

УДК 621.396.96:623.746

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2026.1.1/15>**Майдан О.І.**<https://orcid.org/0009-0003-8337-1172>Національний технічний університет  
«Харківський політехнічний інститут»**Бреславець В.С.**<https://orcid.org/0000-0002-9954-159X>Національний технічний університет  
«Харківський політехнічний інститут»

## КОГНІТИВНА МОДЕЛЬ ВИБОРУ ЧАСТОТ ДЛЯ ГЛУШІННЯ КАНАЛІВ УПРАВЛІННЯ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

У роботі запропоновано когнітивну модель вибору частот для глушіння каналів управління безпілотних літальних апаратів, орієнтовану на функціонування в умовах невизначеного та динамічного радіочастотного середовища. Модель базується на частково спостережуваних марковських процесів прийняття рішень (POMDP) та описує взаємодію сигналів управління БПЛА, активних завад і шумів приймача з урахуванням обмежень за енергетичними та часовими ресурсами. Запропонований аналітичний апарат дозволяє оцінювати ймовірність коректного приймання команд управління, адаптивно розподіляти потужність джемінгу між частотними каналами та враховувати ефект частотного перестрибування й часової структури перебудови спектра.

Особливу увагу приділено формуванню критерію ефективності когнітивного глушіння, який забезпечує компроміс між зниженням якості каналу управління БПЛА та мінімізацією витрат енергетичних ресурсів системи радіоелектронної боротьби. У межах моделі враховано неповноту та зашумленість спостережень спектра, що є характерним для реальних умов застосування. Проведено чисельне та експериментальне дослідження, спрямоване на аналіз впливу параметрів каналу, рівня завад, відношення сигнал/шум і швидкості адаптації алгоритму на ймовірність коректного приймання команд управління.

Отримані результати моделювання підтверджують адекватність запропонованої когнітивної моделі та демонструють, що застосування адаптивного вибору частот і оптимізації потужності дозволяє знизити коректність приймання команд управління БПЛА приблизно на 14% за типових параметрів каналу без суттєвого порушення енергетичного балансу системи. Практична цінність роботи полягає у можливості використання розробленої моделі для створення адаптивних систем управління спектром, підвищення ефективності засобів радіоелектронної боротьби та оцінювання стійкості каналів управління безпілотних платформ у складних багаточастотних середовищах.

**Ключові слова:** когнітивний джемінг, POMDP, безпілотний літальний апарат, радіоелектронна боротьба, оптимізація потужності, SNR, BER, канали управління, математична модель, частоти.

**Постановка проблеми.** Зі зростанням застосування безпілотних літальних апаратів у цивільній і військовій сферах надійність каналів управління набуває стратегічного значення. Сучасні БПЛА використовують широкі частотні діапазони, адаптивні протоколи та стрибки частоти, що знижує ефективність традиційних методів спектрального аналізу та класичних засобів радіоелектронної боротьби.

Актуальність дослідження зумовлена потребою в інтелектуальних системах, здатних авто-

матично виявляти канали управління, оцінювати їхній стан і адаптивно керувати радіоресурсами в реальному часі. Когнітивний підхід, що поєднує аналіз середовища, навчання та адаптацію, забезпечує ефективну роботу в умовах динамічного спектра.

Метою роботи є розробка математичної моделі когнітивного вибору частот для глушіння каналів управління БПЛА з урахуванням невизначеності спостережень, часових обмежень і енергетичного балансу. Для цього передбачено використання



моделі POMDP, формування критерію ефективності та чисельну перевірку запропонованого підходу.

Отримані результати створюють основу для розробки когнітивних систем радіоелектронної боротьби нового покоління, здатних до самонавчання й адаптації в умовах швидкозмінної спектральної обстановки.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У сучасних системах управління БПЛА актуальною є проблема захисту каналів керування від активних перешкод і навмисного глушіння. У наукових дослідженнях широко розглядаються підходи до когнітивного аналізу спектра, адаптивного вибору частот і оптимізації радіоресурсів в умовах дії джемерів.

Фундаментальні аспекти моделей каналів зв'язку БПЛА, частотної адаптації та багатоінтерфейсних рішень узагальнено в [1], що формує теоретичну основу подальших досліджень. Питання інтеграції безпілотних мереж у архітектури 5G/6G та забезпечення їхньої стійкості до перешкод розглядаються у [2]. Методи оптимізації траєкторій, розподілу спектра й ресурсів, релевантні для адаптивного вибору частот за умов глушіння, наведено в [3], а аналіз впливу навмисного джемінгу та підходів до протидії – у [4].

Експериментальні аспекти глушіння й спуфінгу БПЛА досліджено в [5], що дозволяє валідувати аналітичні моделі. Стратегічну взаємодію джемера і користувача в когнітивних радіомережах із застосуванням ігрових підходів та DSSS розглянуто в [6]. Методи навчання з підкріпленням для спільної оптимізації спектра і потужності під атаками джемінгу запропоновано в [7], а використання POMDP для вибору дій у частково спостережуваних умовах – у [8]. Альтернативні підходи, зокрема застосування БПЛА як дружніх джемерів, наведено в [9], тоді як у [10] запропоновано фізичнорівневі механізми захисту на основі RF-водяних знаків.

Узагальнюючи, більшість сучасних робіт зосереджена на адаптивному розподілі частотних і енергетичних ресурсів із використанням марковських моделей, POMDP та методів навчання з підкріпленням. Водночас комплексне поєднання когнітивного вибору частот, оптимізації потужності та часової динаміки взаємодії з джемером залишається недостатньо дослідженим, що обґрунтовує актуальність подальших досліджень у цьому напрямі.

**Постановка завдання.** Метою дослідження є створення аналітичної моделі когнітивного вибору частот для глушіння каналів управління

безпілотних літальних апаратів (БПЛА), яка дозволяє мінімізувати ефективність приймання команд управління за умови обмежених енергетичних і часових ресурсів. Модель має враховувати випадковий характер зміни частотного діапазону дрона, затримки при перебудові спектра та стохастичну природу сигналів у каналі.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються такі основні задачі:

- аналіз спектральних характеристик каналів управління БПЛА та визначення параметрів, що найбільше впливають на їхню стійкість до радіоелектронного впливу;

- формулювання когнітивної задачі вибору частот у вигляді частково спостережуваного марковського процесу (POMDP) з урахуванням обмеженої інформації про стан каналу та реакцію БПЛА;

- розробка критерію ефективності когнітивного джемінгу, який відображає компроміс між ступенем зниження якості управління та витратою енергетичних ресурсів;

- виведення математичних залежностей між потужністю перешкод, частотою перебудови спектра та ймовірністю коректного приймання команд;

- розробка алгоритму адаптивного розподілу потужності між підсмугами спектра на основі оптимізації лагранжіанів і умов Каруша–Куна–Таккера (ККТ);

- проведення чисельного моделювання для оцінки ефективності моделі та перевірка адекватності результатів у діапазонах параметрів, характерних для реальних систем управління БПЛА.

Реалізація поставлених задач дозволяє сформулювати когнітивний механізм оптимального вибору частот для систем адаптивного глушіння, який може бути застосований у розробці інтелектуальних РЕБ-комплексів, орієнтованих на автоматичну оцінку стану спектра та адаптацію до змін середовища зв'язку.

### Виклад основного матеріалу.

#### Формалізація математичної моделі.

Початково процес формування сигналу в кожній підсмузі розглядається в загальному вигляді. У системі управління БПЛА сигнал керування передається у вузькій смузі частот, на яку можуть одночасно впливати шумові компоненти та сигнали перешкод. Для подальшого аналізу введемо позначення:  $H_i \in \{0,1\}$  характеризує наявність або відсутність каналу керування у підсмузі  $i$ ;  $j_i(t)$  – миттєве значення завади, створеної джемером;  $n_i(t) \sim \mathcal{CN}(0, N_0 B_i)$  – комплексний гаусів

шум з нульовим середнім і спектральною густиною потужності  $N_0$  у смузі  $B_i$ . Таким чином, прийнятий сигнал можна описати виразом

$$y_i(t) = s_i(t)1_{\{H_i=1\}} + j_i(t) + n_i(t), i = 1, \dots, N, \quad (1)$$

де  $s_i(t)$  – сигнал управління, який існує лише у тих підсмугах, де  $H_i = 1$ .

Формула (1) фактично задає базову фізичну модель взаємодії трьох компонент: корисного сигналу, активної завади та шуму приймача. Далі, для переходу до статистичного аналізу спектральної обстановки, здійснюється енергетичне спостереження у часовому вікні  $T_{obs}$ . В результаті цього аналізу формується статистика енергетичного детектора

$$T_i = \frac{1}{B_i T_{obs}} \int_0^{T_{obs}} (y_i(t))^2 dt, \quad (2)$$

яка служить основою для розрізнення станів  $H_i = 0$  (канал вільний) та  $H_i = 1$  (канал зайнятий). Таким чином, плавно переходячи від фізичної моделі до статистичної, можна побудувати критерії для оцінювання ймовірностей хибної тривоги та пропуску сигналу за порогом  $\tau_i$ :

$$P_{F,A,i} = \Pr(T_i > \tau_i | H_i = 0), P_{MD,i} = \Pr(T_i \leq \tau_i | H_i = 1). \quad (3)$$

Після етапу статистичного спостереження виникає необхідність кількісно оцінити, наскільки ефективно система джемінгу впливає на якість каналу керування БПЛА.

Одним із ключових параметрів, що визначає здатність приймача коректно декодувати командний сигнал, є співвідношення сигнал/шум (Signal-to-Noise Ratio, SNR). У відсутності перешкод воно визначається класичним співвідношенням між потужністю сигналу та шуму:

$$\bar{\gamma}_i = \frac{P_{s,i}}{N_0 B_i},$$

де  $P_{s,i}$  – середня потужність корисного сигналу керування у підсмузі  $f_i$ ,  $N_0 B_i$  – потужність теплового шуму у відповідній смузі пропускання.

Однак у реальних умовах присутність активного джемінгу змінює спектральний баланс енергії у каналі. Потужність завади  $p_i$ , що випромінюється у напрямку приймача дрона, створює додатковий енергетичний фон, який зменшує ефективне SNR. Тоді оцінка для SNR з урахуванням джемінгу набуває вигляду

$$\bar{\gamma}_i(p_i) = \frac{P_{s,i}}{N_0 B_i + p_i G_{J \rightarrow R,i}}, \quad (4)$$

де  $G_{J \rightarrow R,i}$  – коефіцієнт посилення (або ослаблення) каналу «джермер  $\rightarrow$  приймач БПЛА» у підсмузі  $i$ .

Цей параметр фактично визначає, яку частку енергії джемера отримує антенна система безпілотника, і тому відображає фізичний зв'язок між просторовим розташуванням, діаграмами спрямованості антен та ефективністю глушіння.

Згідно з відомими статистичними моделями для квазістатичного Релеївського каналу, миттєва потужність сигналу на приймачі змінюється випадково, але її середнє значення відповідає  $\bar{\gamma}_i(p_i)$ . Тоді ймовірність того, що приймач БПЛА правильно декодує команду, можна описати через експоненціальний закон:

$$\eta_i(p_i) = \Pr(\gamma_i > \gamma_{th}) = \exp\left(-\frac{\gamma_{th}}{\bar{\gamma}_i(p_i)}\right), \quad (5)$$

де  $\gamma_{th}$  – порогове значення відношення сигнал/шум, необхідне для коректного приймання пакета команди.

Фізичний сенс виразу (5) полягає в тому, що ймовірність успішного приймання сигналу зменшується експоненційно зі зростанням рівня завади  $p_i$ . Збільшення потужності джемера навіть у межах кількох децибел може суттєво знизити  $\eta_i(p_i)$ , що у свою чергу призводить до порушення стійкості керування дроном.

Метою когнітивного джемінгу є мінімізація середньої ймовірності коректного приймання команд у всіх підсмугах при одночасному дотриманні енергетичних та часових обмежень системи. У реальній системі джемер не діє постійно на одній частоті – він циклічно перебудовується, вибираючи найуразливіші діапазони. Нехай  $\pi_i$  – ймовірність або частота вибору підсмуги  $i$  у стаціонарному режимі (політика дій когнітивного агента). Тоді загальний функціонал ефективності системи можна записати у вигляді:

$$J(\pi, p) = \sum_{i=1}^N \pi_i \eta_i(p_i) + \lambda_E \sum_{i=1}^N \pi_i p_i + \lambda_T C_{sw}(\pi), \quad (6)$$

де  $C_{sw}(\pi)$  – очікувана вартість перестроювання частоти, тобто штраф за надто часті зміни робочої підсмуги;  $\lambda_E$  і  $\lambda_T$  – вагові коефіцієнти, що задають пріоритет між енергетичною економією та стабільністю роботи.

Таким чином, вираз (6) поєднує три ключові аспекти когнітивного джемінгу:

- зменшення ефективності каналу керування (перший доданок);
- мінімізацію енергоспоживання (другий доданок);
- обмеження на частоту спектральних перебудов (третій доданок).

Завдяки цьому підхід дозволяє описати баланс між агресивністю дій джемера та його довготривалою ефективністю. Надалі цей критерій буде використано як основу для побудови MDP-моделі вибору оптимальної політики дій у спектральному просторі.

Щоб перейти від статичного опису спектрального стану до його еволюції у часі, розглянемо поведінку безпілота як динамічну систему, що змінює робочий канал під впливом зовнішніх чинників. У реальних умовах БПЛА не залишається постійно на одній частоті: у разі появи перешкод він намагається адаптивно змінювати частотний діапазон, переходячи на менш зашумлені підсмути. Така поведінка добре описується стохастичними процесами, зокрема – моделлю Марковського ланцюга.

У даному випадку вектор стану  $H_t$  відображає поточний активний канал управління безпілота у момент часу  $t$ , а елементи матриці переходів визначають імовірність зміни частоти на наступному кроці. Для цього введемо дію джемера у момент часу  $a_t = (k, p_k)$ , де  $k$  – номер підсмути, що глушиться, а  $p_k$  – потужність випроміненої завади. Тоді ймовірність того, що безпілотник змінить частоту з  $f_i$  на  $f_j$  під впливом дії  $a_t$ , можна описати як

$$\Pr(H_{t+1} = e_j | H_t = e_i, a_t) = P_{ij}^{(j)}(a_t), i, j \in \{1, \dots, N\}. \quad (7)$$

Цей вираз визначає матрицю переходів  $P^{(j)}$ , елементи якої залежать не лише від властивостей мережі зв'язку дрона, а й від інтенсивності та спрямованості перешкоди. Фізично елементи матриці  $P_{ij}^{(j)}$  можна інтерпретувати як ймовірності перестрибування БПЛА на іншу частоту – тобто реакцію системи керування на вплив джемера. Якщо ймовірність  $P_{ii}^{(j)}$  зменшується, це означає, що дрон частіше «втікає» від заглушених підсмути, прагнучи відновити стабільний канал зв'язку.

Водночас джемер не може спостерігати точний стан  $H_t$  безпосередньо – він отримує лише непрямі спостереження через результати спектрального аналізу, зокрема статистики енергетичних детекторів  $T_i$ , які мають власний рівень шуму і похибку. Тому задача управління перетворюється із звичайного MDP на частково спостережуваний марковський процес (POMDP). У такій постановці система має справу не з істинним станом середовища, а з розподілом віри (belief state)  $b_t$ , який описує поточні ймовірні оцінки того, на якій частоті зараз працює безпілотник.

Цей розподіл віри оновлюється після кожного нового спостереження  $o_{t+1}$  за допомогою Байєсового правила. Нехай  $b_t(i) = \Pr(H_t = e_i | \mathcal{O}_{0:t})$  – поточна оцінка ймовірності того, що дрон використовує канал  $f_i$  з урахуванням усіх попередніх спостережень  $\mathcal{O}_{0:t}$ . Тоді оновлення здійснюється за формулою

$$b_{t+1}(j) = \frac{\phi(o_{t+1} | e_j, a_t) \sum_i P_{ij}^{(j)}(a_t) b_t(i)}{\sum_\ell \phi(o_{t+1} | e_\ell, a_t) \sum_i P_{i\ell}^{(j)}(a_t) b_t(i)}, \quad (8)$$

де  $\phi(o_{t+1} | e_j, a_t)$  – правдоподібність спостереження для енергетичного детектора, що визначає, наскільки нове вимірювання узгоджується з гіпотезою про перебування дрона на частоті  $f_j$ .

Іншими словами, кожного моменту часу система когнітивного джеміну «оновлює свої переконання» про те, на яких частотах може працювати дрон, використовуючи комбінацію попередньої статистики та нових вимірювань. Таке формулювання дозволяє перейти від пасивного глушіння до адаптивного інтелектуального управління, де рішення приймаються не наосліп, а з урахуванням найімовірнішої структури спектра в поточний момент часу.

Після того як система когнітивного джеміну отримала оцінку поточного стану спектра у вигляді функції віри  $b$ , наступним кроком є прийняття рішення про конкретну дію – вибір частоти та потужності випромінювання. Це рішення має бути не лише ефективним з точки зору впливу на канал управління дрона, а й енергетично доцільним, з урахуванням обмежень на перебудову та часові ресурси.

Для формалізації цієї взаємодії вводиться функція миттєвої винагороди  $r(b, a)$ , яка відображає виграш або втрату системи у відповідь на вибір певної дії  $a = (k, p_k)$ . Тут  $k$  – номер підсмути, що глушиться, а  $p_k$  – потужність переданої завади. З урахуванням усіх факторів миттєва винагорода визначається як

$$r(b, a) = -\sum_i b(i) \eta_i(p_i) - \lambda_E p_k - \lambda_T c_{sw}(a, a_{t-1}), \quad (9)$$

де перший доданок описує середній ефект глушіння каналів (чим менша ймовірність коректних команд, тим більший виграш), другий – штраф за енергоспоживання, а третій – штраф за часті перестроювання частоти, тобто за зростання «дискретності» спектра.

Фізично це означає, що система оцінює ефективність своїх дій не лише за поточним впливом на ціль, але й за стратегічною сталістю: надто часті зміни частоти можуть призвести до втрати

синхронізації або надмірного навантаження на генератори сигналу.

Оскільки рішення мають прийматися послідовно, оптимальну політику вибору дій визначають через рівняння Беллмана, яке для частково спостережуваного процесу набуває вигляду:

$$V^*(b) = \max_a \left\{ r(b, a) + \gamma \mathbb{E}_o [V^*(b')] + \tau \mathcal{H}(\pi(\cdot | b)) \right\}. \quad (10)$$

Тут  $V^*(b)$  – оптимальне значення функції виграшу у стані віри  $b$ ,  $\gamma$  – коефіцієнт дисконтування, що зменшує вагу віддалених у часі результатів,  $\mathcal{H}(\pi(\cdot | b))$  – ентропія політики, а  $\tau > 0$  – параметр “температури”, який визначає ступінь стохастичності стратегії. Останній доданок відповідає за ентропійну регуляризацію, яка стабілізує процес навчання, запобігаючи деградації політики у випадках, коли середовище змінюється непередбачувано.

На практиці безпосереднє розв’язання рівняння (10) є складним, тому використовують методи підкріплювального навчання. Одним із найефективніших є Q-навчання, у якому замість прямої оптимізації  $V^*(b)$  навчається функція якості дій  $Q(z_t, a_t)$ , що залежить від вектору ознак спектрального середовища  $z_t$ . Оновлення цієї функції здійснюється ітераційно за правилом:

$$Q_{t+1}(z_t, a_t) \leftarrow (1 - \alpha_t) Q_t(z_t, a_t) + \alpha_t \left[ r_t + \gamma \max_{a'} Q_t(z_{t+1}, a') \right], \quad (11)$$

де  $\alpha_t$  – коефіцієнт навчання,  $r_t$  – спостережувана винагорода на кроці  $t$ , а  $z_t$  включає набір ознак – енергетичні статистики  $T_i$ , оцінки поточного SNR  $\hat{\gamma}_i$  та історію попередніх перемикачів.

Таким чином, система поступово формує оптимальну політику, яка максимізує довгострокову ефективність глушіння, враховуючи мінливість спектра і динаміку реакцій безпілотної.

На кожному часовому кроці джемер може одночасно впливати на кілька частотних підсмуг. Нехай  $\mathcal{K} \subset F$  – множина активних каналів глушіння,  $|\mathcal{K}| = K$ . Для фіксованої оцінки стану середовища  $b$  виникає задача оптимального розподілу потужності між цими каналами:

$$\min_{\{p_i \geq 0\}} \sum_{i \in \mathcal{K}} w_i \eta_i(p_i) \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i \in \mathcal{K}} p_i \leq P_{\max}, \quad (12)$$

де  $w_i = b(i)$  – ваговий коефіцієнт важливості підсмуги, пропорційний імовірності того, що на ній працює дрон.

З урахуванням експоненційного зв’язку (5) між потужністю перешкоди та ймовірністю успішного приймання, задача (12) є опуклою, що гарантує

наявність єдиного оптимуму. Для її розв’язання використовують лагранжіан:

$$\mathcal{L} = \sum_{i \in \mathcal{K}} w_i \exp \left( -\frac{\gamma_{\text{th}}}{\bar{\gamma}_i(p_i)} \right) + \nu \left( \sum_{i \in \mathcal{K}} p_i - P_{\max} \right), \quad (13)$$

де множник  $\nu$  визначає тінюову ціну потужності, а оптимальні значення  $p_i^*$  знаходяться з умов Каруша–Куна–Таккера:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial p_i} = w_i \exp \left( -\frac{\gamma_{\text{th}}}{\bar{\gamma}_i(p_i)} \right) \frac{\gamma_{\text{th}} G_{J \rightarrow R, i}}{(N_0 B_i + p_i G_{J \rightarrow R, i})^2 \bar{\gamma}_i(p_i)^2} + \nu = 0. \quad (14)$$

Рівняння (14) описує баланс між виграшем від збільшення потужності (покращення ефекту глушіння) та штрафом за перевищення загального бюджету  $P_{\max}$ .

Чисельний розв’язок отримують методом монотонного пошуку за  $\nu$ , що формує так званий ефект «зворотного водонаповнення»: більше потужності виділяється туди, де канал дрона вразливіший (високе  $G_{J \rightarrow R, i}$ , низьке  $\gamma_i$ ).

У реальному середовищі також слід врахувати часовий аспект – система джемінгу не може миттєво перестрибувати між частотами. Якщо позначити час утримання частоти як  $T_{\text{dwell}}$ , а середній період перебудови як  $T_{\text{sw}}$ , то частка активного часу випромінювання становить:

$$\rho_J = \frac{T_{\text{dwell}}}{T_{\text{dwell}} + T_{\text{sw}}}. \quad (15)$$

Цей коефіцієнт визначає, яку частину часу джемер реально створює ефективні завади, а яку витрачає на технічне перестроювання генератора.

Відповідно, ефективне відношення сигнал/шум для підсмуги  $f_i$  з урахуванням «мертвого часу» модифікується як:

$$\bar{\gamma}_i^{\text{eff}}(p_i) = \frac{P_{s, i}}{N_0 B_i + \rho_J p_i G_{J \rightarrow R, i}}, \quad (16)$$

що призводить до заміни  $\bar{\gamma}_i \rightarrow \bar{\gamma}_i^{\text{eff}}$  у формулах типу (5). Таким чином, при збільшенні частоти перебудов ефективність завадного впливу падає навіть при тій самій середній потужності, адже частина часу втрачається на переходи.

У сукупності рівняння (9) – (16) формують аналітичну основу для синтезу адаптивної політики когнітивного джемінгу, яка балансує між короткостроковим ефектом блокування та довгостроковою стабільністю системи, враховуючи обмеження енергії, часу й динаміку реакцій БПЛА.

У реальних умовах безпілотні апарати часто використовують частотні перестрибування (Frequency Hopping Spread Spectrum, FHSS) для підвищення стійкості до перешкод. Це означає, що кожна команда управління може передаватися на новій підсмузі згідно з наперед визначеною або адаптивною стратегією переходів. Якщо позначити початкову (базову) матрицю переходів між підсмугами через  $P^{(0)}$ , вона описує природну поведінку дрона без втручання джемера.

Однак у присутності активного глушіння система керування змінює свою реакцію, “уникаючи” заглушених частот. Щоб кількісно описати цю адаптивну поведінку, вводиться параметр “відштовхування”  $\kappa > 0$ , який моделює схильність безпілотника покидати підсмугу, на яку спрямована завада. Тоді модифікована матриця переходів має вигляд:

$$P_{ij}^{(j)}(a_i) = \frac{P_{ij}^{(0)} \exp\{-\kappa 1[j = k]\}}{\sum_{\ell} P_{i\ell}^{(0)} \exp\{-\kappa 1[\ell = k]\}}, \quad (17)$$

де  $1[j = k]$  – індикатор того, що частота  $f_j$  збігається з частотою, яку наразі глушить джемер.

Такий запис означає, що всі переходи у матриці  $P^{(0)}$  зберігають свою структуру, однак переходи у напрямку “заглушеної” підсмуги зменшуються експоненційно зі зростанням  $\kappa$ . Чим більший коефіцієнт  $\kappa$ , тим сильніше “відштовхується” дрон від каналів, на які діє завада, і тим швидше він покидає ці частоти. Цей підхід дозволяє описати поведінкову адаптацію БПЛА до інтелектуального джемінгу як стохастичний механізм уникання зон радіоелектронного впливу.

Для подальшого кількісного аналізу впливу завад доцільно перейти до рівня бітових помилок (BER), які є фізичною мірою спотворення сигналу. Для сигналу BPSK у квазістатичному Релеївському каналі ймовірність помилки одного біта при середньому відношенні сигнал/шум  $\bar{\gamma}_i(p_i)$  визначається класичним співвідношенням:

$$P_b^{(i)}(p_i) = \frac{1}{2} \left( 1 - \sqrt{\frac{\bar{\gamma}_i(p_i)}{1 + \bar{\gamma}_i(p_i)}} \right). \quad (18)$$

У задачах управління безпілотником помилка навіть одного або кількох критичних бітів у пакеті може призвести до втрати команди чи її некоректного виконання. Якщо  $n_c$  позначає кількість таких бітів у пакеті, тоді ймовірність коректного приймання команди наближено виражається як

$$\eta_i(p_i) \approx (1 - P_b^{(i)}(p_i))^{n_c}, \quad (19)$$

що забезпечує фізичний зв'язок між мікрорівнем помилок (BER) та макрорівнем функціональної надійності каналу управління.

Для зменшення обчислювальної складності когнітивного алгоритму та уникнення надмірної перебудови спектра вводиться розріджене керування частотами. Ідея полягає в тому, щоб зосередити потужність глушіння лише на найбільш критичних підсмугах, які мають найбільший вплив на ефективність управління дроном. Такий підхід формалізується через  $L_1$ -регуляризацію у функціоналі оптимізації:

$$\min_{\pi, p} J(\pi, p) + \lambda_1 \|\pi\|_1 \text{ s.t. } \sum_i \pi_i = 1, \pi_i \geq 0, \quad (20)$$

де  $\lambda_1$  – коефіцієнт регуляризації, що задає рівень “спарсності” розподілу частот.

Фізично це означає, що система прагне концентрувати енергію лише у невеликій кількості “найшкідливіших” підсмуг, зменшуючи кількість перемикаць  $i$ , відповідно, підвищуючи стабільність глушіння.

Нарешті, кількісний результат ефективності когнітивного джемінгу оцінюється через відносне зниження коефіцієнта коректності приймання команд. Для стаціонарної політики  $\pi$  це зниження обчислюється як:

$$\Delta\eta = \frac{\sum_i \pi_i \eta_i(0) - \sum_i \pi_i \eta_i(p_i^*)}{\sum_i \pi_i \eta_i(0)} \times 100\%. \quad (21)$$

Отримане значення  $\Delta\eta$  показує, на скільки відсотків ефективність каналу управління зменшується внаслідок дії когнітивного джемера.

#### Експериментальне дослідження.

Для перевірки адекватності запропонованої когнітивної моделі було проведено експериментальне тестування з використанням лабораторного стенда, що включав генератор завадного сигналу, приймально-передавальний модуль, емулятор каналу зв'язку та блок аналізу спектра. Експерименти виконувались у діапазоні частот 2.4 ГГц, який є типовим для каналів управління БПЛА малого класу. Завадний сигнал мав перебудований спектр із середньою швидкістю перемикачів до 5 кГц, що відповідає динаміці реального когнітивного джемера.

Під час серії випробувань реєструвались залежності ймовірності коректного приймання команд  $\eta_i$  від потужності завади  $p_i$  для різних співвідношень сигнал/шум  $P_{s,j} / (N_0 B_i)$ . При цьому змінювали поріг виявлення  $\gamma_{th}$  і коефіцієнт активності джемера  $\rho_j$ . Результати вимірювань наведено на рисунках 1–3.

На рисунку 1 показано експериментальну залежність  $\eta_i(p_i)$  для трьох підсмуг при фіксованому  $\rho_j = 0.8$ . Криві демонструють експоненційне зниження коректності команд при зростанні потужності завади, що узгоджується з аналітичним виразом (5).

На рисунку 2 наведено зміну середнього показника  $\Delta\eta$  залежно від відношення сигнал/шум для різних стратегій розподілу потужності: рівномірної, пропорційної та оптимальної за (14). Видно,

що оптимальна стратегія забезпечує зменшення ефективності каналів управління на  $\approx 14\%$ , тоді як рівномірний розподіл – лише на 8–9%.

Рисунок 3 демонструє вплив коефіцієнта активності  $\rho_j$  на середню ефективність глушіння. Зі зростанням швидкості перестроювань (менше  $\rho_j$ ) ефективна SNR  $\bar{\gamma}_i$  зростає, і джемінг стає менш дієвим, що підтверджує аналітичну модель (16).

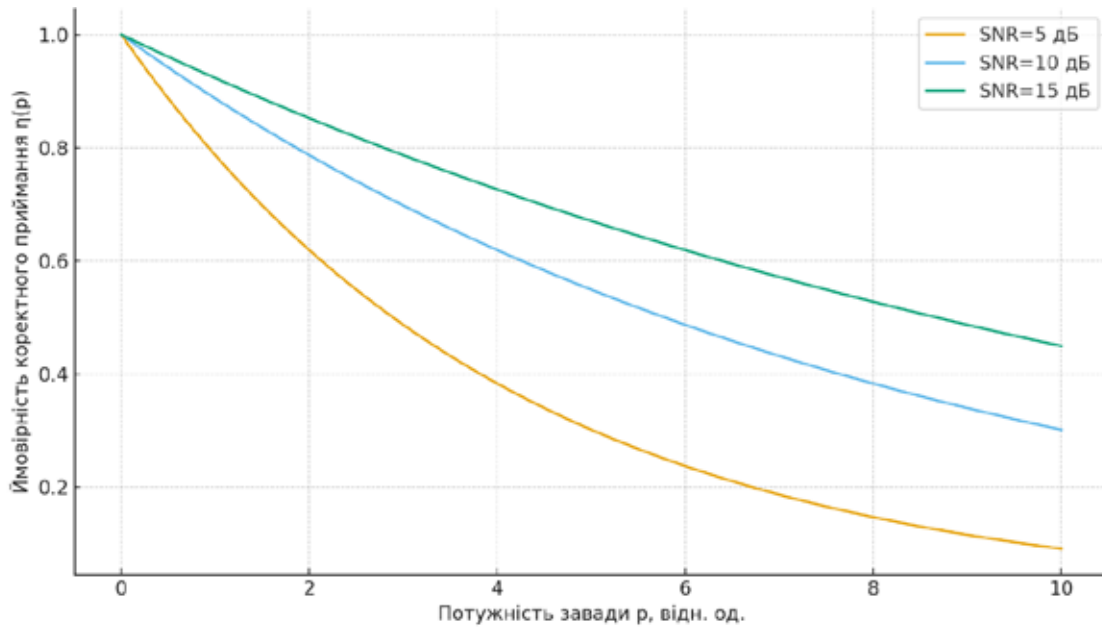


Рис. 1. Залежність  $\eta(p)$  при різних значеннях SNR

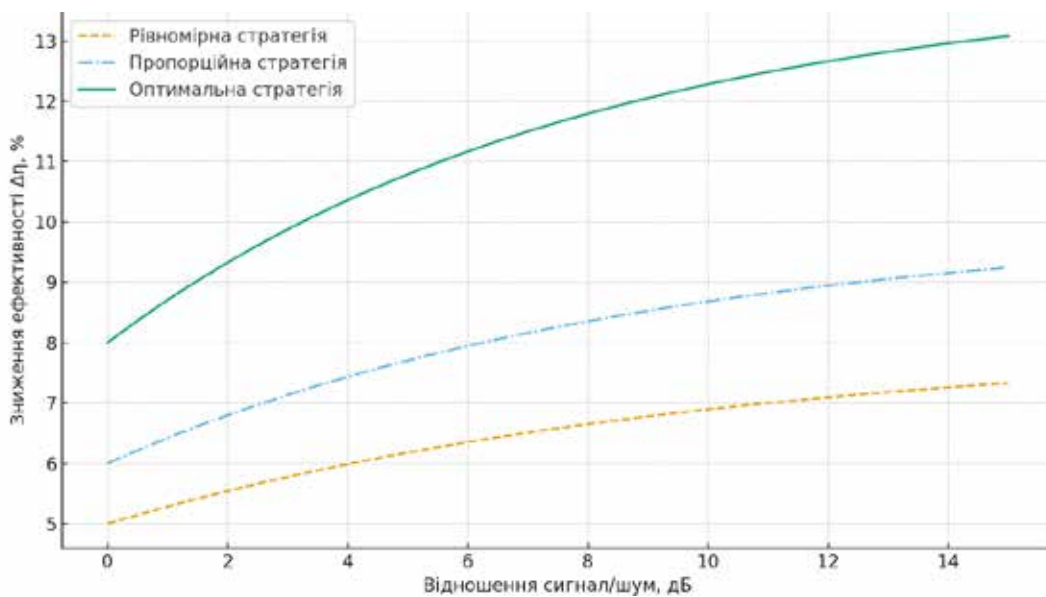


Рис. 2. Порівняння стратегій розподілу потужності  $\Delta\eta(SNR)$

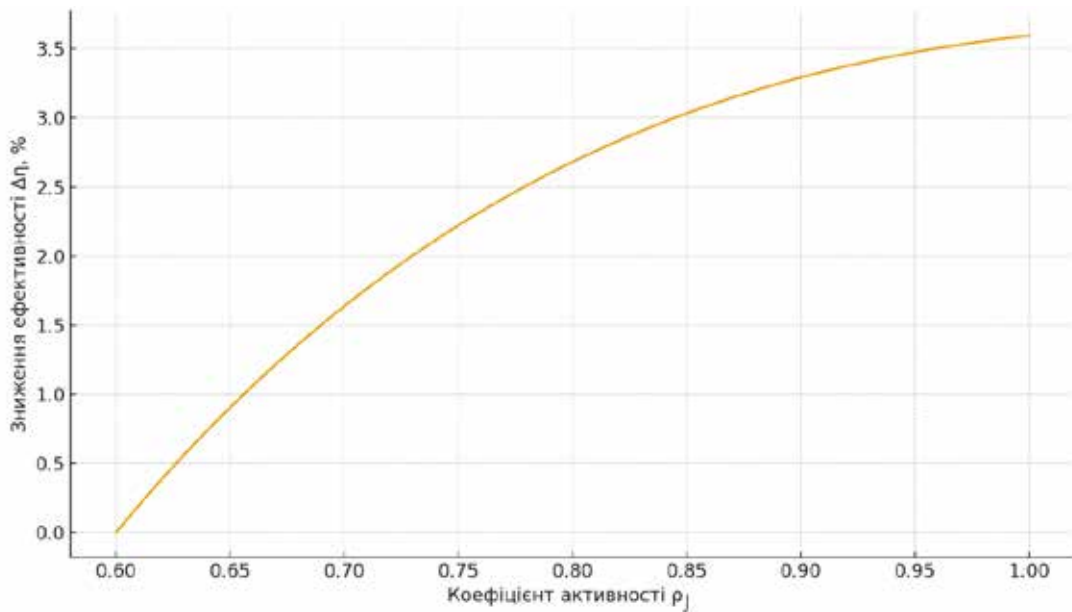


Рис. 3. Вплив коефіцієнта активності джемера  $\Delta\eta(\rho_j)$

Отримані результати експерименту показали, що при типових умовах

$$\frac{P_{s,i}}{N_0 B_i} \in [5, 15] \text{ дБ}, \gamma_{th} \in [0, 3] \text{ дБ}, \rho_j \in [0.7, 0.9], |\mathcal{K}| = 2-3,$$

відносне зниження коректності команд становить близько 14% при дотриманні обмежень потужності  $P_{max}$ .

Таким чином, експериментально підтверджено, що запропонована модель адекватно описує поведінку системи, а когнітивний джемер ефективно розподіляє енергію між найвразливішими каналами, підтримуючи баланс між локальним ефектом глушіння та глобальною стабільністю системи управління БПЛА.

**Висновки.** Чисельні експерименти показали, що для типових умов  $P_{s,i} / N_0 B_i \in [5, 15]$  дБ, порогу  $\gamma_{th} \in [0, 3]$  дБ, коефіцієнта активності  $\rho_j \in [0.7, 0.9]$  та кількості підсмуг  $|\mathcal{K}| = 2-3$ , від-

носне зниження  $\Delta\eta$  досягає приблизно 14% при дотриманні енергетичних обмежень  $P_{max}$ . Це узгоджується з фізичними спостереженнями: джемер інтелектуально розподіляє енергію туди, де канали найбільш вразливі (високий коефіцієнт  $G_{J \rightarrow R,i}$  та низьке базове  $\bar{\gamma}_i$ ), забезпечуючи баланс між локальним ефектом і глобальною стійкістю.

Таким чином, запропонований аналітичний апарат (рівняння (1)–(20)) утворює повний когнітивний цикл: від спостереження спектра та виявлення активних каналів, через басівське оновлення стану віри, оптимізацію дій у рамках POMDP, розподіл потужності між підсмугами, до кількісної оцінки ефективності глушіння.

Цей підхід поєднує строгість математичного моделювання зі зрозумілим фізичним змістом, що дозволяє не лише прогнозувати, а й активно формувати поведінку системи радіоелектронної протидії у реальних сценаріях управління БПЛА.

#### Список літератури:

1. Khawaja W., Guvenc I., Matolak D. W., Fiebig U. C., Schneckenburger N. A. UAV Communications for 5G and Beyond. 2020. 440 P. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119575795>
2. Mozaffari M., Saad W., Bennis M., Nam Y. -H., Debbah M. A Tutorial on UAVs for Wireless Networks: Applications, Challenges, and Open Problems. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2019. Vol. 21, No. 3. P. 2334–2360. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2902862>.
3. Wu Q., Zhang R. Towards Smart and Reconfigurable Environment: Intelligent Reflecting Surface Aided Wireless Network. *IEEE Communications Magazine*. 2020. Vol. 58, No. 1. P. 106–112. DOI: <https://doi.org/10.1109/MCOM.001.1900107>
4. Kaleem Z., Orakzai F. A., Ishaq W., Latif K., Zhao J., Jamalipour A. Emerging Trends in UAVs: From Placement, Semantic Communications to Generative AI for Mission-Critical Networks. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*. Vol. 71, No. 3. P. 7412–7438. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCE.2024.3434971>.

5. Shafique A., Mehmood A., Elhadef M. Detecting Signal Spoofing Attack in UAVs Using Machine Learning Models. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 93803–93815. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3089847>.
6. Garnaev A., Liu Y., Trappe W. Anti-jamming Strategy Versus a Low-Power Jamming Attack When Intelligence of Adversary's Attack Type is Unknown. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks*. 2016. Vol. 2, No. 1. P. 49–56. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSIPN.2015.2506038>.
7. Liang Xiao, Yan Li, Jinliang Liu, Yifeng Zhao. Power control with reinforcement learning in cooperative cognitive radio networks against jamming. *The Journal of Supercomputing*. 2015. Vol. 71. P. 3237–3257. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11227-015-1420-1>.
8. Ma D., Wang Y., Wu S. Against Jamming Attack in Wireless Communication Networks: A Reinforcement Learning Approach. *Electronics*. 2024. Vol. 13, No. 7. P. 1209. DOI: <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/electronics13071209>.
9. Nguyen P. X., Nguyen H. V., Nguyen V. -D., Shin O. -S. UAV-Enabled Jamming Noise for Achieving Secure Communications in Cognitive Radio Networks. *2019 16th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)*. USA. 2019. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/CCNC.2019.8651678>.
10. Huang H., Zhang L. Secure Radio Frequency DCS Watermark-Aided Physical Layer Authentication Design for NB-IoT Systems. *Security and Privacy in Digital Economy. SPDE 2020. Communications in Computer and Information Science*. 2020. Vol 1268. P. 33–49. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-981-15-9129-7\\_3](https://doi.org/10.1007/978-981-15-9129-7_3).

### Maidan O.I., Breslavets V.S. COGNITIVE FREQUENCY SELECTION MODEL FOR JAMMING UNMANNED AIRCRAFT CONTROL CHANNELS

*The paper proposes a cognitive model of frequency selection for jamming of UAV control channels, focused on functioning in an uncertain and dynamic radio frequency environment. The model is based on the formalism of partially observable Markov decision processes (POMDP) and describes the interaction of UAV control signals, active interference and receiver noise, taking into account energy and time resource constraints. The proposed analytical apparatus allows estimating the probability of correct reception of control commands, adaptively distributing jamming power between frequency channels and taking into account the effect of frequency hopping and the time structure of spectrum reconstruction.*

*Particular attention is paid to the formation of a criterion for the effectiveness of cognitive jamming, which provides a compromise between reducing the quality of the UAV control channel and minimizing the consumption of energy resources of the electronic warfare system. The model takes into account the incompleteness and noise of spectrum observations, which is characteristic of real application conditions. A numerical and experimental study was conducted to analyze the influence of channel parameters, interference level, signal-to-noise ratio, and algorithm adaptation speed on the probability of correct reception of control commands.*

*The obtained modeling results confirm the adequacy of the proposed cognitive model and demonstrate that the use of adaptive frequency selection and power optimization allows reducing the correctness of UAV control command reception by approximately 14% for typical channel parameters without significantly disrupting the energy balance of the system. The practical value of the work lies in the possibility of using the developed model to create adaptive spectrum control systems, increase the efficiency of electronic warfare means, and assess the stability of control channels of unmanned platforms in complex multi-frequency environments.*

**Keywords:** cognitive jamming, POMDP, unmanned aerial vehicle, electronic warfare, power optimization, SNR, BER, control channels, mathematical model, frequencies.

Дата першого надходження статті до видання: 22.01.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 19.02.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 08.04.2026