімальним. У таких умовах характеристики сенсорів наближаються до їх номінальних значень, що забезпечує високу ймовірність правильного виявлення об'єктів.

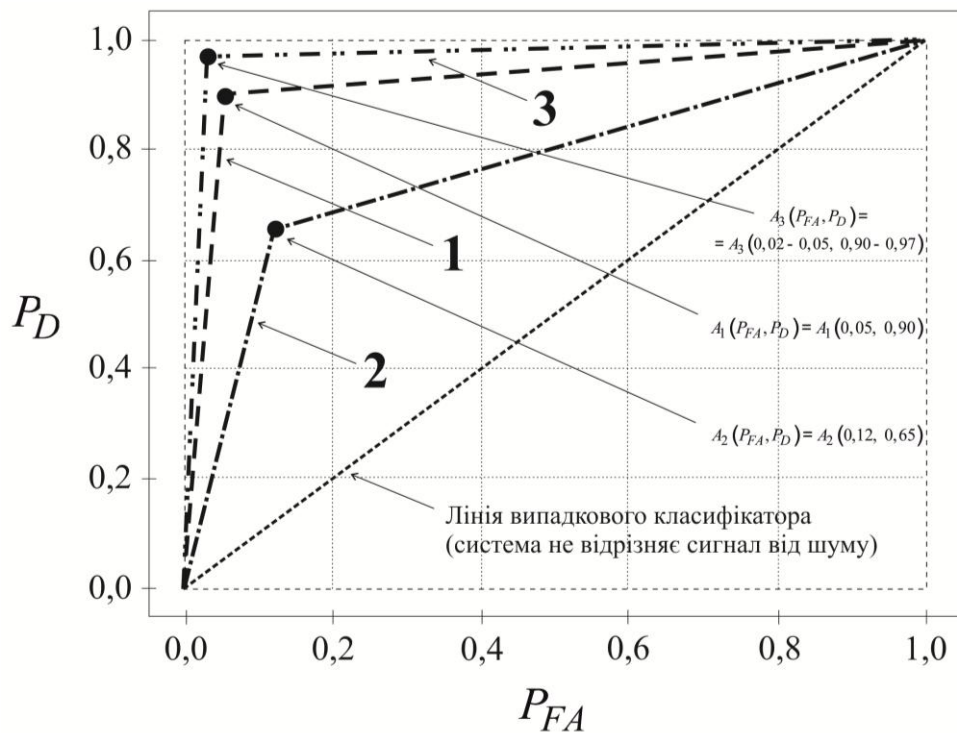


Рис. 2. Порівняння ROC-кривих для трьох сценаріїв функціонування системи виявлення БПЛА
Джерело: розроблено авторами.

Стан середовища у цьому сценарії задано значенням $E_t = e_1$, що відповідає сприятливим умовам спостереження. При цьому, система виявлення містить один сенсорний канал, тобто $N = 1$. Крім того, значення параметрів сенсорної моделі прийнято як $P(Y = 1|X = 1, E = e_1) = 0,90$, що відповідає високій імовірності правильного виявлення об'єкта. Імовірність хибної тривоги визначено як $P(Y = 1|X = 0, E = e_1) = 0,05$.

Отримані результати представлені у графічному вигляді (крива № 1 на рис. 2), де кожна точка кривої відповідає певному значенню порогу прийняття рішення $\tau \in [0,1]$, який застосовується до апостеріорної ймовірності $Bel(X_t = 1)$. З графіка видно, що система характеризується високою ймовірністю правильного виявлення при відносно низькому рівні хибних тривог. Зокрема, навіть при значеннях імовірності хибної тривоги близько 0,05 забезпечується ймовірність виявлення близько 0,9 – характеристична на кривій № 1 точка $A_1(P_{FA}, P_D) \approx A_1(0,05, 0,90)$. Така форма ROC-кривої свідчить про високу роздільну здатність сенсорної моделі у сприятливих умовах середовища. Тому, отримана крива використовується як еталонна характеристика системи, з якою надалі порівнюються результати для несприятливих умов середовища та мультисенсорної конфігурації.

Отримані результати для базового сценарію використані як референтний рівень ефективності, що дозволяє оцінити вплив погіршення умов середовища та використання мультисенсорної інтеграції у наступних сценаріях моделювання.

Другий сценарій моделювання описує функціонування системи виявлення БПЛА в умовах погіршеної якості сенсорних спостережень, що може бути зумовлено несприятливими метеорологічними умовами або підвищеним рівнем завад. До таких факторів належать дощ, туман, сильний вітер, атмосферні турбулентності, а також підвищена фонові активність або радіоелектронні перешкоди. У результаті цих факторів спостерігається деградація характеристик сенсорів, що безпосередньо впливає на точність виявлення об'єктів. Для оцінювання ефективності виявлення в умовах погіршеної якості сенсорних спостережень було побудовано ROC-криву для сценарію несприятливих умов середовища. Отримані результати представлені у вигляді кривої № 2 на рис. 2.

Так, у рамках запропонованої моделі DBN вплив зовнішніх факторів описується змінною стану середовища $E_t = e_3$, що відповідає складним умовам спостереження. Як і у базовому сценарії, система містить один сенсорний канал ($N = 1$). В таких умовах імовірність правильного виявлення зменшується до $P(Y = 1|X = 1, E = e_3) = 0,65$, що відображає погіршення здатності сенсора фіксувати корисний сигнал. Водночас імовірність хибної тривоги

зростає до $P(Y=1|X=0, E=e_3)=0,12$, що вказує на наявність на кривій № 2 характеристичної точки $A_2(P_{FA}, P_D) \approx A_2(0,12, 0,65)$.

Отримана ROC-крива № 2 демонструє помітне погіршення характеристик системи порівняно з базовим сценарієм. Зокрема, для досягнення того самого рівня ймовірності правильного виявлення система потребує більш високого рівня хибних тривог. Це проявляється у зміщенні ROC-кривої вниз і праворуч відносно базового сценарію. Такий результат підтверджує суттєвий вплив факторів середовища на якість функціонування системи виявлення та обґрунтовує необхідність застосування мультисенсорних методів інтеграції інформації, які розглядаються у наступному сценарії моделювання.

У третьому сценарії використано три незалежні сенсори, для яких припускається умовна незалежність спостережень:

$$P(Y_t^{(1)}, Y_t^{(2)}, Y_t^{(3)} | X_t, E_t) = \prod_{i=1}^3 P(Y_t^{(i)} | X_t, E_t). \quad \text{При}$$

цьому, параметри кожного сенсора відповідають несприятливим умовам середовища, а саме: $P(Y=1|X=1)=0,65$; $P(Y=1|X=0)=0,12$. Так, крива № 3 на рис. 2 є побудованою ROC-кривою для системи виявлення БПЛА за умов реалізації мультисенсорного сценарію при $N=3$. Характеристичною на кривій № 3 є точка $A_3(P_{FA}, P_D) \approx A_3(0,02-0,05, 0,90-0,97)$.

Отримана ROC-крива демонструє суттєве покращення характеристик системи порівняно з односенсорною конфігурацією у несприятливих умовах. Завдяки інтеграції інформації від кількох незалежних сенсорів система забезпечує значно вищу ймовірність правильного виявлення при тому самому рівні хибних тривог. Зокрема, мультисенсорна інтеграція дозволяє частково компенсувати деградацію сенсорних характеристик, спричинену несприятливими умовами середовища. Це проявляється у зміщенні ROC-кривої вгору та ліворуч у просторі характеристик (P_{FA}, P_D) .

6. Обговорення результатів

Отримані результати числового моделювання дозволяють оцінити ефективність запропонованої моделі динамічної байєсівської мережі для задачі мультисенсорного виявлення БПЛА, а також проаналізувати вплив ключових факторів на якість функціонування системи.

ROC-аналіз показав, що запропонований підхід забезпечує відповідну здатність до розрізнення сигналів присутності БПЛА та фонового шуму, що підтверджується значеннями площі під ROC-кривими

$$(AUC = \int_0^1 P_D(P_{FA}) dP_{FA} - \text{ймовірність того, що сис-})$$

тема присвоїть вищу оцінку реальному об'єкту, ніж фоновому шуму), отриманими у процесі числових експериментів: $AUC_1 \approx 0,925$; $AUC_2 \approx 0,775$; $AUC_3 \approx 0,970$. Так, при сприятливих умовах середовища система демонструє високі значення AUC , що свідчить про ефективність байєсівської інтеграції сенсорних спостережень. Крім того, результати моделювання показують, що якість виявлення істотно залежить від умов середовища. Погіршення метеорологічних умов або зростання рівня завад призводить до зменшення ймовірності правильного виявлення та збільшення частоти хибних спрацювань. Це узгоджується з реальними особливостями функціонування сенсорних систем, де характеристики приймання сигналів можуть суттєво деградувати під впливом зовнішніх факторів.

Важливим аспектом дослідження є використання динамічної байєсівської моделі, яка дозволяє враховувати часову залежність станів системи. На відміну від статичних моделей класифікації, DBN забезпечує рекурсивне уточнення оцінки стану на основі послідовності спостережень. Завдяки цьому система може накопичувати інформацію у часі та поступово підвищувати достовірність оцінки присутності БПЛА.

Порівняно з класичними підходами до обробки сенсорних сигналів, такими як прості порогові детектори або незалежна обробка вимірювань, запропонований метод має низку переваг: можливість інтеграції інформації від різних сенсорів у єдиній ймовірнісній моделі; врахування динаміки БПЛА та середовища; можливість виконання рекурсивної оцінки стану системи у реальному часі; підвищення стійкості до шумів та випадкових завад. Крім того, використання байєсівського підходу дозволяє формально враховувати апіорну інформацію про систему, а також адаптувати модель до нових умов функціонування шляхом оновлення параметрів таблиць умовних імовірностей.

Разом з тим запропонована модель має певні обмеження. Зокрема, у проведеному дослідженні використано припущення про умовну незалежність сенсорних спостережень за умов фіксованого стану системи. У реальних умовах це припущення може бути порушене через наявність корельованих завад або взаємного впливу сенсорних каналів. Крім того, параметри таблиць умовних імовірностей у даній роботі задавалися на основі експертних оцінок і спрощених моделей сенсорних характеристик, тоді як у практичних системах їх необхідно оцінювати за експериментальними даними.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення моделі шляхом: використання більш детальної моделі середовища, що враховує різні типи завад; застосування методів навчання параметрів DBN за реальними даними; дослідження просторово-розподілених сенсорних мереж; інтеграції DBN з методами машинного навчання для підвищення точності моделі спостережень.

У цілому результати дослідження підтверджують доцільність використання динамічних байєсівських мереж для задач мультисенсорного виявлення БПЛА. Запропонований підхід забезпечує гнучку ймовірнісну модель інтеграції сенсорних даних та дозволяє підвищити надійність систем моніторингу повітряного простору ОКІ.

Висновки

У статті розглянуто задачу підвищення ефективності систем мультисенсорного виявлення БПЛА на основі використання динамічних байєсівських мереж. Запропонований підхід дозволяє виконувати ймовірнісну інтеграцію сенсорних даних у часі та враховувати вплив факторів середовища на якість спостережень.

У процесі дослідження отримано такі основні результати.

1. Формалізовано задачу мультисенсорного виявлення БПЛА у вигляді динамічної байєсівської мережі, що включає змінні стану об'єкта, фактори середовища та сенсорні спостереження. Запропонована структура моделі дозволяє враховувати часову залежність станів системи та вплив умов функціонування сенсорів.

2. Побудовано ймовірнісну модель сенсорних спостережень, яка описує процес формування сигналів сенсорів залежно від стану об'єкта та характеристик середовища. Для параметризації моделі використано таблиці умовних ймовірностей, що відо-

бражують імовірності правильного виявлення та хибної тривоги.

3. Розроблено алгоритм байєсівської фільтрації, який забезпечує рекурсивне оцінювання апостеріорної ймовірності присутності БПЛА на основі послідовності сенсорних вимірювань. Запропонований алгоритм дозволяє виконувати інтеграцію інформації від декількох сенсорів та враховувати динаміку змін середовища.

4. Проведено числове моделювання, у межах якого сформовано систему сценаріїв функціонування системи за різних умов середовища та конфігурацій сенсорної мережі. Отримані результати показали, що погіршення умов середовища призводить до зниження характеристик виявлення, однак використання мультисенсорної архітектури дозволяє суттєво компенсувати цю деградацію.

5. Виконано ROC-аналіз ефективності системи, який показав, що застосування динамічної байєсівської моделі забезпечує високу здатність системи розрізняти сигнали присутності БПЛА та фонові завади. Збільшення кількості сенсорів приводить до зростання площі під ROC-кривою, що свідчить про підвищення інтегральної ефективності системи.

Отримані результати підтверджують доцільність використання динамічних байєсівських мереж для задач мультисенсорного виявлення БПЛА у складних умовах функціонування. Запропонований підхід забезпечує гнучку ймовірнісну модель інтеграції сенсорних даних та може бути використаний у системах моніторингу повітряного простору ОКІ.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення моделі шляхом використання реальних експериментальних даних для навчання параметрів мережі, врахування просторового розташування сенсорів, а також інтеграції запропонованого підходу з сучасними методами машинного навчання для підвищення точності моделі спостережень.

Список літератури

1. Про критичну інфраструктуру : Закон України від 16.11.2021 р. № 1882-IX. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/1882-20#Text> (дата звернення: 05.04.2026).
2. Гавриш А. П., Філіппова В. В., Тур Н. Ю. Інформаційний аналіз систем захисту об'єктів критичної інфраструктури в період дії воєнного стану. *Вісник Львівського державного університету безпеки життєдіяльності*. 2024. № 30. С. 173–187. <https://doi.org/10.32447/20784643.30.2024.17>.
3. Білик А. С., Михайловський Д. В. Реалізація державної концепції України із захисту критичної інфраструктури – “Країна-фортеця”. *Military Strategy and Technology*. 2025. № 2(2). С. 18–29. <https://doi.org/10.63978/3083-6476.2025.2.2.02>.
4. Тютюник В. В., Тютюник О. О., Усачов Д. В. Особливості застосування нечітких когнітивних карт для сценарного моделювання функціонування критичної інфраструктури в умовах надзвичайних ситуацій воєнного характеру. *Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони*. 2025. № 3(54). С. 93–102. <https://doi.org/10.33099/2311-7249/2025-54-3-93-102>.
5. Тютюник В. В., Тютюник О. О. Сценарне когнітивне моделювання впливу загроз на інформаційну безпеку об'єктів критичної інфраструктури в умовах запровадження правового режиму воєнного стану. *Комунальне господарство міст. Серія: Інформаційні технології та інженерія*. 2026. Т. 1. № 196. С. 22–33. <https://doi.org/10.33042/3083-6727-2026-1-196-22-33>.
6. Дівізінюк М. М., Фаррахов О. В., Марцева Л. А., Коцюбинський О. А., Власенко О. В. Аналіз сценаріїв використання безпілотних літальних апаратів проти об'єктів критичної інфраструктури. *Наука, технології, інновації*. 2024. № 3. С. 107–114. <http://doi.org/10.35668/2520-6524-2024-3-12>.

7. Лоїк В., Бабаджанова О., Синельников О. Інженерні рішення пасивного захисту об'єктів від безпілотних літальних апаратів. *Social Development and Security*. 2025. № 5(15). С. 174–183. <https://doi.org/10.33445/sds.2025.15.5.14>.
8. Торба А. А., Торба М. О., Торба О. О. Радіочастотні комплекси виявлення малорозмірних безпілотних літальних апаратів. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2020. № 4(62). С. 21–24. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2020.4.021>.
9. Дзелендзяк У. Ю., Пазинюк М. Ю. Система виявлення літальних апаратів на основі аналізу звукових сигналів. *Комп'ютерні системи та мережі*. 2023. № 1(5). С. 29–35. <https://doi.org/10.23939/csn2023.01.029>.
10. Карлов В. Д., Леонов І. Г., Кузнецов О. Л., Бесова О. В., Коржов А. М. Виявлення безпілотних літальних апаратів з використанням їх радіоліній зв'язку. *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*. 2025. № 1(58). С. 66–73. <https://doi.org/10.30748/nitps.2025.58.08>.
11. Шовкопляс О. А., Сивоконь В. В. Акустичне виявлення та розпізнавання безпілотних літальних апаратів: огляд методів. *Наука і техніка сьогодні. Серії: Право, економіка, педагогіка, техніка, фізико-математичні науки*. 2025. № 8(49). С. 1811–1835. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-8\(49\)-1811-1835](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-8(49)-1811-1835).
12. Сокольський С. О., Мовчанюк А. В. Огляд методів виявлення та локалізації малих безпілотних літальних апаратів. *Вісник НТУУ “КПІ”. Серія Радіотехніка, Радіоапаробудування*. 2021. № 87. С. 46–55. <https://doi.org/10.20535/RADAP.2021.87.46-55>.
13. Маринич І. А., Макогонов А. В. Виявлення БПЛА на основі технологій машинного зору. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. 2024. Т. 35(74). № 5. С. 188–196. <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/28>.
14. Kang H., Joung J., Kim J., Kang J., Cho Y. S. Protect Your Sky: A survey of counter unmanned aerial vehicle systems. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 168671–168710. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3023473>.
15. Castrillo V. U., Manco A., Pascarella D., Gigante G. A review of Counter-UAS technologies for cooperative Defensive teams of drones. *Drones*. 2022. No. 6(3). Art. 65. <https://doi.org/10.3390/drones6030065>.
16. Brewczyński K. D., Życzkowski M., Cichulski K., Kamiński K. A., Petsioti P., De Cubber G. Methods for assessing the effectiveness of modern counter unmanned aircraft systems. *Remote Sensing*. 2024. No. 16(19). Art. 3714. <https://doi.org/10.3390/rs16193714>.
17. Куріптя Я. А., Барсуков В. З., Даник Ю. Г., Лабунець В. О., Стогній В. С. Удосконалена методика комплексної оцінки ефективності виявлення малопомітних роботизованих засобів. *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*. 2025. № 3(85). С. 43–51. <https://doi.org/10.30748/zhups.2025.85.13>.
18. Литвиненко М. І., Осієвський С. В., Ленець В. Г., Гармаш Н. В., Корсунов С. І., Турінський Ю. О. Аналіз можливостей вдосконалення архітектури машинного навчання розпізнавання цілей у автономних системах озброєння. *Системи обробки інформації*. 2025. № 1(180). С. 26–37. <https://doi.org/10.30748/soi.2025.180.03>.
19. Петросян А. Р. Огляд сучасних методів обробки сенсорної інформації та програмних архітектур бортових систем управління безпілотних повітряних суден. *Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології*. 2025. № 2(10). С. 105–112. <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2025-02-10-13>.
20. Нижник А. О., Партика А. І. Розробка концепції системи виявлення та знешкодження БПЛА з використанням дронів-перехоплювачів. *Комп'ютерні системи та мережі*. 2025. № 1(7). С. 235–246. <https://doi.org/10.23939/csn2025.01.235>.
21. De Cubber G., Doroftei D., Petsioti P., Koniaris A., Brewczyński K., Życzkowski M., Roman R., Sima S., Mahmoud A., van de Pol J., Maza I., Ollero A., Church C., Popa C. Standardized Evaluation of Counter-Drone Systems: Methods, Technologies, and Performance Metrics. *Drones*. 2025. No. 9(5). Art. 354. <https://doi.org/10.3390/drones9050354>.
22. Волочий Б. Ю., Онищенко В. А., Озірковський Л. Д., Хахула В. В. Дослідження можливостей підвищення ефективності виявлення безпілотних літальних апаратів. *Військово-технічний збірник*. 2023. № 29. С. 10–26. <https://doi.org/10.33577/2312-4458.29.2023.10-26>.
23. Галкін Ю. О., Залевський Г. С., Токар О. А., Ярошук В. В. Радіолокаційне виявлення безпілотних літальних апаратів різної конструкції та розмірів: проблемні питання та шляхи їх вирішення. *Системи обробки інформації*. 2024. № 4(179). С. 7–25. <https://doi.org/10.30748/soi.2024.179.01>.
24. Al-Emadi S., Al-Ali A., Al-Ali A. Audio-Based Drone Detection and Identification Using Deep Learning Techniques with Dataset Enhancement through Generative Adversarial Networks. *Sensors*. 2021. No. 21(15). Art. 4953. <https://doi.org/10.3390/s21154953>.
25. Utebayeva D., Ilibayeva L., Matson E. T. Practical Study of Recurrent Neural Networks for Efficient Real-Time Drone Sound Detection: A Review. *Drones*. 2023. No. 7(1). Art. 26. <https://doi.org/10.3390/drones7010026>.
26. Тютюник В. В., Левтеров О. А., Тютюник О. О., Усачов Д. В. Акустичний метод ідентифікації застосування безпілотних літальних апаратів як джерел надзвичайних ситуацій. *Social Development and Security*. 2025. № 15(1). С. 300–312. <https://doi.org/10.33445/sds.2025.15.1.26>.
27. Тютюник В. В., Усачов Д. В. Удосконалення методу запобігання виникненню надзвичайних ситуацій місцевого рівня за результатами моніторингу акустичного простору. *Social Development and Security*. 2025. № 15(2). С. 153–164. <https://doi.org/10.33445/sds.2025.15.2.12>.
28. Купченко Л. Ф., Худов Г. В., Гурін А. П., Риб'як А. С. Активна оптико-електронна система виявлення затієних об'єктів, яка використовує принципи спектральної узгодженої динамічної обробки зображень. *Наука і техніка Повітряних Сил Збройних Сил України*. 2021. № 4(45). С. 49–57. <https://doi.org/10.30748/nitps.2021.45.06>.
29. Таршин В. А., Танцюра О. Б., Куравський М. В. Шляхи підвищення імовірності виявлення та розпізнавання об'єктів на зображеннях різноспектральних оптико-електронних систем розвідки. *Наука і техніка Повітряних Сил*

Збройних Сил України. 2021. № 3(44). С. 141–146. <https://doi.org/10.30748/nitps.2021.44.16>.

30. Nian X., Liu H., Dai X. Audio–Visual Fusion Sim to Real Platform for Anti-UAV Detection and Tracking. *Drones*. 2026. No. 10(3). Art. 190. <https://doi.org/10.3390/drones10030190>.

31. Leha O., Martovyt'skyi V., Severin I. Analysis of Methods for Detecting Unmanned Aerial Vehicles. *Control, Navigation and Communication Systems*. 2025. No. 2. P. 13–19. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2025.2.13-19>.

32. Бабич А. П., Кібіткін С. О., Георгієв Ю. В., Белзецький Р. С. Формування системи виявлення і розпізнавання безпілотних літальних апаратів. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2024. № 5. С. 109–114. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2024-176-5-109-114>.

33. Azimirad E., Haddadnia J., Izadipor A.. A comprehensive Review of the Multi-sensor Data Fusion Architectures. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 2015. No. 71(1). P. 33–42. URL: <http://www.jatit.org/volumes/Vol71No1/4Vol71No1.pdf> (accessed 05.04.2026).

34. Sathish Kumar S. V. An Explanation and Proposal on Multisensor Data Fusion. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*. 2018. No. 3(7). P. 664–667. URL: <https://ijisrt.com/wp-content/uploads/2018/08/An-Explanation-and-Proposal-on-Multisensor-Data-Fusion-1.pdf> (accessed 05.04.2026).

35. Guerra A., Dardari D., Djuric P.M., Dynamic Radar Network of UAVs: A Joint Navigation and Tracking Approach. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 116454–116469. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3001393>.

36. Kumar C. A., Giridhar O. UAV Detection Multi-sensor Data Fusion. *Journal of Research in Science and Engineering*. 2024. No. 6(7). P. 6–12. [https://doi.org/10.53469/jrse.2024.06\(07\).02](https://doi.org/10.53469/jrse.2024.06(07).02).

37. El-Latif E. I. A. Detection and Identification Drones Using Long Short-term Memory and Bayesian Optimization. *Multimedia Tools and Applications*. 2025. Vol. 84. P. 13983–13999. <https://doi.org/10.1007/s11042-024-19469-1>.

38. Ma X., Zhou P., He X. Advances in Multi-Source Navigation Data Fusion Processing Methods. *Mathematics*. 2025. No. 13(9). Art. 1485. <https://doi.org/10.3390/math13091485>.

39. Байєсівські мережі в системах підтримки прийняття рішень : навч. посібник / Згуровський М. З., Бідюк П. І., Терент'єв О. М., Просянкіна-Жарова Т. І. Київ : ТОВ “Видавниче підприємство “Едельвейс”, 2015. 300 с.

40. Бідюк П. І., Калініна І. О., Гожий О. П. Байєсівський аналіз даних : монографія. Херсон : Книжкове видавництво ФОП Вишемирський В. С., 2021. 208 с.

41. Морозов А. В., Левківський В. Л., Піонтківський В. І. Розпізнавання образів з використання мережі Байєса. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2024. № 4. С. 115–121. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2024-175-4-115-121>.

42. Петренко О. С., Петренко О. С., Бідун А. К. Виявлення загроз з застосуванням мережі Байєса. *Системи озброєння і військова техніка*. 2025. № 3(83). С. 129–134. <https://doi.org/10.30748/soivt.2025.83.15>.

43. Maksymov O., Toshev O., Demydenko V., Maksymov M. Simulation modeling of artillery operations in computer games: approach based on Markov processes. *Technology Audit and Production Reserves*. 2024. Vol. 5. No. 2(79). P. 23–28. <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.312873>.

Надійшла до редколегії 10.04.2026

Схвалена до друку 16.05.2026

Дата публікації 30.09.2026

Відомості про авторів:

Тютюнник Вадим Володимирович

доктор технічних наук професор
професор
Харківського національного економічного
університету ім. С. Кузнеця,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0001-5394-6367>

Тютюнник Ольга Олександрівна

кандидат технічних наук доцент
доцент
Харківського національного економічного
університету ім. С. Кузнеця,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-3330-8920>

Усачов Дмитро Володимирович

доктор філософії
доцент
Національного університету цивільного захисту України,
Черкаси, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-1140-9798>

Information about the authors:

Vadym Tiutiunyk

Doctor of Engineering Science Professor
Professor
of Simon Kuznets Kharkiv
National University of Economics,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0001-5394-6367>

Olha Tiutiunyk

PhD in Engineering Associate Professor
Associate Professor
of Simon Kuznets Kharkiv
National University of Economics,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-3330-8920>

Dmytro Usachov

PhD
Associate Professor
of National University of Civil Protection of Ukraine,
Cherkasy, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-1140-9798>

MULTISENSOR DETECTION OF UNMANNED AERIAL VEHICLES BASED ON DYNAMIC BAYESIAN NETWORKS

V. Tiutiunyk, O. Tiutiunyk, D. Usachov

The article addresses the problem of improving the efficiency of unmanned aerial vehicle (UAV) detection systems under conditions of uncertainty and environmental influences. An approach to formalizing the detection process based on a Dynamic Bayesian Network is proposed, which takes into account the object state, environmental parameters, and sensor observations. A probabilistic model for observation generation and a Bayesian inference algorithm for estimating the posterior probability of UAV presence are developed. Conditional probability tables were used to parameterize the model, reflecting the probabilities of correct detection and false alarms.

A Bayesian filtering algorithm has been developed that provides recursive estimation of the posterior probability of UAV presence based on a sequence of sensor measurements. The proposed algorithm enables the integration of information from multiple sensors and accounts for the dynamics of environmental changes.

Numerical simulations were conducted, within which a set of system operation scenarios under various environmental conditions and sensor network configurations was developed. The obtained results showed that deterioration of environmental conditions leads to a decrease in detection performance; however, the use of a multisensor architecture makes it possible to significantly compensate for this degradation.

An ROC analysis of system performance was performed, demonstrating that the application of a dynamic Bayesian model ensures a high capability of the system to distinguish UAV presence signals from background noise. Increasing the number of sensors leads to an increase in the area under the ROC curve, indicating an improvement in the overall system performance.

The obtained results confirm the feasibility of using Dynamic Bayesian Networks for multisensor UAV detection tasks under complex operating conditions. The proposed approach provides a flexible probabilistic model for sensor data fusion and can be applied in airspace monitoring systems for critical infrastructure facilities.

Further research may focus on extending the model through the use of real experimental data for network parameter learning, accounting for the spatial distribution of sensors, as well as integrating the proposed approach with modern machine learning methods to improve the accuracy of the observation model.

Keywords: *detection; Dynamic Bayesian Network; multisensor data fusion; probabilistic modeling; ROC analysis; sensor systems; Unmanned Aerial Vehicle (UAV).*