

УДК 004.896:621.391:621.396.93

DOI: 10.31673/2412-9070.2026.318118

І. Р. ПАРХОМЕЙ¹, д-р техн. наук, професор;

ORCID: 0000-0002-9510-7657

О. Д. ШВИДЧЕНКО¹, аспірант;

ORCID: 0009-0000-5081-4641

О. В. ПОЛОНЕВИЧ², канд. техн. наук, доцент,

ORCID: 0000-0002-4906-2785

¹Київський національний університет імені Тараса Шевченка²Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

TRANSFORMER-МОДЕЛІ ДЛЯ ОЦІНКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ КАНАЛУ В mmWAV/THz-ДІАПАЗОНАХ ПРИ ВИСОКІЙ РУХЛИВОСТІ КОРИСТУВАЧА

У міліметровому (*mmWave*, 30–100 ГГц) та терагерцовому (THz, 100 ГГц - 10 ТГц) діапазонах, які є ключовими для розгортання мобільних мереж поколінь 5G-Advanced і 6G, існує проблема оцінювання та прогнозування стану радіоканалу коли спостерігається висока мобільність абонентів зі швидкостями понад 100 км/год. Основними причинами цього є значне доплерівське розширення, швидке блокування сигналу, ефекти *near-field* у THz, обмежена когерентність каналу (менше 1 мс) та необхідність використання великого обсягу пілотних символів (*pilot overhead* до 30-50 %). Традиційні підходи до оцінювання каналу, зокрема *Least Squares*, *Minimum Mean Square Error* та навіть сучасні нейромережові підходи на базі CNN та LSTM демонструють недостатню ефективність при моделюванні довготривалих часово-частотних залежностей і мають обмежену адаптивність до різних сценаріїв мобільності.

У роботі розроблено гібридну модель CNN-Transformer, призначену для спільного оцінювання та короткострокового прогнозування стану каналу в *mmWave/THz massive MIMO* системах. Модель поєднує CNN-frontend для локального витягування ознак з пілотного ґрїда з багатоголовим механізмом *self-attention Transformer-encoder* у *time-frequency* або *delay-Doppler* домені, доповненим *physics-informed* регуляризацією (*sparsity loss*) для врахування геометричних обмежень каналу.

Експериментальне дослідження проводилося на реалістичних датасетах *DeerMIMO*, *QuaDRiGa* та *RaymobTime* з симуляцією траєкторій транспортних засобів та БПЛА при швидкостях до 500 км/год. Отримані результати демонструють перевагу запропонованого підходу над сучасними аналогами. Зокрема, вдалося покращити показник NMSE на 4-8 дБ, зменшити *pilot overhead* на 30–48 %, підвищити спектральну ефективність до 11,4 біт/с/Гц а також забезпечити стабільне прогнозування параметрів каналу на 5–10 слотів уперед навіть для *near-field* режимів THz-діапазону. Оптимізована архітектура забезпечує практичну можливість розгортання на *edge*-пристроях.

Ключові слова: оцінка каналу, прогнозування каналу, Transformer, mmWave, THz, massive MIMO, 6G, глибоке навчання, self-attention, overhead пілотів.

Вступ

Постановка проблеми. У безпроводових мережах мобільного зв'язку п'ятого (5G) та перспективного шостого (6G) поколінь дедалі більшого поширення набуває використання міліметрового (*mmWave*) та терагерцового (THz) діапазону частот. [15] Використання саме цих діапазонів надає необхідну ширину смуги пропускання, що, в свою чергу, теоретично дозволить досягти терабітної швидкості передачі даних. В сценаріях V2X, високошвидкісних поїздів, БПЛА та промислового IoT, де характерною є висока рухливість користувачів, при швидкості понад 100 км/год, виникає вагомa проблема точної оцінки та прогнозування стану каналу.

Для високочастотних mmWave/THz каналів характерними є значне доплерівське розширення, швидке блокування сигналу та обмежений час когерентності каналу, який у сценаріях високої мобільності може становити менше 1 мс. Крім того, за умови високої мобільності, до 30-50 % ресурсів каналу використовується на передачу пілотних символів. Використання класичних методів оцінки каналу, найчастіше це LS та MMSE, не є ефективним, оскільки вони швидко деградують у динамічних умовах. Така тенденція призводить до того, що спостерігається зниження спектральної ефективності, відбувається некоректне формування променя, зростає затримка та порушуються вимоги URLLC. Особливу увагу цим проблемам приділяють під час впровадження мереж 5G/6G на транспортних та залізничних магістралях, портовій інфраструктурі, на масштабних промислових об'єктах.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На шляху до комерційного розгортання мереж 5G-Advanced та 6G постає ключова проблема точної оцінки та прогнозування стану радіоканалу в діапазонах частот 30-100 ГГц та понад 100 ГГц, особливо за умови високої мобільності користувачів. Аналіз наукових досліджень і публікацій за останні п'ять років показує застосування різних підходів до вирішення цієї задачі, таких як класичні статистичні методи, застосування моделей глибокого навчання та Transformer-архітектур.

Наукові дослідження, в яких для вирішення розглядаємої проблеми запропоновано застосування машинного навчання базувалися на згорткових нейронних мережах (CNN) та рекурентних архітектурах (RNN, LSTM). Такі моделі продемонстрували перевагу над класичними методами завдяки здатності навчатися на реальних даних і захоплювати нелінійні залежності. Але ці підходи мають свої недоліки. CNN обмежені локальними просторовими кореляціями, а LSTM та RNN мають проблеми зникнення градієнта і погано моделюють довготривалі залежності в часово-частотному або затримково - доплерівському домені при екстремальній мобільності користувачів, коли їх швидкість перевищує 300-500 км/год.

Новий етап розвитку цього напрямку розпочався з появою Transformer-архітектур. Завдяки механізму багатоголової уваги (multi-head self-attention) такі моделі здатні краще враховувати взаємозв'язки між часовими слотами та піднесучими. Однією з фундаментальних робіт на цю тему є стаття «Accurate Channel Prediction Based on Transformer: Making Mobility Negligible» авторів Jiang H., Dai L., яка опублікована у 2022 році. В ній запропоновано підхід до паралельного прогнозування каналу, яке практично нівелює ефект «старіння каналу» у mmWave massive MIMO і значно перевершує послідовні LSTM-підходи за рахунок відсутності накопичення помилок. [1]

Подальший розвиток цієї концепції представлений у роботі Ju H. та співавторів «Transformer-based Predictive Channel Estimation for mmWave Massive MIMO Systems», яка опублікована у 2024 році. [2] В статті автори пропонують рішення для зменшення пілотного навантаження за допомогою Transformer-моделі, яка дозволяє безпосередньо виділяти компоненти багатопроменевого поширення сигналу з пілотних даних. Для систем із OTFS-модуляцією, орієнтованих на середовища з високою мобільністю, Sun T. та співавтори в статті 2023 року запропонували Transformer-based метод оцінювання каналу. Надалі, у 2025 році, було представлено гібридну модель Hybrid CNN-Transformer Based Sparse Channel Prediction for High-Mobility OTFS Systems, яка поєднала CNN-блоки локального виділення ознак із глобальним механізмом self-attention Transformer. Використання такого підходу забезпечило зменшення RMSE на 12,2% при швидкостях руху до 500 км/год [10]

У сфері THz-комунікацій вагомими результатами досліджень були опубліковані Alzakari S.A. та співавторами в роботі «TU-AcqNet: A Transformer-U-Net Framework for Robust Channel Acquisition in THz UM-MIMO Systems» в 2025 році. Гібридна Transformer-U-Net архітектура ефективно працює в умовах ближньої зони та ультрамасивного MIMO. [3] Також, варто відзначити Dong et al. (2024) - Mixed Attention Transformer для складних сценаріїв [4], роботи з physics-informed Transformer (2025) та parametric CSI feedback на базі Transformer (2024-2025), які намагаються поєднувати підходи на основі даних з фізичними обмеженнями каналу [6]-[14].

Незважаючи на значні досягнення, описані рішення мають певні недоліки. По-перше, слід відзначити високу обчислювальну складність повноцінних Transformer-моделей, що значно ускладнює роботу в режимі реального часу на edge-пристроях. По-друге, їм притаманна слабка узагальненість на різні швидкості, сценарії блокування та режими ближньої зони THz. По-третє, слід відзначити недостатнє врахування фізичних характеристик каналу та великий обсяг потрібних тренувальних даних. Запропонована в статті гібридна CNN-Transformer модель із застосуванням physics-informed regularization (sparsity loss) спрямована саме на усунення перерахованих вище недоліків. В моделі поєднано локальне та глобальне моделювання. Вона використовує фізично обґрунтовану функцію втрат і забезпечує кращу ефективність при зменшеній обчислювальній складності та кращій узагальненості.

Мета і задачі дослідження. Метою дослідження є розробка гібридної CNN-Transformer моделі для підвищення точності оцінки та прогнозування стану радіоканалу в mmWave/THz massive MIMO системах. Дана модель здатна ефективно працювати в умовах високого рівня мобільності користувачів.

Для досягнення поставленої мети, в роботі проведено аналіз існуючих методів оцінки та прогнозування стану каналу та розроблено гібридну CNN-Transformer модель, з врахуванням фізичних властивостей каналу. Проведено експериментальну перевірку моделі для оцінки її ефективності у порівнянні з існуючими методами.

Результати дослідження

У дослідженні використано широкосмугову геометрично-стохастичну модель каналу для mmWave/THz massive MIMO систем у високодинамічних умовах, яка описується сукупністю багатовимірних компонент (MPC). При цьому було враховано доплерівський зсув, блокування сигналу та ефект ближнього поля, характерні для THz-діапазону. Формула 1 описує математичну модель каналу в момент часу t та частоті f :

$$H(t, f) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(t) a_r(\theta_r, r_l) a_t(\phi_l, r_l)^H e^{-j2\pi f t_l(t)} \quad (1)$$

де $\alpha_l(t)$ — комплексний коефіцієнт l -го шляху, який включає амплітуду, фазу та доплерівський зсув; a_r та a_t — steering vectors приймальної та передаючої антенних решіток (з урахуванням near-field сферичної хвилі для THz); $t_l(t)$ — затримка; L — кількість шляхів.

Для моделювання умов, максимально наближених до реальних, було використано три датасети, а саме DeepMIMO, QuaDRiGa, RaymobTime.

При моделюванні швидкість руху користувачів змінювалася в межах 100–500 км/год, що дало змогу відтворити умови, характерні для V2X-систем, високошвидкісного транспорту та UAV-комунікацій. Пілотні символи передавалися у часово-частотний домен розміром 32×32 (OFDM-слоти \times субнесери).

Запропонована в дослідження гібридна CNN-Transformer модель, дає змогу провести спільну оцінку та короткострокове прогнозування стану каналу і складається з трьох основних модулів.

Перший модуль це CNN-frontend, який включає три згорткові блоки, а саме Conv2D, BatchNorm, ReLU. Його основним призначенням є локальне виділення ознак з отриманої пілотної сітки. Це дозволяє ефективно обробляти просторово-частотні кореляції.

Другий модуль - Transformer encoder містить 4 шари з 8-головими self-attention (multi-head attention) у time-frequency або delay-Doppler домені. Self-attention механізм захоплює глобальні довготривалі залежності між слотами та субнесерами, що критично важливо при високій рухливості. Використовується позиційне кодування на основі синусоїдальних функцій.

Третій модуль у своєму складі має MLPhead+Prediction module - багатошаровий перцептрон для реконструкції повної CSI-матриці та рекурентного прогнозування на 5–10 майбутніх слотів.

Запропонована модель належить до «lightweight» типу і містить близько 1,2 млн параметрів. Зменшення обчислювальної складності досягається за рахунок використання обмеженої кількості шарів та лінійної апроксимації механізму уваги (linear attention approxi-

mation), що дозволяє розгортати модель на edge-пристроях із обмеженими обчислювальними ресурсами.

Навчання моделі проводилося у середовищі PyTorch із використанням оптимізатора AdamW. При цьому, початкове значення learning rate становило 0,001 з cosine annealing scheduler, batch size 64, кількість епох складала 250. Тренувальний набір - 80 % траєкторій, валідаційний - 10 %, тестовий - 10 % (unseen mobility patterns). Симуляції виконувалися на NVIDIA A100 GPU.

Оцінювання ефективності запропонованого підходу здійснювалося шляхом порівняння з базовими методами LS, MMSE, LSTM (baseline), Transformer-моделлю Ju et al. (2024) та гібридними CNN-Transformer.

У таблиці 1 наведено результати симуляції, отримані у вигляді середніх значень за 5000 реалізаціями при SNR у діапазоні від 0 до 30 дБ.

Таблиця 1

Порівняння результатів використання різних методів

Метод	NMSE (дБ) при 300 км/год	Зменшення накладних витрат на передачу пілотних символів (%)	Спектра- льна ефектив- ність (біт/с/Гц)	BER (10^{-3}) при SNR=15 дБ	Горизонт прогнозу- вання (слотів)
LS	-6.8	0	4.3	85	---
MMSE	-10.2	12	6.1	21	---
LSTM baseline	-13.1	28	7.8	4.8	3
Ju et al. (2024) Transformer	-15.4	35	9.2	2.1	5
Запропонована CNN- Transformer	-19.6	49	11.7	0.85	10

Результати порівняльного аналізу показують, що модель демонструє стабільність в умовах значної мобільності користувачів при швидкостях до 500 км/год (деградація NMSE лише на 1.8 дБ) та near-field THz-режимах. Прогноз на 10 слотів вперед зберігає NMSE нижче -15 дБ при SNR = 15 дБ. Фізико-інформована регуляризація дозволила зменшити перенавчання на 22 % порівняно з чисто data-driven Transformer.

Запропонований підхід перевершує SOTA завдяки поєднанню локального (CNN) та глобального (self-attention) моделювання, а також врахуванню фізичних обмежень каналу. Це дозволяє значно знизити overhead пілотів і підвищити надійність формування променя у реальних високодинамічних сценаріях 6G.

Висновки та перспективи подальших досліджень

У статті запропоновано та досліджено ефективну гібридну архітектуру на базі CNN-Transformer для спільного оцінювання та короткострокового прогнозування стану радіоканалу в міліметровому (mmWave) та терагерцевому (THz) діапазоні частот при високій рухливості користувачів. Запропонована модель поєднує локальне витягування ознак за допомогою CNN-frontend з глобальним моделюванням довготривалих часово-частотних залежностей завдяки особливостям багатоголової уваги механізму Transformer-encoder, який доповнено фізично обґрунтованою регуляризацією (втрати на розрідженість).

Експериментальні результати, які було отримано на реалістичних датасетах DeepMIMO, QuaDRiGa та RaymobTime, при швидкостях користувачів 100–500 км/год, підтверджують значну перевагу запропонованого підходу порівняно з класичними LS, MMSE та сучасними DL-методами, такими як LSTM та базовий Transformer. Зокрема, досягнуто покращення NMSE на 4–8 дБ (до -19,6 дБ при 300 км/год). При цьому надлишок пілотних символів вдалося скоротити на 30–49 %. Запропоноване рішення забезпечило підвищення спе-

ктральної ефективності до 11,7 біт/с/Гц та надало змогу стабільного прогнозування каналу на 10 слотів вперед навіть у near-field THz-режимах. При цьому, фізично обґрунтована функція втрат суттєво підвищила узагальненість моделі та зменшила перенавчання.

Зібрані дані та отримані наукові результати дозволяють стверджувати, що механізми самоуваги є перспективним інструментом для подолання фундаментальних фізичних обмежень високочастотного зв'язку в умовах високої мобільності. Запропонована модель забезпечує практичну можливість розгортання в edge-обчисленнях та може бути інтегрована в 6G-системи для забезпечення вимог URLLC та eMBB у сценаріях V2X, високошвидкісного транспорту та промислового IoT.

Майбутні дослідження будуть зосереджені на:

- інтеграції запропонованої моделі в стандарти 3GPP Rel-19/20 та Open RAN;
- розробку real-time версії на FPGA/GPU з використанням linear attention та квантизації;
- застосування федеративного навчання для збереження приватності даних операторів;
- поєднання з RIS та OTFS-модуляцією для ще більшої стійкості до блокування сигналу;
- проведення натурних експериментів на тестових стендах mmWave/THz SDR в умовах реальних українських мереж 5G-Advanced.

Отримані результати відкривають нові можливості застосування Transformer-моделей у телекомунікаціях високих частот та закладають основу для подальших дисертаційних досліджень.

Внесок авторів

Ігор ПАРХОМЕЙ - концептуалізація дослідження, постановка наукової проблеми, розробка гібридної архітектури, участь у формуванні висновків дослідження; Ольга ПОЛОНЕВИЧ - підготовка огляду літератури та теоретичних основ дослідження, участь у формуванні висновків дослідження; Олександр ШВИДЧЕНКО - збір і перевірка вхідних даних, експериментальне дослідження, участь у формуванні висновків дослідження.

Декларація про штучний інтелект

Автори не використовували штучний інтелект при створенні матеріалів статті.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів та підтверджують, що під час підготовки цієї роботи не існувало жодних комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б бути розцінені як такі, що здатні вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Робота виконана відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. Jiang, H., Cui, M., Ng, D.W.K., Dai, L. (2022) *Accurate channel prediction based on Transformer: Making mobility negligible* // *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. Vol. 40, No. 9. — P. 2717–2732. <https://doi.org/10.1109/JSAC.2022.3191350>
2. Ju, H., Jeong, S., Moon, J. (2024) *Transformer-based predictive channel estimation for mmWave massive MIMO systems* // *Proc. IEEE Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*. P. 1–5. <https://doi.org/10.1109/VTCFall.2024.10758002>
3. Alzakari, S.A., Prabha, C., Alhussan, A.A. et al. (2025) *TU-AcqNet: A Transformer-U-Net framework for robust channel acquisition in THz UM-MIMO systems* // *IET Communications*. Vol. 19, No. 1. - P. 1–14. <https://doi.org/10.1049/cmu2.70108>
4. Dong, P., Li, S. (2024) *Mixed attention Transformer enhanced channel estimation for extremely large-scale MIMO systems* // *arXiv preprint arXiv:2410.14439*. -12 p.
5. Kim, S., Lee, A., Ju H. et al. (2023) *Transformer-based channel parameter acquisition for tera-*

hertz ultra-massive MIMO systems // IEEE Transactions on Wireless Communications. - Vol. 22, No. 11. - P. 1–15.

6. Gao, Y. et al. (2025) *Transformer-based channel estimation for 6G terahertz radio-over-fiber wireless communications // Proc. IEEE International Conference on Communications (ICC).* - P. 1–6. doi: 10.1109/ICAIRC68035.2025.11384988

7. Huang, B. et al. (2025) *Transformer-based air-to-ground mmWave channel characteristics prediction for 6G UAV communications//Sensors.* Vol. 25, No. 12. — Article 3731. <https://doi.org/10.3390/s25123731>

8. Dampahalage, D., Shashika, K.B., Rajatheva, N., Latva-Aho, M. (2025) *Transformer-based networks for predicting time-varying cascaded and direct channels in RIS-assisted mmWave systems // TechRxiv preprint.* - 15 p. <https://doi.org/10.36227/techrxiv.176057816.65356051/v>

9. Zhou, B. et al. (2025) *Low-overhead channel estimation via 3D extrapolation for TDD mmWave massive MIMO systems under high-mobility scenarios // IEEE Transactions on Wireless Communications.* - Vol. 24, No. 3. — P. 1–16. <https://doi.org/10.1109/TWC.2024.3524911>

10. Zhaowei Guan, Wenkun Wen, Peiran Wu, Chen Wang, Minghua Xia. (2025) *Hybrid CNN-Transformer based sparse channel prediction for high-mobility OTFS systems //arXiv preprint arXiv:2510.16539.*

11. Wang, Z., Ren, Y. et al. (2020 (updated 2024)) *Channel estimation for mmWave high-mobility systems with mixed-ADC architecture // IEEE Transactions on Communications.* Vol. 68, No. 8. - P. 1–15.

12. Khan, M.Q. et al. (2023) *Machine learning for millimeter wave and terahertz beam management: A survey and open challenges // IEEE Communications Surveys & Tutorials.* - Vol. 25, No. 4. - P. 1–35. doi: 10.1109/ACCESS.2023.3242582

13. Koralege, I. et al. (2025) *Sequence-to-one Transformer architecture for channel prediction in high-mobility scenarios // arXiv preprint arXiv:2502.18280.*

15. Yan, H. et al. (2017 (updated references 2024)). *Wideband channel tracking for mmWave MIMO system with beam squint effect // IEEE Access.* - Vol. 5. - P. 1–12.

16. 3GPP TR 38.901 V17.0.0. (2022) *Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz (Release 17).*

I. Parkhomey, O. Shvydchenko, O. Polonevych

TRANSFORMER MODELS FOR CHANNEL STATE ESTIMATION AND PREDICTION IN mmWave/THz BANDS UNDER HIGH USER MOBILITY

In the millimeter-wave (mmWave, 30-100 GHz) and terahertz (THz, 100 GHz-10 THz) frequency bands, which are considered a promising foundation for 5G-Advanced and 6G networks, the process of channel state information (CSI) estimation and prediction becomes significantly more challenging under high-mobility conditions, particularly for users moving at speeds exceeding 100 km/h. The primary factors contributing to this complexity include severe Doppler spread, rapid signal blockage, near-field effects in THz communications, limited channel coherence time (less than 1 ms), and the requirement for a large number of pilot symbols (pilot overhead reaching 30–50%). Traditional channel estimation approaches, including Least Squares (LS), Minimum Mean Square Error (MMSE), and even modern deep learning methods based on CNN and LSTM architectures, demonstrate insufficient performance in modeling long-term time-frequency dependencies and exhibit limited adaptability to diverse mobility scenarios.

This work proposes a hybrid CNN-Transformer model designed for joint channel estimation and short-term channel prediction in mmWave/THz massive MIMO systems. The proposed architecture combines a CNN-based frontend for local feature extraction from the pilot grid with a multi-head self-attention Transformer encoder operating in the time-frequency or delay-Doppler domain. In addition, the model incorporates physics-informed regularization (sparsity loss) to account for the geometric constraints of the wireless propagation environment.

The experimental evaluation was conducted using realistic DeepMIMO, QuaDRiGa, and RaymobTime datasets, including simulations of vehicular and UAV trajectories at speeds of up to 500 km/h. The obtained results demonstrate the superiority of the proposed approach over existing state-of-the-art methods. In particular, the model achieved an NMSE improvement of 4-8 dB, reduced pilot overhead by 30-48%, increased spectral efficiency to 11.4 bit/s/Hz, and enabled stable channel parameter prediction for 5-10 future slots, even in near-field THz scenarios. Furthermore, the optimized architecture provides practical feasibility for deployment on edge devices.

Keywords: channel estimation, channel prediction, Transformer, mmWave, THz, massive MIMO, 6G, deep learning, self-attention, pilot overhead.

Надійшла до редакції: 20.03.2026

Прийнята до друку: 08.05.2026

Опубліковано: 29.06.2026

© 2026 І. Р. Пархомей, О. Д. Швидченко, О. В. Полоневич.

Цей матеріал ліцензовано за умовами CC BY 4.0. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>