

УДК 004.71

DOI: 10.31673/2786-8362.2025.011691

Табор Д.І.

АДАПТИВНИЙ АЛГОРИТМ ЗМІНИ КАНАЛУ ДЛЯ БАГАТОКАНАЛЬНОГО ПРИСТРОЮ WI-FI 7 В УМОВАХ ГЕТЕРОГЕННИХ МЕРЕЖ

Tabor D.I. Adaptive channel switching algorithm for multi-channel Wi-Fi 7 devices in heterogeneous networks. Wi-Fi 7 Standard, aimed at enhancing throughput and reducing latency, faces compatibility challenges in heterogeneous networks where devices of different generations (Wi-Fi 4/5/6) operate simultaneously. Existing channel-switching algorithms are limited to one-dimensional parameter analysis, ignoring load dynamics, the impact of legacy devices, and the need for real-time adaptation. This results in inefficient spectrum utilization, increased latency, and diminished benefits of Multi-Link Operation (MLO) technology. The Adaptive Channel Switching Algorithm (ACSA) proposes an innovative approach based on multi-criteria analysis of channel states: load, interference levels, and transmission success rates. Unlike traditional methods, ACSA dynamically adapts to network changes, accounts for the influence of legacy devices, and operates in a decentralized manner. This enables efficient traffic balancing, minimizes collisions, and optimizes the use of Wi-Fi 7's wideband channels.

Key words: Wi-Fi 7, MLO, channel change, ACSA, Q-Learning, DFS

Табор Д.І. Адаптивний алгоритм зміни каналу для багатоканального пристрою Wi-Fi 7 в умовах гетерогенних мереж. Стандарт Wi-Fi 7, орієнтований на підвищення пропускної здатності та зменшення затримок, стикається з проблемою сумісності в гетерогенних мережах пов'язаною з неефективним механізмом перемикавання каналу що призводить до обмеження використання спектру, зростання затримок і втрати переваг технології Multi-Link Operation (MLO). Новий алгоритм ACSA (Adaptive Channel Switching Algorithm) пропонує інноваційний підхід, заснований на багатокритеріальному аналізі стану каналів: завантаження, рівня перешкод та успішності передачі при цьому динамічно адаптується до змін у мережі, враховує вплив старих пристроїв та працює децентралізовано.

Ключові слова: Wi-Fi 7, MLO, переключення каналів, ACSA, Q-Learning, DFS

Вступ

Стандарт IEEE 802.11be або Wi-Fi 7 являє собою нове покоління бездротових технологій, що отримав маркування ЕНТ (Extremely High Throughput). Однією з ключових особливостей стандарту є впровадження технології Multi-Link Operation (MLO). Дана технологія забезпечує ефективне використання ресурсів безпроводної мережі за рахунок одночасної роботи на кількох каналах у різних частотних діапазонах (2,4 ГГц, 5 ГГц, 6 ГГц). Вона зменшує затримки через паралельну передачу даних з агрегацією каналів і підвищує надійність з'єднання, динамічно розподіляючи трафік між діапазонами. MLO особливо ефективна в умовах високого навантаження: технологія уникає перевантаження окремих каналів, автоматично перенаправляючи пакети оптимальним маршрутом на основі аналізу завантаженості, рівня перешкод і якості сигналу в кожному діапазоні.

Однак у гетерогенних мережах, де одночасно працюють пристрої різних поколінь (Wi-Fi 4/5/6), MLO стикається з обмеженнями, які не дозволяють повноцінно використовувати переваги багатоканальної передачі.

За прогнозами аналітики Cisco [1], до 2025 року близько 60% пристроїв працюватимуть на Wi-Fi 6 і вище. Тобто все ж у більшості Wi-Fi мережах поряд із сучасними продовжать працювати застарілі пристрої, які не підтримують MLO та використовують менш ефективні механізми доступу до середовища. Дані пристрої, які використовують фіксовані смуги (20–40 МГц) і не підтримують сучасні механізми на зразок Preamble Puncturing або Adaptive Channel Bonding, блокують частину спектру, що дозволяє Wi-Fi 7 працювати лише на фрагментах широких каналів (наприклад, 120 МГц замість 160 МГц). Це обмежує ефективність MLO, оскільки старі клієнти, активні в діапазонах 2.4/5 ГГц, перешкоджають динамічному балансуванню навантаження. Сучасні алгоритми керування каналами, нездатні адаптуватися

до нерівномірного трафіку від пристроїв різних поколінь, що призводять до того, що навіть вільні діапазони залишаються невикористаними (наприклад, MLSR-пристрої залишаються працювати у перевантажених каналах). Як наслідок, пристрої Wi-Fi 7 не використовують всю можливу пропускну здатність, а нерівномірне навантаження зростає через концентрацію трафіку в окремих каналах. Для подолання цих проблем необхідні гібридні алгоритми, які інтегровані з MLO, з динамічним переключенням із зайнятих каналів, що дозволить повноцінно використовувати потенціал Wi-Fi 7 у реальних умовах змішаних мереж.

Аналіз останніх досліджень. Серед ключових робіт присвячених темі переключення каналу можна виділити наступні. В роботах [2–4] досліджується застосування методів машинного навчання для оптимізації перемикання каналів для технології MLO. Автори пропонують алгоритми на основі глибокого навчання та навчання з підкріпленням, які покращують роботу однорідних мережах Wi-Fi 7. Однак ці роботи орієнтовані на ідеалізовані умови, де відсутні застарілі пристрої, що робить їх неефективними у реальних середовищах. Зокрема, вони не враховують вплив застарілих пристроїв Wi-Fi 4/5, які знижують ефективність роботи в діапазонах 2.4/5 ГГц, обмежуючи практичну цінність запропонованих методів. В роботі [5] аналізується проблема сумісності пристроїв різних поколінь. Автори пропонують статичне розділення частотних діапазонів (наприклад, виділення 6 ГГц для Wi-Fi 7), щоб уникнути конфліктів. Проте такий підхід суперечить принципам MLO, який вимагає динамічного використання спектру. Статичне планування ігнорує зміни навантаження та фактично обмежує потенціал MLO, не дозволяючи повноцінно використовувати всі доступні діапазони. В роботі [6] описується використання алгоритмів глибокого навчання для автоматизації вибору каналів у середовищах з високою інтерференцією. Хоча метод ефективно знижує вплив перешкод, він не враховує специфіку широкосмугової передачі, критичну для Wi-Fi 7. Наприклад, алгоритм не інтегрований з механізмами агрегації каналів (до 320 МГц) або балансування трафіку між діапазонами, що може знизити потенціал MLO у реальних умовах.

Постановка завдання. Таким чином, для забезпечення ефективного управління ресурсами у гетерогенних бездротових мережах з сумісним використанням застарілих пристроїв (Wi-Fi 4/5/6) та сучасного Wi-Fi 7 необхідно розробити динамічно адаптивні алгоритми, здатні передбачати завантаження каналів у реальному часі, враховувати обмеження застарілих клієнтів (наприклад, фіксовані канали) та оптимізувати параметри роботи мережі для мінімізації їхнього впливу. Такі алгоритми мають інтегрувати моделі для аналізу тенденцій навантаження, автоматизації вибору каналів і розподілу трафіку, а також забезпечувати стабільну роботу сучасних технологій (Preamble Puncturing, Adaptive Channel Bonding) у змішаних середовищах, що дозволить максимізувати пропускну здатність і знизити затримки в різних умовах роботи. Що робить цю проблему актуальною як з погляду теоретичних досліджень, так і практичного застосування у бездротових мережах нового покоління.

Метою роботи є огляд нового алгоритму Adaptive Channel Switching Algorithm (ACSA), який, на відміну від запропонованих у літературі рішень, враховує агрегацію каналів, динамічне балансування навантаження та особливості гетерогенних мереж, що дозволяє підвищити ефективність використання спектру в умовах спільного роботи пристроїв Wi-Fi 4/5/6/7 в одній мережі.

Виклад основного матеріалу дослідження

В умовах щільної гетерогенної мережі Wi-Fi 7, в якій можуть бути присутні пристрої різних поколінь (Wi-Fi 4/5/6), традиційні методи управління каналами, такі як DCA (Dynamic Channel Assignment), DFS (Dynamic Frequency Selection) та RRM (Radio Resource Management), можуть бути неефективними. Дані методи виконують вибір і зміну каналів статично або напівавтоматично, не враховуючи динамічну зміну середовища передачі, вплив перешкод, завантаження каналів, вплив гетерогенних середовищ та успішності передачі даних, що обмежує їх ефективність. Наприклад, пристрої попередніх поколінь, що працюють у вузьких

смугах (20–40 МГц), створюють інтерференцію у широкосмугових каналах Wi-Fi 7 (до 320 МГц), а асинхронний доступ до середовища (CSMA/CA) посилює конкуренцію за канали.

Використання алгоритму ACSA дозволяє врахувати дані недоліки, забезпечуючи адаптивний вибір каналу на основі багатокритеріального аналізу ключових параметрів середовища передачі і мережі.

Оснoву алгоритму ACSA виступає функція пріоритету каналу W_i , яка для кожного i -го каналу є агрегацією трьох ключових метрик: завантаження каналу (U_i), рівня перешкод (I_i) та успішності передачі (S_i). Кожна з метрик нормалізується та зважується коефіцієнтами α , β та γ , що відображають їх відносний вплив на вибір каналу. Зважена функція вибору каналу формалізується так:

$$W_i = \alpha \cdot (1 - U_i) + \beta \cdot (1 - I_i) + \gamma \cdot S_i, \quad (1)$$

де коефіцієнти $\alpha = 0,5$, $\beta = 0,3$ та $\gamma = 0,2$, визначають вклад кожного параметру;

U_i – рівень завантаження каналу;

I_i – рівень перешкод на каналі;

S_i – показник успішності передачі.

Завантаження каналу (U_i) визначається як відношення часу зайнятості каналу до загального часу спостереження:

$$U_i = \frac{T_{busy}}{T_{total}}, \quad (2)$$

де T_{busy} – час, протягом якого рівень сигналу перевищує поріг Clear Channel Assessment (CCA),

T_{total} – загальний час спостереження.

Показник рівня (I_i) перешкод розраховується як нормована середня потужність перешкод.

$$I_i = \frac{1}{N_{scan}} \sum_{k=1}^{N_{scan}} \frac{P_{interf}^{(k)}}{P_{max}}, \quad (3)$$

де $P_{interf}^{(k)}$ – виміряна потужність перешкод на k -му циклі сканування,

P_{max} – максимальна допустима потужність,

N_{scan} – кількість сканувань за інтервал спостереження.

Метрика успішності передачі даних (S_i) визначається як частка успішних пакетів за останні спроби:

$$S_i = \frac{N_{succ}}{N_{total}}, \quad (4)$$

де N_{succ} – кількість підтверджених кадрів (для яких отримано кадр ACK).

N_{total} – загальна кількість відправлених пакетів.

Підбір значень коефіцієнтів α , β та γ ґрунтується на аналізі впливу параметрів моделі, причому їх оптимальні значення залежать від характеристик середовища, таких як рівень завантаження мережі, інтенсивність перешкод і стабільність каналів зв'язку. Наприклад, збільшення α до 0,6 посилює вплив завантаження, що критично для мереж із переважанням потокового трафіку, тоді як $\beta=0,3$ забезпечує баланс між перешкодами та затримками. Значення $\gamma=0,2$ мінімізує перемикання при тимчасових флуктуаціях успішності.

Для підвищення точності прогнозування завантаження ACSA використовує метод експонентного згладжування Хольта-Вінтерса, що дозволяє передбачати короткострокові зміни завантаження каналу.

$$U_i(t+1) = \lambda \cdot U_i(t) + (1 - \lambda) \cdot U_{new}(t), \quad (5)$$

де λ – коефіцієнт згладжування ($0 \leq \lambda \leq 1$) який обирається в залежності від завантаження каналу і впливає на швидкість адаптації.

U_{new} – нове вимірювання завантаження каналу в момент t .

Ця методика враховує не тільки історичні дані, але й напрямок змін та періодичні збільшення активності, що дозволяє передбачати короткострокові зміни каналу. Наприклад,

якщо канал демонструє зростання навантаження за певний короткий час, ACSA може спрогнозувати це та обрати альтернативний канал до виникнення проблем.

Використання завантаження каналу U_i як основного параметру пов'язано з тим, що перевантажені канали стають вузьким місцем для пристроїв Wi-Fi 7, які використовують широкосмугову передачу. Наприклад, у каналі 36 (5 ГГц) при високому значенні $U_i > 0,8$ ймовірність колізій може зростати до 40% чи більше через конкуренцію з вузькосмуговими пристроями Wi-Fi 4. Рівень перешкод I_i враховує вплив сусідніх мереж та пристроїв, що працюють у каналах з перекриттям. При критичних значеннях I_i близько 0,7 пропускна здатність Wi-Fi 7 суттєво знижується через фрагментацію OFDMA-ресурсів. Успішність S_i слугує індикатором надійності каналу, наприклад при $S_i < 0.6$ алгоритм може знизити пріоритет каналу близько 20% після декількох колізій поспіль.

Оптимальне застосування ACSA можливе в гетерогенній Wi-Fi мережі, що складається з безлічі точок доступу (AP) з різними рівнями навантаження, що використовують MLO для одночасної передачі даних по кільком каналах. У таких умовах ACSA дозволяє динамічно перерозподіляти трафік між доступними каналами. Наприклад, для мережі, де близько половини пристроїв – Wi-Fi 4 (802.11n), частина – Wi-Fi 5 (802.11ac), і невелика частина – Wi-Fi 7 (802.11be), ACSA може мати наступні переваги:

- Динамічний перерозподіл навантаження: пристрої Wi-Fi 7 автоматично перемикаються на канали 6 ГГц, де відсутні застарілі legacy-пристрої, що знижує U_i удвічі.
- Урахування режимів MLO: AP використовує ACSA для паралельного керування кількома каналами. Наприклад, у режимі STR (Simultaneous Transmission and Reception) пріоритет каналів коригується з урахуванням штрафу за інтерференцію з іншими каналами за відповідним коефіцієнтом (0,1):

$$W_i^{STR} = W_i - 0,1 \cdot \sum_{j \neq i} I_j \quad (6)$$

- Адаптація до EDCA (Enhanced Distributed Channel Access): Алгоритм модифікує параметри TXOP (Transmission Opportunity) для категорій трафіку AC_VO (голос) та AC_VI (відео). Якщо $W_i < 0,4$, TXOP скорочується на 30%, щоб звільнити ресурси високопріоритетного трафіку.

Порівняння ACSA з існуючими алгоритмами перемикавання каналів. Сучасні алгоритми перемикавання каналів, такі як RSSI-Based Selection, базуються на виборі каналів з найвищим рівнем сигналу (RSSI), що допомагає уникнути перешкод. Однак цей метод ігнорує ключові параметри, такі як завантаження каналу або успішність передачі даних, що робить його неефективним у мережах з високою щільністю пристроїв. На відміну від нього, ACSA інтегрує комплексний аналіз, враховуючи не тільки інтерференцію, а й час зайнятості каналу (U_i) та частоту втрати пакетів (S_i), що забезпечує більш зважений вибір.

Q-Learning та інші алгоритми на основі навчання з підкріпленням [3,4] використовують історичні дані для прогнозування оптимальних каналів. Хоча вони демонструють високу адаптивність, їх ефективність залежить від тривалого навчання та великих обсягів даних, що обмежує їх використання в динамічних середовищах. ACSA усуває необхідність тривалого навчання, оскільки використовує прості метрики (U_i , S_i , I_i), які адаптуються в процесі роботи мережі.

DFS (Dynamic Frequency Selection) стандартизований механізм, що автоматично вибирає канали для уникнення конфліктів із радаром. Однак він не враховує завантаження каналів або наявність застарілих пристроїв. ACSA доповнює функціонал DFS, оскільки покращує вибір каналів у межах дозволених DFS. Їх паралельне використання забезпечує як безпеку, такі високу продуктивність мережі..

Реалізації DCA (Dynamic Channel Assignment) працюють на основі статичних правил, наприклад, він може перемикає канали при досягненні певного порогу завантаження чи рівня сигналу (RSSI), але не враховує динаміку мережі, таку як раптові спалахи трафіку. ACSA використовує динамічні зважені коефіцієнти для балансування між різними параметрами, що дозволяє гнучко реагувати на зміни.

Традиційні RRM-системи (Radio Resource Management) забезпечують централізоване керування ресурсами через контролер, що дозволяє точно оптимізувати канали та потужність. Однак така архітектура вимагає постійного зв'язку з контролером, що ускладнює масштабування в розподілених мережах. На відміну від них ACSA працює децентралізовано, приймаючи рішення на рівні точки доступу, що зменшує затримки та підвищує автономність системи.

TPC (Transmit Power Control) зосереджений на оптимізації потужності передачі для зменшення інтерференції. ACSA може інтегрувати TPC як додатковий інструмент, але основним завданням залишається динамічний вибір каналів на основі аналізу їхнього стану.

ACSA принципово відрізняється від традиційних методів перемикавання каналів завдяки унікальній комбінації гнучкості, адаптивності та практичної реалізації, орієнтованої на сучасні виклики бездротових мереж. На відміну від класичних підходів, які часто базуються на обмеженому наборі параметрів (наприклад, рівень сигналу або наявність радарних перешкод), ACSA інтегрує комплексний аналіз стану мережі, враховуючи одночасно кілька критичних факторів. Він поєднує переваги стандартизованих механізмів, таких як сканування спектру для виявлення перешкод (як у DFS), з інноваційними методами оптимізації, що дозволяє йому ефективно функціонувати в умовах, де інші алгоритми демонструють нестабільність.

Головна відмінність полягає в здатності ACSA адаптуватися до динамічно змінюються умов. Наприклад, у середовищах з високою щільністю пристроїв, де традиційні методи обирають канали виключно на основі рівня сигналу, ACSA оцінює також завантаження каналу та його фактичну пропускну здатність. Це дозволяє уникати ситуацій, коли канал із сильним сигналом виявляється більш перевантаженим ніж сусідній з нижчим рівнем. Крім того, ACSA здатний прогнозувати короткочасні підвищення рівня трафіку, перенаправляючи частину навантаження на менш зайняті канали, що критично важливо для підтримки стабільного зв'язку для потокової передачі.

Важливим аспектом є орієнтація ACSA на роботу в гетерогенних середовищах, де сумісно працюють пристрої різних поколінь Wi-Fi. На відміну від алгоритмів, які ігнорують застарілі пристрої, ACSA явно враховує їхній вплив на спектр. Він автоматично визначає зони високого навантаження створені старими клієнтами, і динамічно балансує трафік пристроїв Wi-Fi 7 між каналами таким чином, щоб мінімізувати конфлікти за ресурси.

Крім того, ACSA усуває недоліки централізованих систем керування, які вимагають постійного зв'язку з контролером. Натомість алгоритм працює децентралізовано, приймаючи рішення локально на рівні кожної точки доступу, що впливає на відмовостійкість мережі.

Висновки

Таким чином ACSA пропонує не просто вдосконалення, а принципово нову філософію управління радіоресурсами, яка трансформує традиційні підходи до вибору каналів. На відміну від класичних методів, що базуються на обмежених критеріях (наприклад, рівень сигналу, наявність радарів), ACSA інтегрує багатовимірний аналіз стану мережі, де кожен канал оцінюється через призму трьох взаємопов'язаних параметрів: завантаження (U_i), рівня перешкод (I_i) та якості передачі (S_i). Це дозволяє алгоритму уникати вузьконаправлених рішень, які часто покращують один аспект роботи мережі за рахунок погіршення інших.

Головна інновація ACSA полягає в його здатності функціонувати в середовищах зі змішаними поколіннями пристроїв (Wi-Fi 4/5/6/7). Алгоритм автоматично виявляє «вузькі місця», спричинених застарілими клієнтами, і перенаправляє трафік сучасних пристроїв на вільні діапазони, уникаючи простоїв.

Крім того, ACSA усуває ключовий недолік централізованих систем. Працюючи децентралізовано, алгоритм забезпечує миттєву реакцію на локальні зміни, що критично важливо для мереж із високими вимогами до затримок. Ця автономність також робить ACSA стійким до збоїв у мережі, оскільки кожна точка доступу функціонує як незалежний вузол, здатний приймати оптимальні рішення без зовнішніх команд.

У контексті майбутніх мереж, де кількість підключених пристроїв зростає експоненційно, а вимоги до якості обслуговування стають жорсткішими, ACSA виступає стратегічним

рішенням. Він поєднує переваги стандартизованих технологій (наприклад, агрегація каналів Wi-Fi 7) з гнучкістю машинного навчання, але без його обмежень. Це відкриває можливості для створення мереж, які не лише ефективно використовують спектр, але й здатні еволюціонувати разом із технологіями, забезпечуючи стабільність і високу продуктивність навіть у найскладніших умовах.

Список використаної літератури:

1. Cisco Annual Internet Report (2018–2023). *Cisco.com*. 09.03.2020. URL: cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/executive-perspectives/annual-internet-report/white-paper-c11-741490.html.
2. Multiaccess Point Coordination for Next-Gen Wi-Fi Networks Aided by Deep Reinforcement Learning / L. Zhang et al. *IEEE Systems Journal*. 2022. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1109/jsyst.2022.3183199>.
3. Channel Selection for Wi-Fi 7 Multi-Link Operation via Optimistic-Weighted VDN and Parallel Transfer Reinforcement Learning / P. E. Iturria-Rivera et al. 2023 *IEEE 34th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, Toronto, ON, Canada, 5–8 September 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.1109/pimrc56721.2023.10293832>.
4. Deep Reinforcement Learning for Dynamic Multichannel Access in Wireless Networks / S. Wang et al. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*. 2018. Vol. 4, no. 2. P. 257–265. URL: <https://doi.org/10.1109/tccn.2018.2809722>.
5. Daniele Medda, Athanasios Iossifides, Periklis Chatzimisios, Fernando José Velez, Jean-Frédéric Wagen. 2022 IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN). *Investigating Inclusiveness and Backward Compatibility of IEEE 802.11be Multi-link Operation*, Thessaloniki, Greece. IEEE. URL: <https://doi.org/10.1109/CSCN57023.2022.10050957>.
6. Reinforcement Learning for Optimizing Wi-Fi Access Channel Selection / H. Nguyen et al. *Advances in Computational Collective Intelligence*. Cham, 2021. P. 334–347. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-88113-9_27.

Автор статті

Табор Денис – аспірант, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.
ORCID: 0009-0002-6813-2125

Author of the article

Tabor Denys – postgraduate, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.
ORCID: 0009-0002-6813-2125