

А. С. ПАЛЬОНІЙ

кандидат технічних наук, доцент,
в. о. завідувача кафедри аеронавігації, метеорології
та організації повітряного руху
Українська державна льотна академія
ORCID: 0000-0003-1539-3671

О. С. ТКАЧУК

інструктор диспетчерського тренажера тренажерного центру
Одеський регіональний структурний підрозділ ДП «УкРАерорух»
ORCID: 0009-0003-5500-2222

ГІБРИДНА МОДЕЛЬ ІНТЕГРАЛЬНОЇ ОЦІНКИ УСПІШНОСТІ АВІАДИСПЕТЧЕРІВ НА ТРЕНАЖЕРАХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Дане дослідження спрямоване на розробку гібридної моделі оцінювання успішності авіадиспетчерів під час відпрацювання аварійних сценаріїв, інтегруючи компетентнісний підхід ICAO (CBTA) з технологіями штучного інтелекту (ШІ). Застосовано логіко-алгоритмічну архітектуру для аналізу телеметрії диспетчерського тренажера і технології розпізнавання мови (NLP). Для агрегації об'єктивних машинних даних та суб'єктивних оцінок інструктора використано адаптивну нейро-нечітку систему висновків (ANFIS) типу Сугено. Алгоритми машинного навчання (ML) застосовано для динамічного коригування штрафних індексів визначеної таксономії помилок. Застосування ANFIS дозволило математично нівелювати невизначеність людського фактора при виставленні балів. Впровадження методології пояснюваного ШІ на основі SHAP-аналізу забезпечує повну прозорість визначених автоматичним способом оцінок, формуючи наочні структуровані звіти для післятренажерного аналізу. Запропонована гібридна модель оцінки алгоритмізує спеціалізовану таксономію помилок авіадиспетчера за допомогою динамічного ML-зважування. На відміну від статичних моделей, застосований підхід дозволяє системі оцінювання безперервно адаптуватися до просторово-часової складності самої аварійної ситуації, можливостей устаткування робочого місця авіадиспетчера, діючих заборон і обмежень, умов розвитку загальної повітряної і метеорологічної обстановки в секторі відповідальності авіадиспетчера та суміжних секторах. Запропонована модель інтегральної оцінки успішності авіадиспетчерів на тренажерах мінімізує суб'єктивізм інструкторського контролю рівня професійної підготовки авіадиспетчерів та дозволяє генерувати індивідуалізовані траєкторії навчання для цільового усунення прогалин в навичках авіадиспетчерів. Синергія інструкторської компоненти оцінювання та цифрових даних тренажера через нейро-нечітке моделювання створює надійний механізм, що модернізує процеси тренажерного оцінювання згідно з сучасними стандартами ICAO та EASA для підвищення рівня безпеки польотів.

Ключові слова: управління повітряним рухом, компетентнісний підхід, тренажерна підготовка, нейро-нечіткі моделі, пояснюваний штучний інтелект.

A. S. PALONYI

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Acting Head of the Department of Aeronautics, Meteorology
and Air Traffic Management
Ukrainian State Flight Academy
ORCID: 0000-0003-1539-3671

O. S. TKACHUK

Air Traffic Control Simulator Instructor at the Training Center
UkSATSE's Regional Branch Odesa
ORCID: 0009-0003-5500-2222



HYBRID MODEL FOR INTEGRAL PERFORMANCE ASSESSMENT OF AIR TRAFFIC CONTROLLERS IN SIMULATOR TRAINING USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES

This research is aimed at developing a hybrid performance assessment model for air traffic controllers (ATCs) during the execution of emergency scenarios, integrating the ICAO Competency-Based Training and Assessment (CBTA) framework with Artificial Intelligence (AI) technologies. A logical-algorithmic architecture is employed to analyze ATC simulator telemetry alongside Natural Language Processing (NLP) technologies. To aggregate objective machine-generated data and subjective instructor evaluations, a Sugeno-type Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) is utilized. Machine Learning (ML) algorithms are applied to dynamically adjust the penalty indices within the defined error taxonomy. The application of ANFIS enabled the mathematical mitigation of the human factor's epistemic uncertainty during the scoring process. The implementation of explainable AI methodology based on SHAP analysis ensures absolute transparency of the automatically generated scores, providing visually structured reports for post-simulation debriefings. The proposed hybrid assessment model algorithmizes a specialized ATC error taxonomy through dynamic ML-driven weighting. Unlike static models, the applied approach allows the assessment system to continuously adapt to the spatiotemporal complexity of the emergency situation itself, the capabilities of the controller working position equipment, active airspace restrictions and limitations, and the evolution of general air traffic and meteorological conditions within the ATC's sector of responsibility and adjacent sectors. The proposed integral performance assessment model for ATC simulator training minimizes the subjectivity of instructor oversight regarding the professional proficiency level of ATCs and facilitates the generation of individualized training trajectories for the targeted remediation of skill gaps. The synergy of the instructor's assessment component and the simulator's digital data through neuro-fuzzy modeling establishes a robust mechanism that modernizes simulator evaluation processes in compliance with current ICAO and EASA standards to enhance flight safety.

Key words: air traffic control, competency-based approach, simulator training, neuro-fuzzy models, explainable artificial intelligence.

Постановка проблеми

Сучасна авіаційно-транспортна галузь перебуває на етапі значною трансформації, що супроводжується інтенсивним відновленням та подальшим зростанням обсягів авіаційних перевезень. Згідно даних Євроконтролю, у 2024 році у європейському повітряному просторі було виконано 10,7 мільйона польотів, що на 4,9% перевищує показники попереднього року [1]. Незважаючи на те, що глобальний повітряний рух все ще продовжує стабілізуватися після пандемічного спаду, у багатьох центрах управління повітряним рухом (УПР) навантаження вже суттєво перевищило докризові показники 2019 року. Таке стрімке зростання інтенсивності та щільності потоків повітряного руху неминуче призводить до критичного підвищення навантаження на систему організації повітряного руху загалом та на авіадиспетчерів зокрема. Окрім загального збільшення кількості рейсів, ситуація ускладнюється структурними проблемами пропускної спроможності та браком кваліфікованого диспетчерського персоналу. У 2024 році затримки при виконанні польотів, пов'язані з обмеженнями пропускної спроможності та дефіцитом диспетчерів УПР, досягли найвищого рівня за останні два десятиліття, склавши 29,6 мільйона хв., що еквівалентно економічним втратам для авіакомпаній у розмірі 3,9 млрд. євро [2].

Згідно зі звітом Міжнародної організації цивільної авіації (ICAO) «State of Global Aviation Safety 2025», у 2024 році кількість авіаційних подій під час регулярних комерційних рейсів зросла до 95 випадків порівняно з 66 у 2023 році. При цьому кількість загиблих збільшилася до 296 осіб, а глобальний коефіцієнт аварійності зріс до 2,56 на один мільйон вильотів. За даними Національної ради з безпеки на транспорті США (NTSB), до 80% усіх авіаційних інцидентів та катастроф так чи інакше пов'язані з людським фактором, зокрема з помилками прийняття рішень, втратою ситуаційної обізнаності та неадекватним реагуванням на позаштатні обставини. Європейська агенція з безпеки авіації (EASA) у своєму щорічному огляді «Annual Safety Review 2024» також підкреслює критичну роль людського чинника, зазначаючи, що проблеми з ситуаційною обізнаністю та виконанням технологічних процедур залишаються найпоширенішими причинами інцидентів у сфері аеронавігаційного обслуговування.

Особливу небезпеку становлять аварійні ситуації, пов'язані з пожежею двигуна або допоміжної силової установки (ДСУ) на борту повітряного судна (ПС). Такі події характеризуються екстремальним дефіцитом часу, стрімким погіршенням льотно-технічних характеристик ПС та мультиплікативним ефектом каскадних відмов, що включають задимлення, втрату електроживлення або розгерметизацію. У таких умовах диспетчер управління повітряним рухом зобов'язаний діяти безпомилково, реалізуючи міжнародний принцип ASSIST (англ., Acknowledge, Separate, Silence, Inform, Support, Time), що вимагає миттєвого підтвердження сигналу лиха, надання повітряного простору для маневрування, введення режиму радіомовчання та координації з аварійно-рятувальними службами. Будь-яка затримка або процедурна помилка авіадиспетчера здатна призвести до фатальних наслідків.

Незважаючи на запровадження ICAO компетентнісного підходу до навчання та оцінювання (Competency-Based Training and Assessment, CBTA), регламентованого документом Doc. 10056, існуюча система перевірки успішності авіадиспетчерів на тренажерах містить суттєві методологічні недоліки [3, 4]. Традиційний підхід до

оцінювання спирається переважно на метод аудіо-візуального спостереження з боку диспетчера-інструктора. Цей підхід є глибоко суб'єктивним, оскільки людина-експерт фізично не здатна одночасно й з високою точністю фіксувати незначні затримки реакції, аналізувати складні вектори конфліктів на дисплеї повітряної обстановки та паралельно оцінювати психоемоційний стан авіадиспетчера. Крім того, традиційні методи не дозволяють здійснювати автоматизований хронометраж виконання процедур, що унеможливило точну кількісну диференціацію між «повільним, але безпечним.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Розробка інтелектуальних тренажерних систем, таких як MaxSim від Adacel, демонструє потенціал використання технологій розпізнавання мовлення та ШІ для автоматизації рутинних завдань інструктора. Національний постачальник аеронавігаційних послуг Великої Британії успішно завершив випробування нової системи автоматизації під назвою BLADE, заснованої на "Проекті Bluebird". Використання цифрових двійників повітряного простору для тестування агентів ШІ, що діють як авіадиспетчери, проклало шлях для створення автоматизованих систем оцінювання, здатних порівнювати дії диспетчерів зі згенерованими машиною опорними траєкторіями. Грунтуючись на оцінюванні на основі компетенцій, BLADE узгоджує базові показники ефективності з потенціалом навчання для підтримки розвитку протягом усієї кар'єри. Очікується, що майбутні вдосконалення включатимуть аналітику за допомогою ШІ та прогнозу аналітику, що покращить як точність, так і узгодженість процесів оцінювання авіадиспетчерів [5].

Дослідження Яна Ласковскі та ін. демонструє успішне використання методів з використанням ШІ для оцінювання робочого навантаження авіадиспетчерів, поєднуючи нейромережеве моделювання патернів повітряного руху з вимірюванням психофізіологічних параметрів [6]. В контексті компетентнісного оцінювання увагу привертає робота Yi Hu та ін., у якій для кількісної оцінки базових компетентностей авіадиспетчерів було застосовано метод Weighted TOPSIS. Автори використали метод аналізу ієрархій (АНП) для визначення суб'єктивних ваг та метод ентропійних ваг (EWM) для об'єктивних параметрів, поєднавши їх за допомогою теорії ігор. Однак їх дослідження здебільшого стосувалися штатних умов УПП та не охоплює алгоритмічну специфіку гострих аварійних ситуацій [7]. У наукових дослідженнях спостерігається дефіцит комплексних рішень, які б поєднували строгу таксономію людських помилок із технологіями штучного інтелекту (ШІ) для генерації об'єктивного, багатокритеріального та пояснюваного результату сертифікації авіаційних фахівців. Відтак, створення гібридної моделі інтегральної оцінки, яка б нівелювала суб'єктивізм людського фактора екзаменатора та автоматизувала процес дебрифінгу за допомогою нейро-нечітких систем, є актуальною науково-практичною проблемою.

Формулювання мети дослідження

Метою дослідження є розробка та обґрунтування гібридної моделі комплексної оцінки успішності авіадиспетчерів на диспетчерських тренажерах при відпрацюванні аварійних ситуацій шляхом інтеграції компетентнісного підходу ICAO з технологіями ШІ. Для досягнення цієї мети слід вирішити наступні завдання: 1) формалізувати архітектуру гібридного оцінювання, що об'єднує суб'єктивну експертну компоненту інструктора та об'єктивну систему моніторингу тренажера; 2) розробити адаптивну нейро-нечітку систему висновків (ANFIS) для агрегації балів за різними компетентнісними сферами, що формують рівень професійної готовності авіадиспетчерів до дій у позаштатних та аварійних ситуаціях; 3) впровадити елементи пояснюваного штучного інтелекту для забезпечення прозорості післятренажерного розбору.

Викладення основного матеріалу дослідження

В основу розробленої системи оцінювання покладено концепцію гібридного інформаційного простору оцінювання, у якому кінцевий рейтинг авіадиспетчера формується як зважена суперпозиція інструкторської (експертної) думки та результатів роботи автоматичних засобів оцінки, що побудовані з використанням технологій ШІ. Необхідність такого підходу зумовлена специфікою діяльності диспетчера в умовах аварійної ситуації: технічні параметри (наприклад, точність забезпечення мінімумів ешелонування або час реакції) найточніше фіксуються інструментами автоматизації, тоді як когнітивні та соціальні аспекти (адекватність командної взаємодії, лідерство, стійкість до стресу) потребують глибокого розуміння контексту з боку людини-інструктора.

Відповідно до нормативного документа ICAO Doc 10056, професійна компетентність диспетчера структурується за низкою ключових 10 сфер: ситуаційна обізнаність, управління потоками, ешелонування, комунікація, координація, управління позаштатними ситуаціями, вирішення проблем, самоконтроль, управління навантаженням, командна взаємодія.

Загальний інтегральний рейтинг авіадиспетчера обчислюється за допомогою розширеного матричного рівняння, яке оптимізовано для алгоритмів ШІ:

$$R = K_s \times \left(\sum_{i=1}^n \omega_i \times C_i \right) - P_{err} \quad (1)$$

де R – підсумкова інтегральна оцінка авіадиспетчера (значення в межах шкали від 1.0 до 5.0); K_s – бінарний коефіцієнт безпеки, який виступає в ролі «запобіжника», що набуває значення «1», якщо вправу виконано без

катастрофічних наслідків, та «0», якщо в процесі тренажерного сценарію сталася критична подія (наприклад, небезпечне зближення ПС). Цей параметр також може бути розрахований як предиктивна ймовірність безпечного завершення польоту. Якщо $K_s = 0$, то загальна оцінка анулюється, і тренажерна вправа вважається проваленою; n – загальна кількість оцінюваних компетентнісних вимірів ($n=10$); ω_i – нормований ваговий коефіцієнт i -ї компетентності, який визначає її відносну стратегічну важливість для безпеки польотів ($\sum \omega_i = 1$). Значення ω_i були отримані шляхом експертного опитування висококваліфікованих інструкторів із застосуванням методу попарних порівнянь (наприклад, для NONR вага становить 0,199, а для SEPC – 0,186); C_i – комплексна оцінка за конкретну i -ту компетентність; P_{err} – сумарний динамічний штрафний індекс за допущені помилки під час виконання вправи.

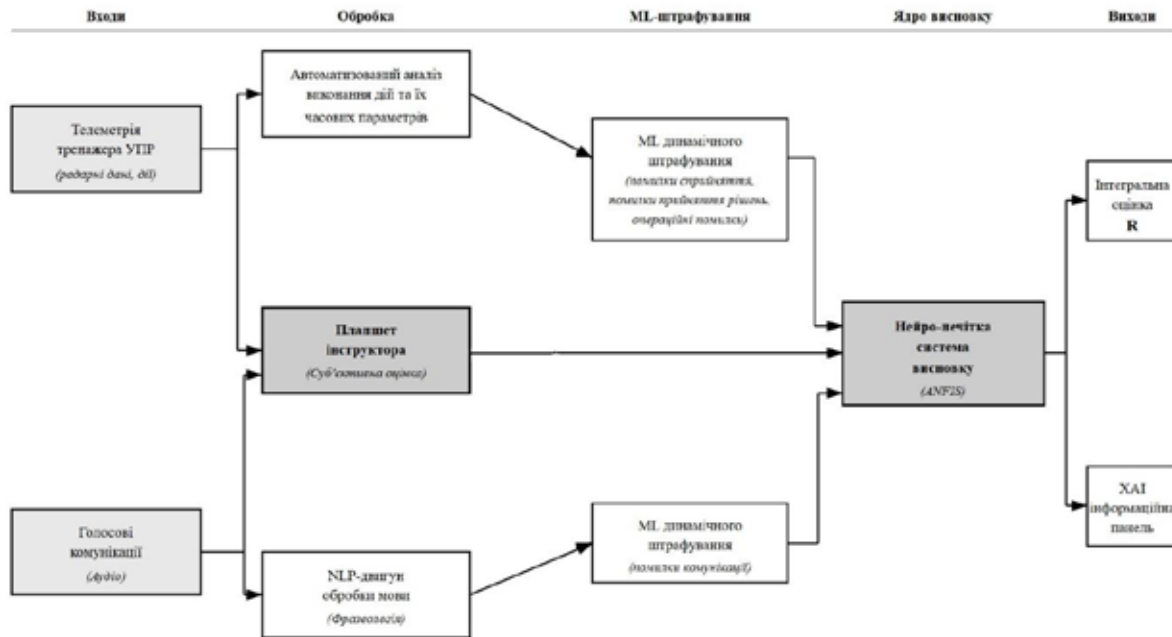


Рис. 1. Узагальнена модель гібридного оцінювання успішності авіадиспетчерів

Оцінка C_i виступає результатом злиття експертної думки інструктора ($S_{subj,i}$) і машинної оцінки ($S_{obj,i}$). Модель використовує коефіцієнти довіри до інформаційного джерела α_i та β_i (інструктор/автоматика) для адаптивного балансування джерел інформації:

$$C_i = \alpha_i S_{subj,i} + \beta_i S_{obj,i} \tag{2}$$

Розподіл ваг залежить від природи самої компетентності. Якщо компетентність має яскраво виражений алгоритмічний або просторово-часовий характер (наприклад, $i = SEPC$ – «Ешелонування»), то система віддає беззаперечний пріоритет телометрії, оскільки автоматичні засоби (зокрема, інтегровані до сучасних автоматизованих систем УПР функції STCA) здатні визначати порушення мінімумів ешелонування ПС з високою точністю. У такому випадку встановлюється $\beta_{SEPC} = 0,8$; $\alpha_{SEPC} = 0,2$. Натомість для компетентностей, що вимагають емоційного інтелекту та виражений поведінковий характер, таких як «Командна взаємодія» (TEAM) або «Самоконтроль» (SELF), комп'ютерні можливості є дуже обмеженими, тому пріоритет зміщується на користь інструктора ($\alpha_{TEAM} = 0,9$; $\beta_{TEAM} = 0,1$).

Ключовими оцінюваними параметрами є час реагування на події, який є критично важливим в умовах аварійної ситуації будь-якого типу. Визначено такі часові метрики: T_{ack} – оперативність підтвердження отримання аварійного повідомлення; T_{prior} – оперативність надання виключного пріоритету аварійному ПС; T_{sep} – оперативність забезпечення ешелонування ПС (час, що минув до початку маневрів ешелонування для очищення повітряного простору навколо аварійного ПС); $T_{silence}$ – час введення процедури радіомовчання, за необхідності; T_{alert} – оперативність повідомлення рятувально-пожежних служб;

T_{info} – своєчасність надання екіпажу критично-важливої інформації (метеорологічні умови, дальність видимості на злітно-посадковій смузі (RVR), стан злітно-посадкової смуги тощо); T_{coord} – оперативність координації, що проводиться з іншими органами ОПР (наприклад, щодо закриття злітно-посадкової смуги, профілю польоту ПС); $T_{info-gath}$ – оперативність диспетчера у зборі важливої інформації щодо аварійної ситуації: характер аварійної ситуації, наміри пілотів, місцезнаходження, висота, залишок палива тощо; T_{supp} – своєчасність підтримки, наданої диспетчером екіпажу щодо напрямку та швидкості вітру, запасного аеродрому, стану та довжини злітно-посадкової смуги, перешкод тощо.

Для конвертації абсолютних значень часу (в секундах) у стандартизовану 5-бальну шкалу ІСАО застосовується кусково-лінійна функція приналежності. Ця математична конструкція відображає концепцію неминучої деградації рівня безпеки польотів із кожною втраченою секундою в умовах аварійної ситуації:

$$S_{obj}(t_{fact}) = \begin{cases} 5, & \text{якщо } t_{fact} \leq t_{opt} \\ 5 - 4 \times \frac{t_{fact} - t_{opt}}{t_{lim} - t_{opt}}, & \text{якщо } t_{opt} < t_{fact} \leq t_{lim} \\ 1, & \text{якщо } t_{fact} > t_{lim} \end{cases} \quad (3)$$

де t_{fact} – фактично зафіксований тренажером час виконання операції; t_{opt} – оптимальний (еталонний) цільовий час (наприклад, виклик служби аварійно-рятувального та протипожежного забезпечення польотів має відбутися протягом 15 сек.); t_{lim} – гранично допустимий час, після якого настає критична точка неповернення, і подальші дії вважаються неприйнятними.

Для реалізації автоматизованої оцінки застосовуються алгоритмічні події моделі (блок-схеми) для опису еталонної поведінки системи на різних фазах польоту: від перерваного зльоту (РТО) до заходу на посадку. Кожен вузол алгоритму служить контрольною точкою, в якій система реєструє виконання або пропуск необхідної технологічної процедури. Основною функцією базового алгоритму є класифікація фаз польоту ПС та спрямування подальшої обробки до відповідного спеціалізованого підалгоритму. Визначення фази виконується на основі даних плану польоту, радіолокаційної інформації та звітів екіпажу. Наприклад, у підсценарії пожежі двигуна або ДСУ під час розгону ПС до досягнення швидкості прийняття рішення (V1) екіпаж зобов'язаний виконати процедуру перерваного зльоту. До критичних аспектів належать: негайне блокування злітно-посадкової смуги для запобігання конфліктам, координація дій з рятувальними та пожежно-рятувальними службами, а також забезпечення безпечної зупинки ПС та евакуації пасажирів, якщо це необхідно. Алгоритм, окрім реєстрації виконання або бездіяльності авіадиспетчером відповідних дій, містить критичні точки для оцінки часових параметрів їхньої діяльності, розглянутих вище.

Використання цих метрик дозволяє автоматизовано аналізувати та кількісно оцінювати динаміку реагування авіадиспетчера на аварійні повідомлення, визначати часовий інтервал до початку ешелонування ПС, оцінювати швидкість розгортання рятувальних та пожежно-рятувальних підрозділів, а також оцінювати своєчасність проведеної координації та інформаційно-консультативної підтримки, що надається екіпажу аварійного ПС. Перевірка змісту звітів охоплює контроль достовірності отриманих даних, безпомилкового використання позивних та точності дозволів та інструкцій диспетчера. Одночасно аналізується, наскільки тісно дії авіадиспетчера співвідносяться з чинними правилами та стандартами радіотелефонного зв'язку. Вимоги щодо комплексності та послідовності операцій передбачають перевірку виконання всіх обов'язкових дій на конкретному етапі польоту. Логіко-алгоритмічна архітектура моделі суворо регулює порядок функціональних сегментів, що дозволяє реєструвати процедури, які диспетчер або проігнорував, або не виконав. Окрім часових метрик, об'єктивне оцінювання передбачає використання технологій обробки природної мови. ШІ-модуль транскрибуватиме мову авіадиспетчера та зіставлятиме її із еталонною фразеологією ІСАО, аналізуючи радіообмін у реальному часі. Це забезпечить автоматичну фіксацію таких помилок, як відсутність обов'язкового підтвердження «Roger MAYDAY» або надмірне перевантаження екіпажу довгими вказівками (порушення «принципу стислості»). Інтелектуальний аналіз мови також є критичним для оцінки контролю когнітивного навантаження: система має перевіряти відсутність «інформаційної надмірності» та зайвого когнітивного навантаження на пілотів другорядними або частими запитамми, запобігаючи ситуаціям, коли авіадиспетчер відволікає екіпаж другорядними запитамми під час критичних фаз польоту в стресових умовах.

Враховуючи те, що оцінювання дій авіадиспетчерів завжди пов'язане з високим ступенем невизначеності та нелінійності, для безпосереднього злиття параметрів S_{subj} та S_{obj} використовується апарат адаптивних нейронечітких мереж (ANFIS). Дослідження підтверджують, що архітектура ANFIS здатна ефективно перетворювати експертний лінгвістичний досвід у точний числовий формат [8, 9].

Математичний апарат нашої ANFIS-моделі структурований у вигляді п'ятишарової нейронної мережі:

Шар 1 («фазифікація»), у якому кожен вхідний параметр перетворюється на ступінь приналежності до лінгвістичних термів («неприйнятно», «слабо», «достатньо», «добре», «зразково») з використанням функції Гауса:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) = \exp\left(-\frac{(x - c_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (4)$$

де $O_{1,i}$ – вихідний сигнал i -го вузла першого шару нейромережі; μ_{A_i} – функція приналежності до лінгвістичної змінної A_i ; x – вхідне значення (суб'єктивний або об'єктивний бал); c_i та σ_i^2 – координата центру та розмах функції Гауса, що є параметрами навчання нейромережі та підлягають оптимізації під час тренування алгоритму на історичних даних успішності авіадиспетчерів.

Шар 2 («база правил»), що виконує логічне множення (Т-норму) для визначення ваги виконання кожного продукційного правила («IF-THEN»). Наприклад: «ЯКЩО ситуаційна обізнаність за оцінкою інструктора S_{subj} є високою, АЛЕ час надання пріоритету аварійному ПС $T_{prior}(S_{obj,i})$ є критично запізнитим, ТО загальна оцінка компетентності SA є низькою». Обчислення ваги правила w_i здійснюється наступним чином:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(S_{subj}) \times \mu_{B_i}(S_{obj,i}) \tag{5}$$

де $O_{2,i}$ – вихід і-го вузла другого шару; w_i – сила спрацьовування і-го правила; $\mu_{A_i}(S_{subj})$ – обчислений у першому шарі ступінь приналежності оцінки інструктора до першої частини умови; $\mu_{B_i}(S_{obj,i})$ – розрахований ступінь приналежності машинної оцінки до другої частини умови.

Шари 3-5 («нормалізація та дефазифікація») забезпечують нормалізацію ваг та зворотне перетворення лінгвістичного результату у фінальне дискретне значення C_i (від 1 до 5). Для оптимізації синаптичних ваг нейронмережі використовується гібридний алгоритм навчання, що поєднує метод найменших квадратів (МНК) та градієнтний спуск (зворотне поширення помилки), що дозволяє системі постійно вдосконалюватися з кожною новою проведеною тренажерною сесією (рис. 2).

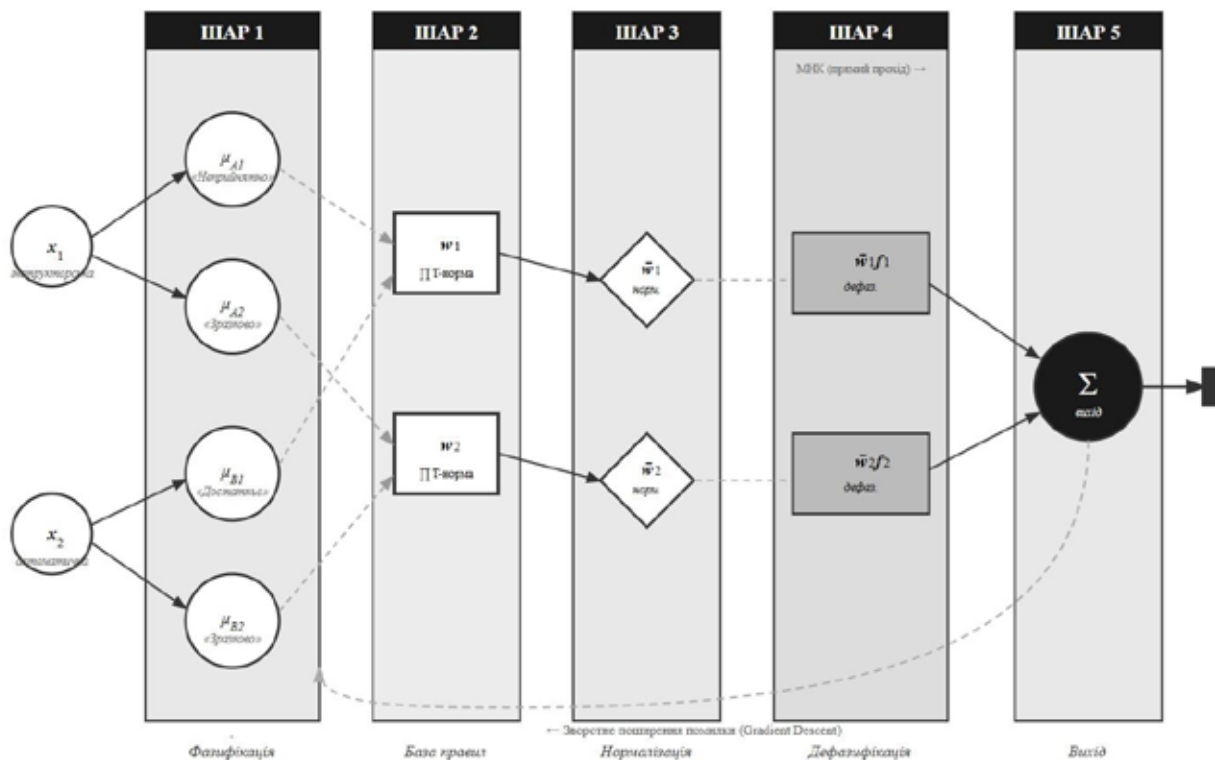


Рис. 2. Структурна схема нейро-нечіткої моделі для агрегації суб'єктивних та об'єктивних показників успішності авіадиспетчера

У рамках наших досліджень сформовано детальну таксономічну модель, що включає специфічні помилки авіадиспетчера при виникненні аварійної ситуації – пожежі двигуна або ДСУ на ПС, що згруповані за компетентностями згідно рамкового підходу ICAO CBTA. Експериментально було встановлено, що компетенція «Управління нестандартними ситуаціями», «Ешелонування» та «Ситуаційна обізнаність» є найважливішими сферами компетенцій авіадиспетчера в аварійних ситуаціях. Крім того, було ранжовано конкретні типові помилки з високим рівнем критичності та визначено їх вагові коефіцієнти. Зокрема, ідентифіковано найбільш важливі помилки в межах відповідних категорій: ситуаційної обізнаності (SEPC-08: «Запізніла реакція на спрацювання короткострокового попередження конфлікту (STCA); SITU-09: «Ігнорування статусу (зайнятості) злітно-посадкової смуги); NONR-04: «Відсутність проведення аварійного оповіщення») та інших, таких як «Управління потоками та пропускнуною спроможністю (TRAF), «Комунікація» (COMM), «Координація» (CORD), «Вирішення проблем та прийняття рішень» (PROB), «Управління навантаженням» (WORK), «Самоконтроль та управління помилками» (SELF), «Командна взаємодія» (TEAM). Кожній категорії помилок та конкретній помилці в її межах було присвоєно статичну локальну вагу $v_{loc,k}$ та вагу категорії W_{cat} з використанням методу попарних порівнянь Сааті.

Однак в реальній професійній діяльності, як підкреслюють сучасні дослідження з предиктивної аналітики авіаційних ризиків, тяжкість помилки не є константою – вона динамічно змінюється залежно від контексту [10].

Відповідно, у розробленій моделі застосовуються алгоритми машинного навчання, зокрема ансамблеві методи, для генерації динамічного мультиплікатора контекстуальної складності $\gamma_{complex}(t)$.

Згідно цього підходу, розрахунок сумарного штрафу здійснюється за формулою:

$$P_{err} = M \times \sum_{k=1}^m (n_k \times W_{cat} \times v_{loc_k} \times \gamma_{complex}(t)) \tag{6}$$

де M – коефіцієнт масштабування для узгодження з 5-бальною шкалою ICAO ($M=5$); n_k – частота допущеної помилки k -го типу під час тренувальної сесії; W_{cat} і v_{loc_k} – статичні експертні ваги категорії та самої помилки відповідно; $\gamma_{complex}(t)$ – коефіцієнт небезпеки ситуації в момент часу t , згенерований ML-алгоритмом.

Так, ШІ аналізує просторово-часові вектори ПС навколо аварійного борту, спрацювання функції STCA, поточні метеоумови та рівень навантаження на радіоэфір. Якщо авіадиспетчер допускає помилку SEPC-03 (видача курсів на зближення) у порожньому секторі вночі, штраф буде базовим ($\gamma \approx 1$). Якщо ж ця помилка генерується алгоритмом у секторі з піковою щільністю повітряного руху, ML-модель експоненційно збільшує $\gamma_{complex}$, сигналізуючи про критичний вплив на безпеку польотів та суттєво знижуючи загальну оцінку авіадиспетчера – R . Такий механізм забезпечує високу чутливість оцінювання до стану професійного середовища авіадиспетчера.

Згідно з рекомендаціями EASA щодо розробки довіреного ШІ, автоматизовані системи в цивільній авіації мають забезпечувати високий рівень інтерпретованості [11]. Для розв'язання цієї проблеми в архітектуру системи впроваджено концепцію пояснюваного ШІ, а саме метод SHAP (SHapley Additive exPlanations). SHAP-аналіз дозволить деконструювати алгоритмічний процес та кількісно обчислювати граничний внесок кожного оцінюваного параметру та кожної помилки у підсумковий бал успішності авіадиспетчера. Завдяки цьому система генеруватиме не просто «суху» цифру, а структурований, зрозумілий для екзаменатора звіт для проведення післятренажерного розбору (рис. 3).

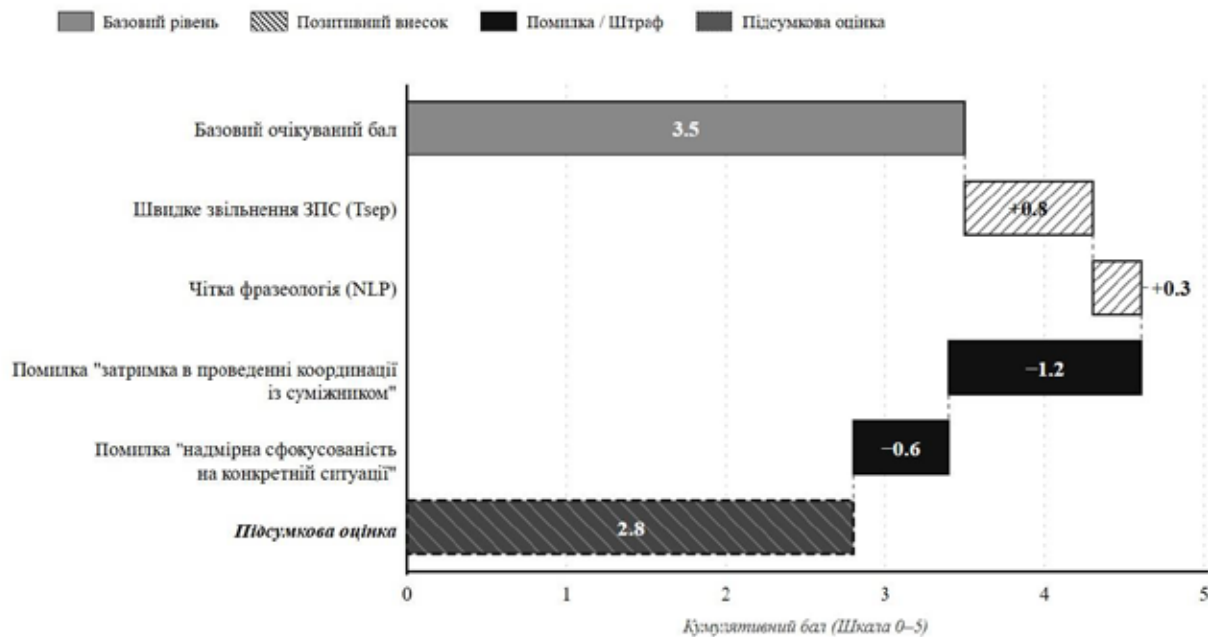


Рис. 3. Візуалізація SHAP-значень: декомпозиція підсумкового балу авіадиспетчера

У процесі дебрифінгу інструктор та авіадиспетчер отримуватимуть наочну інформацію про те, що, наприклад, базовий рівень компетентності був високим (4,0), а чітка фразеологія та своєчасний початок забезпечення ешелонування (T_{sep}) поліпшили результат. Однак, допущена помилка когнітивного «тунелювання» уваги, коли авіадиспетчер зосередився на аварійному борту і пропустив конфлікт у секторі, призвела до спрацювання STCA, що супроводжувалося значущим негативним SHAP-значенням (-1,2 бали). Застосування такого підходу дозволить системі автоматично рекомендувати персоналізовані тренувальні мікросценарії для усунення виявлених проблем у когнітивних сферах авіадиспетчера.

Висновки

Таким чином, впровадження адаптивної нейро-нечіткої системи висновків здатне вирішити проблему невідзначеності при об'єднанні гетерогенних даних – кількісних параметрів, що містяться в логах тренажера, та лінгвістичних оцінок інструкторів. Це забезпечує основу для отримання більш об'єктивних підсумкових оцінок

авіадиспетчерів відповідно до компетентнісно-орієнтованого підходу до професійної підготовки та оцінювання ІКАО. Використання динамічних штрафних індексів підвищує контексту точність оцінювання, а впровадження інструментів пояснюваного ШІ на основі SHAP-аналізу здатне подолати бар'єр недовіри до автоматизованого оцінювання, забезпечуючи максимальну прозорість післятренажерного аналізу. Розгортання NLP-алгоритмів для транскрипції радіообміну в реальному часі та навчання ANFIS-моделі потребуватиме потужної хмарної або локальної обчислювальної інфраструктури. Крім того, точність ML-моделі (обчислення $\gamma_{\text{complex}}(t)$) прямо пропорційна якості та обсягу історичних наборів даних, що використовуються для її тренування.

Список використаної літератури

1. Network operations report 2024 (Final report). V.1.0. EUROCONTROL – May 2025. 66 p.
2. High-level Summary Report on Preliminary ACE 2024 Data. EUROCONTROL – December 2025. 19 p.
3. Doc 10056. Manual on Air Traffic Controller Competency-based Training and Assessment. Vol. I : Air Traffic Control (ATC). 2nd ed. Montreal: ICAO, 2022. 326 p.
4. Easy Access Rules for Air Traffic Controllers' Licensing and Certification (Regulation (EU) 2015/340) Revision from March. EASA. 2024. 702 p.
5. NATS: NATS unveils digital-twin platform for air traffic controller recruitment : website. URL: <https://www.nats.aero/news/nats-unveils-digital-twin-platform-for-air-traffic-controller-recruitment> (accessed: 15.02.2026).
6. Laskowski Jan, Pytka J., Laskowska A., Tomiło P., Skowron L., Kozłowski E., Piątek R., Mamcarz P. AI-Based Method of Air Traffic Controller Workload Assessment. *11th International Workshop on Metrology for AeroSpace*, 2024. P. 46-51. DOI: <https://doi.org/10.1109/MetroAeroSpace61015.2024.10591524>.
7. Hu Y., Shen H., Wang B. Core Competency Assessment Model for Entry-Level Air Traffic Controllers Based on International Civil Aviation Organization Document 10056. *Aerospace*. 2025. Vol. 12, Iss. 6. DOI: <https://doi.org/10.3390/aerospace12060486> (accessed: 15.02.2026).
8. Carvell B., Thomas M., Pace A., Dorney C., De Ath G., Everson R., Pepper N., Keane A., Tomlinson S., Cannon R. Human-in-the-Loop Testing of AI Agents for Air Traffic Control with a Regulated Assessment Framework. 2026. 18 p. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2601.04288>.
9. Antoško M., Polishchuk V., Kelemen M. Jr., Korniienko A., Kelemen M. Artificial Intelligence Technology for Assessing the Practical Knowledge of Air Traffic Controller Students Based on Their Responses in Multitasking Situations. *Applied Sciences*. 2025. 15(1):308. [10.3390/app15010308](https://doi.org/10.3390/app15010308).
10. Lakshmi V. A., Addanki J., Akshaya B., Amrutha V. R. S., Towsiq S. and Sai V. H. Predictive Framework for Aviation Accident Risk Assessment using Hybrid Machine Learning Models. *6th International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*. Coimbatore, India, 2025. P. 2040-2048. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICESC65114.2025.11212488>.
11. EASA Artificial Intelligence Roadmap 2.0: Human-centric approach to AI in aviation. Ver. 2.0. Cologne, Germany, 2023. 36 p.

References

1. EUROCONTROL (2025) Network operations report 2024 (Final report). V.1.0. Brussels: EUROCONTROL.
2. EUROCONTROL (2025) High-level Summary Report on Preliminary ACE 2024 Data. Brussels: EUROCONTROL.
3. ICAO (2022) Doc 10056. Manual on Air Traffic Controller Competency-based Training and Assessment. Vol. I: Air Traffic Control (ATC). 2nd ed. Montreal: ICAO.
4. EASA (2024) Easy Access Rules for Air Traffic Controllers' Licensing and Certification (Regulation (EU) 2015/340). Cologne: EASA.
5. NATS (2024) NATS unveils digital-twin platform for air traffic controller recruitment. URL: <https://www.nats.aero/news/nats-unveils-digital-twin-platform-for-air-traffic-controller-recruitment> (Accessed: February 15, 2026).
6. Laskowski J., Pytka J., Laskowska A., Tomiło P., Skowron L., Kozłowski E., Piątek R., Mamcarz P. (2024) AI-Based Method of Air Traffic Controller Workload Assessment. *11th International Workshop on Metrology for AeroSpace*, pp. 46-51. <https://doi.org/10.1109/MetroAeroSpace61015.2024.10591524>.
7. Hu Y., Shen H., Wang B. (2025) Core Competency Assessment Model for Entry-Level Air Traffic Controllers Based on International Civil Aviation Organization Document 10056. *Aerospace*, vol. 12, iss. 6. <https://doi.org/10.3390/aerospace12060486>.
8. Carvell B., Thomas M., Pace A., Dorney C., De Ath G., Everson R., Pepper N., Keane A., Tomlinson S., Cannon R. (2026) Human-in-the-Loop Testing of AI Agents for Air Traffic Control with a Regulated Assessment Framework. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2601.04288>.
9. Antoško M., Polishchuk V., Kelemen M. Jr., Korniienko A., Kelemen M. (2025) Artificial Intelligence Technology for Assessing the Practical Knowledge of Air Traffic Controller Students Based on Their Responses in Multitasking Situations. *Applied Sciences*, vol. 15, iss. 1. <https://doi.org/10.3390/app15010308>.

10. Lakshmi V. A., Addanki J., Akshaya B., Amrutha V. R. S., Towsiq S., Sai V. H. (2025) Predictive Framework for Aviation Accident Risk Assessment using Hybrid Machine Learning Models. *6th International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, pp. 2040-2048. <https://doi.org/10.1109/ICESC65114.2025.11212488>.

11. EASA (2023) Artificial Intelligence Roadmap 2.0: Human-centric approach to AI in aviation. Ver. 2.0. Cologne: EASA.

Дата першого надходження статті до видання: 13.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 20.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 07.05.2026