

О. Б. Аніпко<sup>1</sup>  
В. Ю. Тюріна<sup>1</sup>  
О. М. Панкул<sup>1</sup>

## ЩОДО ОДНОГО ПІДХОДУ ДО ІНТЕГРАЦІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В МЕТОДОЛОГІЮ АНАЛІЗУ ДЕРЕВА ВІДМОВ

<sup>1</sup>Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, м. Харків.

У сучасних умовах інтенсивної експлуатації авіаційного транспорту забезпечення надійності та безвідмовності технічних систем є пріоритетним завданням, безпосередньо пов'язаним із безпекою польотів та економічною ефективністю [1]. Аналіз статистичних даних свідчить, що технічні несправності, посідаючи друге місце серед причин скасування авіарейсів, створюють значні операційні та фінансові ризики. Особливої гостроти проблема набуває в контексті авіаційних двигунів, які є критично важливими компонентами, чії відмови можуть мати катастрофічні наслідки [1]. Вирішальним фактором також є дефіцит часу між польотами, необхідного для здійснення регламентного технічного обслуговування, що вимагає впровадження достовірних діагностичних методів прогнозування.

Традиційні підходи до оцінки надійності, що базуються на класичних аналітичних моделях (наприклад, експоненціальний закон розподілу), хоча й є фундаментальними, часто виявляються недостатньо чутливими для відображення багатофакторного та нелінійного характеру процесів зносу та відмов у складних сучасних системах [2]. У зв'язку з цим виникла нагальна потреба у розробці інтеграційних методологій, здатних поєднати структурну логіку інженерного аналізу з прогнозованою потужністю штучного інтелекту.

У статті запропоновано інтеграцію різних підходів, що інтегрує класичну методологію аналізу дерева відмов Fault Tree Analysis (FTA) з алгоритмами машинного навчання, а саме рекурентними нейронними мережами типу Long Short-Term Memory (LSTM) [3]. Методологія FTA забезпечує необхідний структурний каркас, встановлюючи причинно-наслідкові зв'язки між базовими подіями (відмовами елементів) та головною подією (відмовою двигуна) через логічні оператори.

Ключова ідея полягає у використанні LSTM-мереж для динамічного прогнозування ймовірності відмови  $P_i(t+\Delta t)$  кожного окремого критичного вузла системи. LSTM-мережі, відомі своєю здатністю ефективно обробляти великі обсяги послідовних даних (часові ряди), навчаються на історичних даних експлуатаційних параметрів двигуна, які включають температуру, тиск, вібрацію та інші критичні показники  $X_i(t)$  [4]. Це дозволяє моделі фіксувати складні, довготривалі залежності, що передують фактичній відмові.

Прогнозовані значення ймовірностей відмов  $P_i(t+\Delta t)$  окремих компонентів динамічно підставляються в логічну модель FTA (рівняння  $P = f(P_1, P_2, \dots, P_n)$ ), що дає змогу в режимі реального часу оновлювати інтегральну оцінку надійності всієї системи  $P_{sys}(t)$ . Цей механізм не лише підвищує точність загального прогнозу, але й дозволяє оперативно здійснювати редукацію FTA, зужуючи коло пошуку найбільш ймовірних сценаріїв. Завдяки цьому, інженерно-технічний персонал може швидко ідентифікувати джерело потенційної несправності, що є критично важливим для переходу до технічного обслуговування за фактичним станом та мінімізації ризиків несподіваних відмов.

**Ключові слова:** Авіаційний транспорт, прогнозування відмов, безпека польотів, технічна система, надійність, аналіз дерева відмов (FTA), штучний інтелект (ШІ), рекурентні нейронні мережі (LSTM), технічна діагностика, прогнозоване обслуговування, обслуговування за станом.

### Вступ

Аналіз доступних літературних джерел [5], [6], [7] свідчить, що попри вдосконалення стратегій експлуатації авіаційного транспорту, скасування пасажирських і вантажних рейсів залишається актуальною проблемою. Зокрема, у 2024 році лише у США частка скасованих рейсів склала 2,76 %, що в абсолютних величинах відповідає 140 тис. скасувань на 5 млн виконаних польотів. При цьому технічні несправності посідають друге місце серед причин скасування рейсів, поступаючись лише метеорологічним умовам. Розподіл технічних причин у порядку зменшення їхньої частки виглядає так: відмова навігаційного обладнання, гідросистеми та двигунів. Додатковим критичним фактором є дефіцит часу між польотами, необхідного для виконання регламентних робіт або ремонту.

Метою роботи є розроблення та обґрунтування одного підходу до інтеграції штучного інтелекту в методологію аналізу дерева відмов (FTA) для прогнозування технічного стану авіаційних двигунів.

### Аналіз класичних підходів та обґрунтування інтеграції

Загальновідомо, що забезпечення надійності та безвідмовності авіаційної техніки є одним із ключових чинників підвищення ефективності авіаційного комплексу. Вирішальну роль у цьому процесі відіграють авіаційні двигуни, від технічного стану яких залежить працездатність літака та безпека польотів. Своєчасне виявлення і прогнозування можливих відмов двигунів дає змогу мінімізувати ризики виникнення аварійних ситуацій і підвищити загальний рівень безпеки авіації.

Умови сьогодення висувають підвищені вимоги до авіаційної техніки, яка повинна стабільно функціонувати за умов інтенсивних навантажень, різких температурних та вібраційних коливань. Такі фактори значно збільшують імовірність відмов і прискорюють погіршення стану елементів двигуна. Відмова силової установки у польоті може спричинити не лише втрату матеріальних ресурсів, але й становити безпосередню загрозу життю.

Прогнозування технічного стану авіаційних двигунів і своєчасне виявлення потенційних відмов набуває пріоритетного значення. У зв'язку з цим виникла потреба у наявності чітких критеріїв, які дозволяють визначити фактичний технічний стан об'єкта та приймати обґрунтовані рішення щодо його подальшої експлуатації, відновлення, ремонту або заміни. Ця проблема набула особливої актуальності в умовах загальної тенденції до скорочення експлуатаційних витрат на «елемент» [8], [9], [10]. Слід окремо підкреслити, що під терміном «елемент» у цьому контексті може розумітися як окрема деталь, так і вузол, система або функціональний модуль технічного засобу [11], [12].

Дослідження у цьому напрямі проводились і продовжують проводитися для більшості видів транспортних засобів, зокрема автомобільного, залізничного, водного та повітряного транспорту.

Аналіз методів діагностики та прогнозування відмов авіаційних двигунів показав, що сучасна авіаційна техніка характеризується високим рівнем складності елементів системи, тому процеси виникнення відмов мають багатофакторний характер.

Класичні підходи до оцінювання надійності технічних систем, сформульовані у працях Чарльза Ібелінга, Володимира Труханова які включають функцію розподілу часу до відмови (ймовірності відмови)  $F(t)$  або  $Q(t)$  [13], [14]. Ці аналітичні моделі стали основою для побудови математичних залежностей між експлуатаційними параметрами двигуна і його ресурсом.

Надійність визначається як властивість об'єкта зберігати у часі задані параметри функціонування за певних умов використання за призначенням, технічного обслуговування та ремонтів [14].

Для більшості механічних систем і елементної бази РЕА, процес відмов можна описати експоненціальним (показовим) законом розподілу часу безвідмовної роботи:

Таким чином, використовуючи різні моделі структурної побудови системи, можна оцінити її загальну надійність і визначити критичні елементи, які найбільше впливають на безвідмовність. Інтегральна оцінка надійності авіаційного об'єкта може бути представлена у вигляді зваженої функції окремих показників, такий підхід забезпечує комплексне врахування взаємозв'язків між підсистемами літака: двигуном, планером, авіонікою, системами управління тощо.

При аналізі відмов складних технічних систем (СТС) вдаються до їх формалізації шляхом виділення елементів та визначення взаємозв'язку між ними. Таку формалізацію надійності представляють у вигляді структурної схеми надійності (ССН) або структурно-функціональної схеми надійності (СФСН). Після чого виділяють ділянки з паралельно та послідовно з'єднаними елементами і перетворюють вихідну схему до одного з елементарних з'єднань (послідовне або паралельне). Це дозволяє отримати співвідношення ймовірності безвідмовної роботи для всієї розглянутої системи у вигляді:

$$P(t) = 1 - \prod_{n=1}^k Q_n(t), \quad (1)$$

де  $n$  та  $k$  – кількість паралельно або послідовно з'єднаних елементів в останньому перетворенні.

Для забезпечення безпеки польотів і зменшення витрат на обслуговування активно впроваджуються методи діагностики, прогнозування та аналітики технічного стану. Вони базуються на поєднанні класичних інженерних підходів і сучасних технологій штучного інтелекту, що дозволяють формувати моделі на основі великих обсягів експлуатаційних даних (*Big Data*).

Доцільним напрямом розвитку є створення інтеграційних систем, що забезпечують синергетичний ефект від поєднання математичних моделей надійності з нейронними мережами. [14], [15]. Це дозволяє значно підвищити точність прогнозування технічного стану авіаційних двигунів.

Використання штучного інтелекту ШІ у поєднанні з методологією FTA є доцільним за умови виникнення ефекту синергії, коли інтегрована система набуває нових властивостей [16]. У цьому контексті важливо розглянути два граничні випадки її функціонування:

- ШІ генерує надмірно велику кількість варіантів, унаслідок чого час, необхідний для їх опрацювання та аналізу, перевищує допустимий.

- ШІ формує прийнятну кількість варіантів, однак жоден із них не відповідає реальному стану аналізованої технічної системи.

В обох випадках синергія не спостерігається, а застосування ШІ не забезпечує очікуваного результату. Ефективним способом усунення як першого, так і другого граничного випадку є використання фільтрів під час перебору варіантів, згенерованих ШІ.

Слід підкреслити, що ключовою умовою ефективності фільтрації є чітке формулювання завдання, зокрема детальний опис специфічних проявів стану системи [17]. Саме ці параметри дозволяють істотно звужити пошуковий простір та раціонально спрямувати пошук ШІ вже на початковому етапі.

Фільтри в пошукових та аналітичних системах використовуються для обмеження множини можливих рішень та оптимізації результатів пошуку.

Основні їх різновиди включають:

- фільтри за значенням поля, що забезпечують відбір елементів за конкретними атрибутами (категорія, тип вузла, рівень критичності);

- діапазонні фільтри, які застосовуються до числових та часових параметрів (температура, тиск, час напрацювання);

- булеві фільтри, що ґрунтуються на логічних операторах (істина/хибність, наявність/відсутність певного стану);

- фільтри за ключовими словами або фразами, що визначають наявність термінів у текстових документах;

- фільтри для векторного пошуку, що інтегрують векторні моделі з метаданими для підвищення точності результатів [18].

Процес фільтрації включає наступні етапи:

- формування критеріїв на основі специфічних проявів відмови;

- автоматизоване застосування фільтрів до набору даних. Це життєво важливо для ефективності, швидкості обробки великих наборів даних (*Big Data*) та динамічного формування результатів;

- передача відфільтрованої множини результатів для подальшого аналізу.

Фільтрація може бути інтегрована на різних рівнях аналізу [19]:

- на етапі постановки завдання для ШІ – для попереднього звуження контексту;

- під час аналізу згенерованих гілок FTA – для відсікання нерелевантних сценаріїв;

- на стадії верифікації результатів – для підвищення достовірності та ймовірності передбачень.

Таким чином, використання фільтрів дозволяє значно зменшити обсяг даних, що підлягають обробці, та підвищити точність ідентифікації причинно-наслідкових зв'язків у СТС.

### **Інтеграційна методологія FTA-LSTM для прогнозованого обслуговування**

Метод аналізу дерева відмов FTA залишається ефективним інструментом аналізу причинно-наслідкових зв'язків. Хоча у класичному вигляді він не враховує випадкову природу процесів зношення та змінність експлуатаційних умов, FTA дозволяє ідентифікувати критичні компоненти двигуна, визначити їхній внесок у загальну відмову та побудувати ієрархію причин.

FTA є графічною моделлю, що відображає логічні зв'язки між базовими подіями (відмова елементів) та головною подією (відмова двигуна). Його можна представити у вигляді функції логічних операторів.

Редукція FTA передбачає багатоваріантне опрацювання сценаріїв. В умовах дефіциту часового ресурсу при експлуатації повітряного судна тривалість аналізу є критичною, тому задача редукції пошуку найбільш імовірного сценарію набуває важливого значення.

Суттєво редукувати пошук можуть об'єктивні дані про двигун:

- рік виготовлення та партія;
- загальне напрацювання та фактичний термін служби;
- історія замін агрегатів та ремонтів.

Ці дані можуть бути отримані з інформаційних систем підтримки експлуатації. Наприклад, компанія AWARY, що є одним із провідних розробників таких систем, пропонує продукт, який містить 16 модулів, один з яких акумулює дані щодо технічної експлуатації.

Таким чином, синергія методології FTA, алгоритмів штучного інтелекту та інформаційної системи підтримки експлуатації дозволяє не лише підвищити точність прогнозів, а й ідентифікувати найбільш імовірні причини відмов із дотриманням жорстких часових обмежень.

Для підвищення точності прогнозування на основі FTA пропонується інтеграція з рекурентними нейронними мережами типу LSTM. Цей тип мереж ідеально підходить для обробки часових рядів, оскільки здатен пам'ятати важливі закономірності протягом довгих періодів.

Вхідними даними є часові ряди параметрів:

- температури,
- тиску, вібрацій,
- витрати палива тощо.

Модель LSTM навчається передбачати функцію імовірності окремих вузлів:

$$P_i(t + \Delta t) = \int_{LSTM} (X_i(t)) \quad (2)$$

де  $X_i(t)$  – вектор вимірювань параметрів для  $i$ -го компонента у поточний момент часу  $t$ ;  $P_i(t + \Delta t)$  – прогнозована імовірність відмови у майбутньому інтервалі часу;  $f_{LSTM}$  – це функція (модель) довгої короткочасної пам'яті.

Модель LSTM навчається на ретроспективному аналізі даних вимірювань  $X_i(t)$  і відповідних випадках відмов. Отримані прогнози підставляються у FTA, що дозволяє оновлювати оцінку надійності всієї системи в реальному часі:

$$P_{sys}(t) = \prod_{i=1}^n P_i(t) \quad (3)$$

Цей графік ілюструє, як інтеграція LSTM забезпечує своєчасний попереджувальний сигнал (лінія LSTM, зелена,  $(t + \Delta t)$ ) про наближення до критичного порогу відмови (червона пунктирна лінія), тоді як традиційні

(класичні) моделі можуть давати запізнений сигнал (помаранчева пунктирна лінія), коли часу  $\Delta t$  для планового ремонту вже недостатньо. Графік наочно підтверджує, що інтеграція LSTM-алгоритмів дозволяє отримати достатній часовий запас  $\Delta t$ , необхідний для виконання регламентних робіт до настання критичного стану.

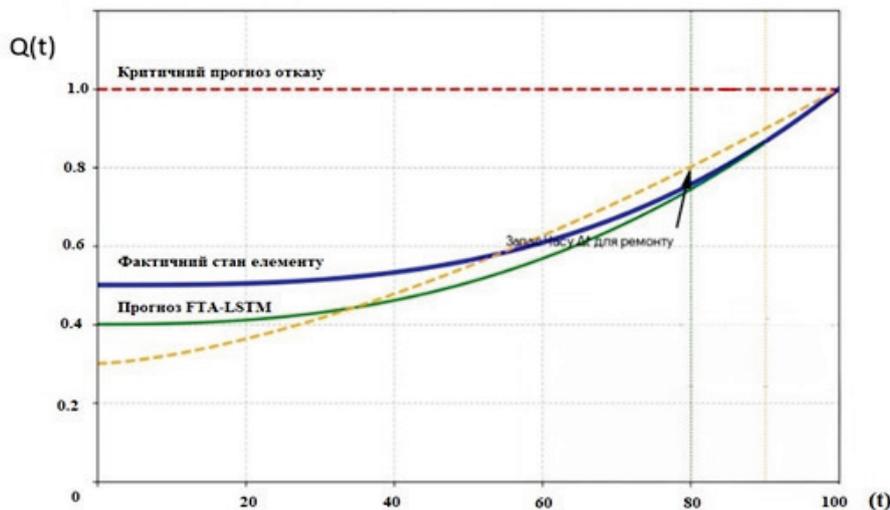


Рисунок 1. Графік порівняння відмов LSTM + FTA

Це прямо забезпечує виконання задачі редукції FTA та прийняття обґрунтованих рішень у межах жорстких часових обмежень між польотами.

## Висновки

Проведене дослідження обґрунтовує гібридний підхід до підвищення надійності авіаційних двигунів шляхом інтеграції FTA із рекурентними нейронними мережами LSTM. Технічні несправності вимагають оперативного прогнозування через дефіцит часу між польотами.

Запропонована інтеграційна модель LSTM-мереж дозволяє перейти до динамічного прогнозування ймовірностей відмов  $P_i(t+\Delta t)$  окремих компонентів. Ці прогнози слугують динамічними вхідними даними для структурних моделей надійності, визначених у ФТА. Динамічне оновлення ймовірностей у моделі ФТА дозволяє значно редукувати пошук найбільш імовірних причин відмов. Цей підхід фундаментально необхідний для розробки систем прогнозованого обслуговування, які, своєю чергою, сприяють підвищенню безпеки польотів і забезпечують перехід до технічного обслуговування за фактичним станом (СВМ).

### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРА

- [1]. V.Verma. «Aircraft predictive maintenance: An application of machine learning algorithms». [Interim report]. *Liverpool John Moores University*. 2024 Jul. DOI: 10.13140/RG.2.2.16964.44165.
- [2]. M. Comparea, E. Zio. «Predictive Maintenance by Risk Sensitive Particle Filtering». Politecnico di Milano, Milan Italy. <https://www.researchgate.net/publication/260526064>. DOI:10.1109/TR.2014.2299651.
- [3]. Ш. Чжен, К. Рістовські, А. Фарахат, Ч. Гупта. «Мережа довготривалої короткочасної пам'яті для оцінки залишкового терміну корисного використання, міжнародна конференція». (2017). DOI: 10.1109/ICPHM.2017.7998311.
- [4]. P. Malhotra, A. Ramakrishnan, G. Anand, L. Vig, P. Agarwal, G. Shroff. «LSTM-based Encoder-Decoder for Multi-sensor Anomaly Detection». (2016). DOI:10.48550/arXiv.1607.00148.
- [5]. М. Дай. «Гібридна модель на основі машинного навчання для прогнозування затримок рейсів за допомогою авіаційних великих даних». (2024). DOI:10.1038/s41598-024-55217-z.
- [6]. Q. Zhong, Y. Yu, Y. Huang, T. Zhang. «Prediction and optimization of civil aviation flight delays based on machine learning algorithms». *International journal of computational intelligence systems* (2025), DOI: 10.1007/s44196-025-00932-2.
- [7]. Р. Кумар Джа, Ш. Бхушан Джа, В. Пандей, Ф. Бабічану. «Прогнозування затримок рейсів за допомогою гібридного підходу машинного навчання: кейс провідних авіакомпаній США». DOI: 10.48550/arXiv.2409.00607.
- [8]. О. Аніпко, С. Калкаманов, А. Приймак. «Формули пріоритетів і хінсайд-аналіз при варіантних проробках на етапі концептуального проектування транспортного літака». *Інтегровані технології та енергозбереження*. 2020. №2. С. 11-19.
- [9]. О. Аніпко, V. Loginov. «An Intergation index for determining the degree of subsystem integration in passenger and transport aircraft designs. Transactions on Aerospace Research. 2024. Vol. 277, №4. P. 27-44. DOI 10.2478/tar – 2024-0021.
- [10]. О. Аніпко, М. Білий. «Дистрибутивний підхід до аналізу готовності авіаційного парку з формалізацією прихованих відмов». *Інтегровані технології та енергозбереження*. 2020. №2. С. 79-83. DOI 10.20998/2078-5364.2020.2.09.
- [11]. Стандарт ДСТУ 2860-94 (*Державний стандарт України*). Надійність техніки. Терміни та визначення.// Київ, ДП «УкрНДНЦ» 1994. С. 96.
- [12]. Стандарт ДСТУ 2498-94 (*Державний стандарт України*). Основні норми взаємозамінності. Допуски форми та розташування поверхонь. Терміни та визначення. Київ, ДП «УкрНДНЦ» 1994. С. 59.
- [13]. С. Ebeling, «An Introduction to Reliability and Maintainability Engineering». 2nd ed. Long Grove, IL: Waveland Press, 2010.
- [14]. С.Г. Костогриз. «Надійність технічних систем». Хмельницький. Хмельницьким національним університетом. 2002. С-324.
- [15]. М. Модаррес, В.Камінський. «Інженерія надійності та аналіз ризиків». (2016).С-522. <https://doi.org/10.1201/9781315382425>.
- [16]. О. Куций. «Синергія в загально-науковому та організаційно-психологічному тлумаченнях: аналіз теорії та експериментів». Наукові праці. *Міжрегіональної Академії управління персоналом*. 2022. № 3(56), 72-77. <https://doi.org/10.32689/maup.psych.2022.3.10>.
- [17]. Microsoft. «Пошукові функції та фільтрація». [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/azure/search/search-query-odata-filter>.
- [18]. И. Аршинов. «Синергетика как феномен постнеклассической науки». 1999. С. 203.
- [19]. В. Маркелов. «Формирование концепции отрицательного синергизма». *Журнал философских исследований*. – 2023. –№ 4.–С. 105–121.
- [20]. С. Perrow. «Normal accidents: living with high-risk technologies». Princeton: Princeton University Press, 1999. С. 451.
- [21]. Н. Максимов. С. Боборыкин, А. Виноградов. В. Кузьмин. «Инженерно-авиационная служба и эксплуатация летательных аппаратов». Киев: КВИАВУ ВВС. (1969). С – 467.
- [22]. Я. Вихлюк. Р. Камінський. В. Пасічник. "Моделювання складних систем: навчальний посібник". Львів: НУ «ЛП». 2024. С. 248.

**Аніпко Олег Борисович** – доктор технічних наук, професор кафедри інженерно-авіаційного забезпечення, <https://orcid.org/0000-000-3678-2529>, e-mail: o.m.pankul@gmail.com;

**Тюріна Валерія Юрійвна** – кандидат технічних наук, кафедри інженерно-авіаційного забезпечення, <https://orcid.org/0000-0003-3444-143X>, e-mail: valery.kharkiv@gmail.com;

**Панкул Олександр Миколайович** – старший викладач кафедри інженерно-авіаційного забезпечення, <https://orcid.org/0000-000-3005-0730>, e-mail: o.m.pankul@gmail.com.

O. B. Anipko<sup>1</sup>  
V. Yu. Tyurina<sup>1</sup>  
O. M. Pankul<sup>1</sup>

## ON AN APPROACH TO THE INTEGRATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE INTO THE FAULT TREE ANALYSIS METHODOLOGY

<sup>1</sup>Kozhedub Kharkiv National Air Force University, Kharkiv.

*In modern conditions of intensive operation of air transport, ensuring the reliability and failure-free operation of technical systems is a priority task, directly related to flight safety and economic efficiency [1]. Statistical data analysis indicates that technical malfunctions, ranking second among the causes of flight cancellations, create significant operational and financial risks. The problem is particularly acute in the context of aircraft engines, which are critically important components whose failure can have catastrophic consequences [1]. A crucial factor is also the time deficit between flights necessary for scheduled maintenance, which requires the implementation of reliable predictive diagnostic methods.*

*Traditional approaches to reliability assessment, based on classic analytical models (e.g., the exponential distribution law), although fundamental, often prove insufficiently sensitive to reflect the multifactorial and non-linear nature of wear and failure processes in complex modern systems [2]. In this regard, there is an urgent need to develop integrated methodologies capable of combining the structural logic of engineering analysis with the predictive power of artificial intelligence (AI).*

*The article proposes an integration that combines the classical Fault Tree Analysis (FTA) methodology with machine learning algorithms, namely Long Short-Term Memory (LSTM) recurrent neural networks [3]. The FTA methodology provides the necessary structural framework, establishing cause-and-effect relationships between basic events (component failures) and the top event (engine failure) through logical operators.*

*The key idea is to use LSTM networks for the dynamic prediction of the probability of failure  $P_i(t+\Delta t)$  of each individual critical system node. LSTM networks, known for their ability to effectively process large volumes of sequential data (time series), are trained on historical engine operational parameter data, which includes temperature, pressure, vibration, and other critical indicators  $X_i(t)$  [4]. This allows the model to capture complex, long-term dependencies that precede the actual failure.*

*The predicted failure probabilities  $P_i(t+\Delta t)$  of individual components are dynamically substituted into the FTA logical model (equation  $P = f(P_1, P_2, \dots, P_n)$ ), which allows for the real-time updating of the integrated reliability assessment of the entire system  $P_{\text{sys}}(t)$ . This mechanism not only increases the accuracy of the overall prediction but also allows for the operational reduction of the fault tree, narrowing the scope of the search for the most probable scenarios. As a result, engineering and technical personnel can quickly identify the source of a potential malfunction, which is critically important for transitioning to condition-based maintenance and minimizing the risks of unexpected failures.*

Keywords: Air transport, failure prognostics, flight safety, technical system, reliability, Fault Tree Analysis (FTA), Artificial Intelligence (AI), Recurrent Neural Networks (LSTM), technical diagnostics, predictive maintenance, condition-based maintenance.

**Anipko Oleh Borysovych** – doctor of technical sciences, professor of the department of aviation engineering support, <https://orcid.org/0000-000-3678-2529>, e-mail: o.m.pankul@gmail.com;

**Tiurina Valeriia Yuriivna** – candidate of technical sciences, department of aviation engineering support, <https://orcid.org/0000-0003-3444-143X>, e-mail: valery.kharkiv@gmail.com;

**Pankul Oleksandr Mykolaiovych** – senior lecturer of the department of aviation engineering support, <https://orcid.org/0000-000-3005-0730>, e-mail: o.m.pankul@gmail.com.