2. Wang D., Zhu D., Zhao M., Jia Z. Quaternion generative adversarial neural networks and applications to color image inpainting. arXiv.org. 2024. URL: https://arxiv.org/abs/2406.11567 (дата звернення: 16.06.2026).

3. Suvorov R., Logacheva E., Mashikhin A. et al. Resolution-robust large mask inpainting with Fourier convolutions. Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa, 2022. P. 2149–2159.

4. Zhu X., Xu Y., Xu H., Chen C. Quaternion convolutional neural networks. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, 2018. P. 631–647.

5. Gaudet C. J., Maida A. S. Deep quaternion networks. 2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Rio de Janeiro, 2018. P. 1–8.

УДК 338.48:004.8

ПСИХОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У СФЕРІ ГОСТИННОСТІ

Дар'я Гречко

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Сучасна індустрія гостинності активно трансформується під впливом цифрових технологій. Готелі, ресторани та інші підприємства сфери гостинності використовують електронні системи бронювання, мобільні сервіси, автоматизовані системи управління, CRM-технології, чат-боти та засоби аналізу даних. Особливого значення набуває штучний інтелект (ШІ), можливості якого дозволяють автоматизувати окремі операції, аналізувати значні масиви інформації та вдосконалювати взаємодію з гостями.

Використання ШІ у сфері гостинності має не лише технологічний та економічний, а й психологічний вимір. Результативність упровадження інтелектуальних технологій значною мірою залежить від того, як їх сприймають гості та працівники. Особливого значення набувають довіра до технології, готовність взаємодіяти з автоматизованими системами, ставлення до заміщення традиційного обслуговування цифровим, а також психологічна адаптація персоналу до технологічних змін.

Одним із ключових психологічних чинників прийняття ШІ споживачами є довіра. Дослідження O. H. Chi, C. G. Chi, D. Gursoy та R. Nunkoo показує, що довіра до взаємодії з роботами на основі ШІ істотно впливає на намір клієнтів користуватися такими технологіями у сфері гостинності [1]. Отже, впровадження ШІ потребує не лише технічної надійності системи, але й формування позитивного користувацького досвіду та зрозумілої взаємодії між клієнтом і технологією. Водночас технологічна зручність не усуває потреби в людському компоненті обслуговування. Для сфери гостинності важливо поєднувати можливості автоматизації з професійною комунікацією персоналу, особливо коли ситуація потребує індивідуального підходу, пояснення або емоційної підтримки гостя. Такий підхід дає змогу використовувати переваги цифрових технологій без повної заміни безпосередньої взаємодії між працівником і клієнтом.

Використання ШІ в закладах індустрії гостинності також пов'язане з автоматизацією бізнес-процесів. Н. А. Антошкова, Л. О. Гризовська та Н. В. Прилепа розглядають ШІ як технологію автоматизації закладів готельно-ресторанного бізнесу та підкреслюють його роль в інтеграції інформаційних систем і технологій підприємств гостинності [2]. Автоматизовані системи доцільно використовувати для стандартизованих і повторюваних операцій, тоді як у нестандартних і конфліктних ситуаціях особливого значення набувають індивідуальний підхід, гнучкість комунікації та людська взаємодія.

Окремим напрямом використання ШІ є персоналізація обслуговування. Ю. О. Шейко визначає штучний інтелект як перспективний інструмент персоналізації послуг індустрії гостинності та розглядає його використання для кращого розуміння і задоволення потреб клієнтів на різних етапах обслуговування [3]. Цифрові системи можуть опрацьовувати інформацію про попередню взаємодію

клієнта з підприємством, його замовлення та вибір послуг, що створює можливості для адаптації пропозицій до потреб конкретного гостя.

Штучний інтелект впливає не лише на клієнтів, але й на працівників індустрії гостинності. Автоматизація змінює зміст окремих професійних функцій і потребує опанування нових цифрових компетентностей. При цьому технологічні зміни можуть викликати психологічну невпевненість щодо майбутнього робочого місця. J. J. Li, M. A. Bonn та B. H. Ye встановили, що сприйнята працівниками готелів невпевненість у зайнятості, пов'язана із ШІ, істотно впливає на залученість у роботу та опосередковано — на намір звільнитися [4]. Отже, цифрова трансформація потребує уваги не лише до технічної підготовки персоналу, але й до психологічного сприйняття організаційних змін.

Психологічна адаптація персоналу до цифрових змін передбачає зрозуміле пояснення ролі нових технологій, навчання працівників і формування впевненості у використанні цифрових інструментів. Це особливо важливо з огляду на результати досліджень, які пов'язують сприйняття ШІ працівниками готелів із невпевненістю у зайнятості, залученістю в роботу та намірами щодо звільнення [4]. Психологічний аспект упровадження штучного інтелекту визначається насамперед характером взаємодії людини з технологією. Для працівників сфери гостинності важливими є адаптація до нових цифрових інструментів, готовність до професійних змін, розвиток цифрової компетентності, критичного мислення та здатності контролювати результати роботи штучного інтелекту. Водночас надмірна технологізація може зменшувати безпосередню міжособистісну взаємодію, що потребує збереження балансу між автоматизованими сервісами та людським спілкуванням.

Таким чином, підготовка майбутніх фахівців готельно-ресторанної справи повинна передбачати розвиток не лише професійних, але й цифрових та комунікативних компетентностей. Підвищення рівня інтелектуальних і емоційних компетентностей має стати пріоритетом у навчальних закладах, оскільки це не лише покращує навчальні результати, але й сприяє формуванню ефективних професійних та соціальних навичок[5]. Працівник має розуміти можливості ШІ, уміти використовувати цифрові інструменти у професійній діяльності та водночас зберігати ті складові обслуговування, у яких особливого значення набуває безпосередня міжособистісна взаємодія.

Отже, застосування штучного інтелекту у сфері гостинності має виражений психологічний аспект. Для клієнтів важливими чинниками є довіра до технології, готовність взаємодіяти з автоматизованими системами та збереження можливості людського контакту. Для персоналу впровадження ШІ пов'язане з необхідністю професійної адаптації, опанування нових компетентностей, а також із такими психологічними чинниками, як невпевненість у зайнятості. Ефективною моделлю цифрової трансформації сфери гостинності є поєднання можливостей ШІ з професійними та комунікативними компетентностями персоналу, що дозволяє використовувати переваги автоматизації, не втрачаючи значення людської взаємодії у формуванні досвіду гостя. Перспективним напрямом подальших досліджень є вивчення психологічної готовності персоналу й споживачів до взаємодії зі ШІ, впливу автоматизації на професійну мотивацію працівників, довіру клієнтів та якість міжособистісної комунікації у сфері гостинності.

Список використаних джерел

1. Chi O. H., Chi C. G., Gursoy D., Nunkoo R. Customers' acceptance of artificially intelligent service robots: The influence of trust and culture. International Journal of Information Management. 2023. Vol. 70. Art. 102623. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2023.102623.

2. Антошкова Н. А., Гризовська Л. О., Прилепа Н. В. Штучний інтелект як технологія автоматизації закладів індустрії гостинності: сучасні тенденції та перспективи. Інновації та технології в сфері послуг і харчування. 2025. № 2 (16). С. 81–86. DOI: 10.32782/2708-4949.2(16).2025.13.

3. Шейко Ю. О. Штучний інтелект як інструмент персоналізації послуг індустрії гостинності. Економіка та суспільство. 2024. № 64. DOI: 10.32782/2524-0072/2024-64-68.

4. Li J. J., Bonn M. A., Ye B. H. Examining the impact of artificial intelligence on hotel employees through job insecurity perspectives. International Journal of Hospitality Management. 2021. Vol. 95. Art. 102763. DOI: 10.1016/j.ijhm.2020.102763.

5. Короленко В. Л., Мардзявко К. О., Гула Л. В., Улітіна К. А. Психологія інтелекту: теорії вимірювання інтелекту та роль у різних сферах життя. Перспективи та інновації науки. 2026. № 4(62). С. 3765-3773. URL:https://doi.org/10.52058/2786-4952-2026-4(62)-3765-3773.

UDC 621.391.8:004.89

APPLICATION OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS FOR AUTOMATIC MODULATION CLASSIFICATION OF RADIO SIGNALS

Daria Mazurenko

Institute of Special Communications and Information Protection,
National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»
Kyiv, Ukraine

Language adviser: Yefimova O. M., PhD in Pedagogy
National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

Introduction and Problem Relevance. The rapid advancement of modern wireless telecommunications, the exponential increase in Internet of Things (IoT) devices, and the intensive utilization of electromagnetic spectrum have led to unprecedented congestion in the radio frequency environment. In contemporary civilian and tactical radio communications, cognitive radio systems, and electronic surveillance, radio environments are characterized by high signal density, non-cooperative transmissions, dynamic frequency sharing, and severe channel distortions. Under these conditions, the receiver often possesses no prior knowledge regarding the parameters of incoming emissions, such as carrier frequency, symbol rate, pulse-shaping filters, or modulation scheme.

Automatic Modulation Classification (AMC) functions as a crucial intermediate processing step situated between signal detection and subsequent demodulation or intelligence analysis. Traditional demodulators require exact knowledge of the modulation type to configure matched filters and recovery loops. AMC algorithms enable non-cooperative receivers, cognitive transceivers, and spectrum monitoring stations to recognize transmitted signal formats autonomously. Achieving real-time, highly accurate modulation identification under hostile propagation conditions-characterized by low Signal-to-Noise Ratio (SNR), fading channels, and active jamming-is a foundational requirement for modern electronic communications and radio intelligence.

Limitations of Conventional Approaches. Historically, AMC algorithms have been categorized into two principal methodologies: Likelihood-Based (LB) decision approaches and Feature-Based (FB) pattern recognition techniques. Likelihood-based methods, including the Average Likelihood Ratio Test (ALRAT), Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT), and Hybrid Likelihood Ratio Test (HLRT), treat modulation classification as a formal composite hypothesis testing problem. While LB techniques are theoretically optimal in the sense of minimizing classification error probability in additive white Gaussian noise (AWGN) channels, they exhibit severe computational complexity. The evaluation of multi-dimensional likelihood functions requires intensive numerical integration over unknown parameters such as phase jitter, timing offsets, and channel gains, rendering real-time execution intractable on embedded receivers. Furthermore, LB algorithms suffer from extreme sensitivity to channel modeling mismatches.

Conversely, feature-based methods extract hand-crafted expert statistical features from intercepted signals and utilize classical decision trees, spectral thresholding, or shallow classifiers (such as support vector machines or k-nearest neighbors). Key extracted descriptors include instantaneous amplitude, instantaneous phase, instantaneous frequency, higher-order statistics (HOS), and cyclic cumulants (such as fourth- and sixth-order cumulants C40, C42, and C63). Although FB algorithms offer significantly reduced computational complexity compared to likelihood formulations, their diagnostic reliability degrades abruptly