

Інформаційні технології для запобігання та ліквідації надзвичайних ситуацій

УДК 621.384

DOI: 10.30748/soi.2019.157.19

Є.О. Гришманов¹, І.А. Хижняк², П.Г. Бердник³

¹ *Льотна академія національного авіаційного університету, Кропивницький*

² *Харківський національний університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків*

³ *Харківський національний університет ім. В.Н. Каразіна, Харків*

ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ АВТОМАТИЗОВАНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ НЕСПРИЯТЛИВИХ АВІАЦІЙНИХ ПОДІЙ В ПОЛЬОТІ

У статті в рамках інформаційної технології автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням глибоких нейронних мереж показані результати моделювання процесу навчання гібридної нейронної мережі на основі згорткових та рекурентних нейронних мереж з використанням фреймворків Keras та TensorFlow з визначенням оптимального значення коефіцієнта швидкості навчання за визначеною кількістю епох навчання. Метою статті є оцінка ефективності застосування інформаційної технології автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням глибоких нейронних мереж. Проведено оцінку точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті в ході функціонування гібридної нейронної мережі з використанням запропонованої інформаційної технології. Проведено порівняння отриманих результатів оцінки точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням існуючих підходів на основі нейромережесевих моделей класичних Recurrent neural network, Long short-term memory, Convolutional neural network і запропонованого підходу на основі модифікованого нейромережесового класифікатора з комплексним використанням Convolutional neural network та Recurrent neural network. Результати порівняння дозволяють зробити висновок, що застосування розробленої інформаційної технології, що реалізує дану гібридну нейромережесеву модель, дозволяє отримати вирази в точності та в повноті класифікації несприятливих авіаційних подій в польоті.

Ключові слова: інформаційна технологія, глибока нейронна мережа, прогнозування, несприятлива авіаційна подія, фреймворк, ефективність.

Вступ

Постановка проблеми. В даний час існує значна кількість досліджень, присвячених окремим питанням автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в основному з використанням математичних імовірнісних методів оцінювання ризику [1–5]. Однак на сучасному етапі дані імовірнісні методи не є повними, універсальними, часто не цілком адекватними, важко алгоритмізуються. У зв'язку з цим виникає необхідність додаткової розробки нових моделей з використанням не тільки імовірнісного підходу. Одним з таких підходів є підхід, заснований на використанні моделей і методів штучного інтелекту. Зокрема для формального представлення процесу рішення задачі прогнозування і запобігання несприятливих авіаційних подій в польоті можуть бути використані глибокі нейронні мережі, наприклад згорткові і рекурентні нейронні мережі [6–7]. При цьому питання комплексного підходу до автоматизації процесу прогнозування несприятливих авіаційних подій з використанням нейромереж є недостатньо дослідже-

ними. В роботі [8] запропоновано інформаційну технологію автоматизованого прогнозування несприятливого авіаційних подій в польоті з використанням глибоких нейронних мереж.

В даній роботі пропонується, по-перше, провести оцінку точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням запропонованої в роботі [8] інформаційної технології. По-друге, провести порівняння отриманих результатів оцінки точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням існуючих підходів на основі нейромережесевих моделей класичних Recurrent neural network (RNN), Long short-term memory (LSTM), Convolutional neural network (CNN) і запропонованого підходу в роботі [8] на основі модифікованого нейромережесового класифікатора з комплексним використанням CNN та RNN.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На даний час проводяться дослідження, присвячені окремим питанням автоматизації вирішення завдань щодо запобігання авіаційним подіям [9–12]. При цьому, безпосередньо питання розробки та оцінки

ефективності інформаційної технології автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням саме глибоких нейронних мереж для вирішення задач розпізнавання і запобігання авіаційних подій в цих роботах не розглядаються і вимагають подальших досліджень.

Мета статті – оцінка ефективності застосування інформаційної технології автоматизованого прогнозування несприятливого авіаційних подій в польоті з використання глибоких нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу

В загальному випадку інформаційна технологія автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті реалізується за рахунок використання [8]:

- вхідних даних (текстових повідомлень про ситуацію в польоті за даними від зовнішніх джерел);

- вихідних даних (задокументованої інформації щодо результатів прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті);

- модуля підготовки до функціонування (навчання), який включає процедури, що реалізують метод формування навчальної вибірки за звітами про результати розслідування авіаційних подій та навчання гібридної нейронної мережі прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті;

- модуля обробки даних, який включає процедури попередньої обробки текстових повідомлень про ситуацію в польоті за даними від зовнішніх джерел; процедури, що реалізують метод автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті на наземному пункті управління або на борту літального апарату (ЛА);

- модуля зберігання, який включає процедуру документування даних, отриманих в процесі прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті та засоби її зберігання;

- модуля передачі даних, який включає процедуру передачі результатів прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті споживачам та засоби їх передачі.

Результатом процесу застосування інформаційної технології автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті є донесення, яке включає дані про клас виявленої несприятливої авіаційної події, місцеположення та координати відповідного ЛА. Якість отриманих результатів оцінюється у відповідності з показниками якості процесу моделювання навчання та за точністю функціонування запропонованої в роботі гібридної нейронної мережі в ході прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті.

Навчання гібридної нейронної мережі здійснювалось за допомогою фреймворка верхнього рівня з відкритим кодом Keras. Keras – відкрита нейроме-

режева бібліотека, написана на мові Python. Являється собою надбудову над фреймворками TensorFlow, Microsoft Cognitive Toolkit, Theano, MXNet та ін. Порівняльна оцінка популярності фреймворків машинного навчання за даними 2018 року наведена на рис. 1.

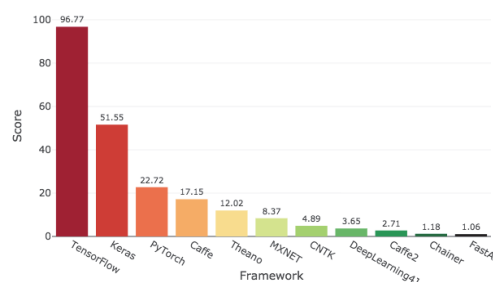


Рис. 1. Оцінка популярності фреймворків машинного навчання за даними 2018 року

У якості базового фреймворку використовується бібліотека TensorFlow. TensorFlow – відкрита програмна бібліотека для машинного навчання, розроблена компанією Google для вирішення завдань побудови і тренування нейронної мережі з метою автоматичного знаходження та класифікації образів, досягаючи якості людського сприйняття [13].

Для навчання згорткової нейронної мережі (ЗНМ) в рамках реалізації підготовчого етапу функціонування інформаційної технології формується навчальна вибірка текстових повідомлень як DataFrame в форматі pickle. Такий підхід є раціональним для зберігання та зчитування відповідного DataFrame для його подальшої паралельної обробки на процесорах GPU відеоадаптера. Архітектура ЗНМ у фреймворку Keras описується у файлі *.ру, навчені моделі зберігаються в файлах формату *.hdf5 в двійковій структурі та містять значення вагових коефіцієнтів, які обчислюються в процесі навчання.

Навчання гібридної ЗНМ виконувалось на обчислювальних засобах (графічному сервері) з характеристиками, наведеними в табл. 1.

Таблиця 1

Характеристики обчислювальних засобів для навчання ЗНМ

Характеристика	Значення
GPU	1 NVIDIA® Tesla® K80
GPU Memory	12 GiB
Швидкість обміну даними в GPU	240 GB/c
Ядер CUDA для паралельних	2496
CPU	4x2.7 GHz
RAM	61 GiB
HDD	100 GiB

У процесі навчання ЗНМ пред'являлися групи навчальних (від 80 до 90% від загального об'єму вибірки) та валідаційних (від 20 до 10% від загального об'єму вибірки) прикладів з пошуком оптимального значення коефіцієнта швидкості навчання learningrate.

Для оцінки навченості ЗНМ в контексті її навчання використовувалися показники:

- похибки навчання *loss* (рис. 2);
- точності навчання *acc* (рис. 3);
- похибки валідації *val_loss* (рис. 4);
- точності валідації *val_acc* (рис. 5).

На рис. 2–5 наведені з використанням можливостей TensorBoard графіки залежності правильного прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті від кількості епох навчання гібридної ЗНМ виявленню та класифікації несприятливих авіаційних подій з визначеного алфавіту класів.

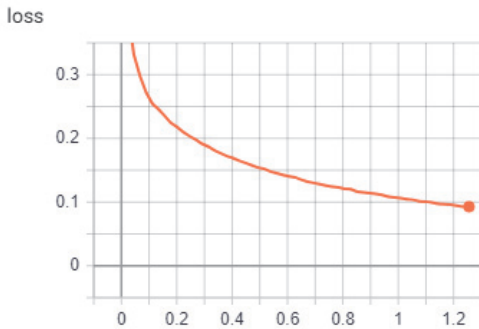


Рис. 2. Залежність похибки навчання *loss* від епох навчання ЗНМ

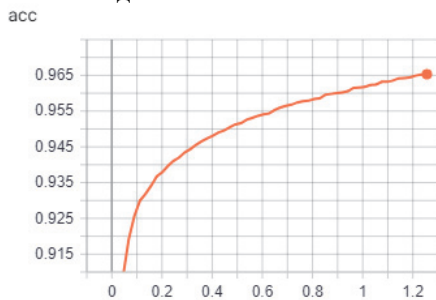


Рис. 3. Залежність точності навчання *acc* від епох навчання ЗНМ

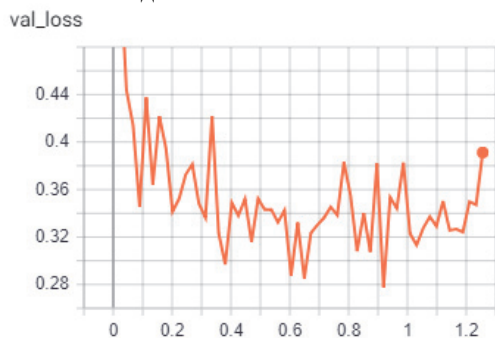


Рис. 4. Залежність похибки валідації *val_loss* від епох навчання ЗНМ

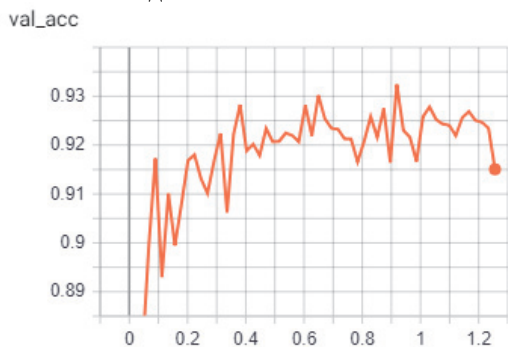


Рис. 5. Залежність похибки валідації *val_acc* від епох навчання ЗНМ

Навчання ЗНМ виконувалось за 30 епох і було зупинене у зв'язку з тим, що похибки навчання *loss* та точності навчання *acc* продовжували покращуватися, а показники похибки валідації *val_loss* та точності валідації *val_acc* погіршуватися, що в свою чергу свідчить про початок перенавчання ЗНМ.

У загальному випадку метрики оцінки точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті в ході функціонування гібридної нейронної мережі розглядатимемо для оцінювання результатів класифікації несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням тестової вибірки, тобто вибірки, яка не використовувалася при навчанні.

За метрику для оцінки результатів класифікації несприятливих авіаційних подій в польоті на тестовій вибірці розглядатимемо [14]:

- точність класифікації;
- повноту класифікації.

Під точністю *Prec* класифікації до класу (підкласу) розумітимемо частку коректно класифікованих несприятливих авіаційних подій в польоті серед всіх об'єктів, віднесених класифікатором до даного класу (підкласу). При цьому формально *Prec* визначається у відповідності до виразу (1):

$$Prec = \frac{Pos^{true}}{Pos^{true} + Pos^{false}} \cdot 100\%, \quad (1)$$

де Pos^{true} – кількість несприятливих авіаційних подій в польоті, вірно віднесених до даного класу (підкласу);

– Pos^{false} – кількість несприятливих авіаційних подій в польоті, помилково віднесених до даного класу (підкласу).

Під повнотою *Rec* класифікації до класу (підкласу) розумітимемо частку коректно класифікованих несприятливих авіаційних подій в польоті серед всіх об'єктів, що належать даному класу (підкласу). При цьому формально *Rec* визначається у відповідності до наступного виразу (2):

$$Rec = \frac{Pos^{true}}{Pos^{true} + Neg^{false}} \cdot 100\%, \quad (2)$$

де Neg^{false} – кількість несприятливих авіаційних подій в польоті, помилково віднесених до даного класу (підкласу).

Порівняльний аналіз результатів оцінки точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням різних типів нейромережових класифікаторів представлені в табл. 2 і на рис. 6–7 (у якості тестової вибірки використовувались приклади, які не входять до навчальної та валідаційної вибірок).

Таблиця 2

Результати оцінки точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням різних типів нейромережових класифікаторів

Тип нейромережового детектора	Точність, %	Повнота, %
LSTM	82,7	81,6
Класичні RNN	72,7	75,0
CNN	82,3	82,2
Розроблений в роботі підхід на основі гібридного нейромережового класифікатора	84,8	84,1

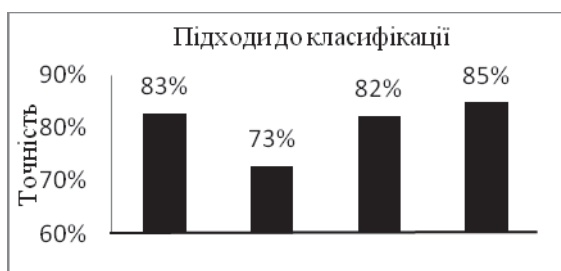


Рис. 6. Порівняльний аналіз точності результатів:

- 1 – з використанням LSTM;
- 2 – з використанням класичних RNN;
- 3 – з використанням CNN;
- 4 – з використанням запропонованого в роботі нейромережового класифікатора

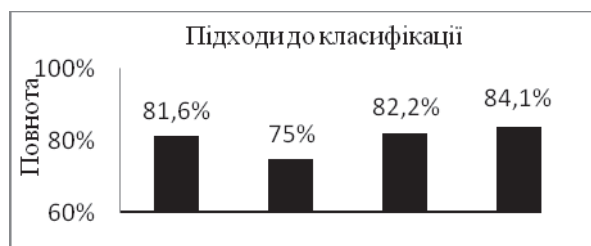


Рис. 7. Порівняльний аналіз повноти результатів:

- 1 – з використанням LSTM;
- 2 – з використанням класичних RNN;
- 3 – з використанням CNN;
- 4 – з використанням запропонованого в роботі нейромережового класифікатора

Висновки

Таким чином, порівняння отриманих результатів оцінки якості точності прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті з використанням підходів, що існують, і запропонованого, дозволяє зробити висновок, що застосування розробленої інформаційної технології автоматизованого прогнозування несприятливих авіаційних подій в польоті на основі гібридної нейромережової моделі дозволяє отримати вигоду в точності та в повноті класифікації в середньому до 5%.

Перспективами подальших досліджень у цьому напрямку може бути розробка пропозицій щодо програмної реалізації розробленої гібридної нейромережової моделі у складі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для автоматизованого прогнозування несприятливого авіаційних подій в польоті.

Список літератури

1. Куклев Е.А. Оценивание уровня безопасности полетов в гражданской авиации в рискованных ситуациях на основе цепей случайных событий / Е.А. Куклев // Наука и техника транспорта. – 2003. – № 2. – С. 4-14.
2. Шаров В.Д. Методология применения комбинированного метода FMEA-FTA для анализа риска авиационного события / В.Д. Шаров, В.П. Макаров // Научный вестник МГТУ ГА. Серия “Эксплуатация воздушного транспорта. Безопасность полетов”. – 2011. – № 174. – С. 18-24.
3. Зубков Б.В. Теория и практика определения рисков в авиапредприятиях при разработке системы управления безопасностью полетов / Б.В. Зубков, В.Д. Шаров. – М: МГТУ ГА, 2010. – 196 с.
4. Шаров В.Д. Методика оценки вероятности выкатывания воздушных судов за пределы ВПП при посадке / В.Д. Шаров // Научный вестник МГТУ ГА. Серия “Эксплуатация воздушного транспорта и ремонт авиационной техники. Безопасность полетов”. – 2007. – № 122. – С. 61-66.
5. Автоматизированная система прогнозирования и предотвращения авиационных происшествий при организации и производстве воздушных перевозок. Этап 4 Адаптация разработанных алгоритмов и программных средств АС: отчет о НИР / руководитель темы А.А. Бутов. – Ульяновск: УлГУ, 2012. – 317 с.
6. Karpathy A. The unreasonable effectiveness of recurrent neural networks [Електронний ресурс] / A. Karpathy. – Режим доступу: <http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/>.
7. Britz D. Understanding convolutional neural networks for NLP [Електронний ресурс] / D. Britz. – Режим доступу: <http://www.wildml.com/2015/11/understanding-convolutional-neural-networks-for-nlp/>.
8. Алексеев О.М. Автоматизация процессов управления безопасностью полетов в аэронавигационной системе: дис. ... канд техн. наук: 05.22.13 / Алексеев Олег Николаевич. – К., 2009. – 268 с.
9. Васильев В.М. Методи моніторингу та розв'язання конфліктних ситуацій в системі кооперативного управління повітряним рухом: дис. ... д-ра техн. наук: 05.22.13 / Васильев Володимир Михайлович. – К., 2006. – 358 с.
10. Неделько В.Н. Многоцелевой моделирующий комплекс обслуживания воздушного движения / В.Н. Неделько, С.Н. Неделько // 36. наук. праць інституту проблем моделювання в кібернетичі ім. Г.Є. Пухова “Сучасні тренажерно-навчальні комплекси та системи” – Спец. випуск. – Т. 1. – К., 2006. – С. 90-93.

11. Харченко В.П. Проблемы развития и методы управления эффективностью систем аэронавигационного обслуживания: дис. ... д-ра техн. наук: 05.22.13 / Харченко Владимир Петрович. – К., 1994. – 448 с.
12. Храшевський Р.В. Методологічні основи синтезу адаптивної системи планування розподілу повітряного простору: дис. ... д-ра техн. наук: 05.22.13 / Храшевський Рімвідас Вілімович. – К., 2011. – 390 с.
13. Google Research Team. Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems. arXiv:1603.04467 [cs.DC], 2016.
14. Нгуен Т.К. Информационная технология локализации текстовых областей на изображениях со сложным фоном: дис. ... канд. техн. наук / Т.К. Нгуен. – Одесса: Одесский национальный политехнический университет, 2015. – 202 с.

References

1. Kuklev, E.A. (2003), "Otsenivanie urovnya bezopasnosti poletov v grazhdanskoy aviatsii v riskovyih situatsiyah na osnove tsepey sluchaynyih sobyitiy" [Safety assessment in civil aviation in risk situations based on chains of random events], *Science and technology of transport*, No. 2, pp. 4-14.
2. Sharov, V.D. and Makarov, V.P. (2011), "Metodologiya primeneniya kombinirovannogo metoda FMEA-FTA dlya analiza riska aviatsionnogo sobyitiya" [Methodology of using the combined FMEA-FTA method for analyzing the risk of an aviation event], *Scientific Bulletin of MSTU GA. Series "Operation of air transport. Flight safety"*, No. 174, pp. 18-24.
3. Zubkov, B.V. and Sharov, V.D. (2010), "Teoriya i praktika opredeleniya riskov v aviapredpriyatiyah pri razrabotke sistemy upravleniya bezopasnostyu poletov" [Theory and practice of identifying risks in airlines in developing a safety management system], MGTU GA, Moscow, 196 p.
4. Sharov, V.D. (2007), "Metodika otsenki veroyatnosti vyikatyvaniya vozdushnyih sudov za predelyi VPP pri posadke" [Methodology for estimating the likelihood of aircraft rolling out of the runway during landing], *Scientific Bulletin of MSTU GA. Series "Operation of air transport and repair of aircraft. Flight safety"*, No. 122, pp. 61-66.
5. Butov, A.A. (2012), "Avtomatizirovannaya sistema prognozirovaniya i predotvrascheniya aviatsionnyih proisshestviy pri organizatsii i proizvodstve vozdushnyih perevozok. Etap 4. Adaptatsiya razrabotannykh algoritmov i programmykh sredstv AS: otchet o NIR" [Automated system for predicting and preventing accidents in the organization and production of air traffic. Phase 4 Adaptation of developed algorithms and software AU: report on research], UIGU, Ulyanovsk, 317 p.
6. Karpathy, A. (2015), *The unreasonable effectiveness of recurrent neural networks*, available at: www.karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/.
7. Britz, D. (2015), *Understanding convolutional neural networks for NLP*, available at: www.wildml.com/2015/11/understanding-convolutional-neural-networks-for-nlp/.
8. Aleksieiev, O.M. (2009), "Avtomatyzatsiia protsesiv upravlinnia bezpekoiu polotiv v aeronavhatsiinii systemi: dysertaciya" [Automation of flight safety management processes in the aeronautical system: dissertation], Kyiv, 268 p.
9. Vasyliiev, V.M. (2006), "Metody monitorynhu ta rozviazannia konfliktnykh sytuatsii v systemi kooperatyvnoho upravlinnia povitrianyim rukhom: dysertaciya" [Methods of monitoring and solving conflict situations in the system of cooperative air traffic control: dissertation], Kyiv, 358 p.
10. Nedelko, V.N. and Nedelko, S.N. (2006), "Mnogotselovoy modeliruyuschiy kompleks obsluzhivaniya vozdushnogo dvizheniya" [Multipurpose modeling air traffic service complex], *Collection of sciences. Works of the Institute of Modeling Problems in Cybernetics named after G.E. Puhov "Modern training equipment and systems"*, pp. 90-93.
11. Harchenko, V.P. (1994), "Problemyi razvitiya i metody upravleniya effektivnostyu sistem aeronavigatsionnogo obsluzhivaniya: dysertaciya" [Development problems and methods for managing the efficiency of air navigation systems: dissertation], Kyiv, 448 p.
12. Khrashchevskiy, R.V. (2011), "Metodolohichni osnovy syntezu adaptivnoi systemy planuvannia rozpodilu povitrianoho prostoru: dysertaciya" [Methodological bases of synthesis of adaptive airspace planning system: dissertation], Kyiv, 390 p.
13. Google Research Team, (2016), *Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems*, available at: [arXiv:1603.04467 \[cs.DC\]](https://arxiv.org/abs/1603.04467).
14. Nguen, T.K. (2015), "Informatsionnaya tehnologiya lokalizatsii tekstovykh oblastey na izobrazheniyah so slozhnyim fonom: dysertaciya" [Information technology of localization of text areas on images with a complex background: dissertation], Odessa, 202 p.

Надійшла до редколегії 9.04.2019

Схвалена до друку 21.05.2019

Відомості про авторів:

Гришманов Євгеній Олександрович

старший викладач

Льотної академії Національного авіаційного університету,
Кропивницький, Україна

<https://orcid.org/0000-0003-0968-1538>

Information about the authors:

Yevhenii Gryshmanov

Senior Instructor

of Flight Academy of National Aviation University,
Kropyvnytskyi, Ukraine

<https://orcid.org/0000-0003-0968-1538>

Хижняк Ірина Анатоліївна

кандидат технічних наук
викладач Харківського національного
університету Повітряних Сил ім. І. Кожедуба,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-3431-7631>

Irina Khizhnyak

Candidate of Technical Sciences
Instructor of Ivan Kozhedub Kharkov National
Air Force University,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-3431-7631>

Бердник Поліна Геннадіївна

кандидат технічних наук старший викладач
Харківського національного університету
ім. В.Н. Каразіна,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-4022-5664>

Polina Berdnik

Candidate of Technical Sciences
Senior Instructor
of V.N. Karazin Kharkiv National University,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-4022-5664>

**ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННОЙ ТЕХНОЛОГИИ
АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НЕБЛАГОПРИЯТНЫХ АВИАЦИОННЫХ
ПРОИСШЕСТВИЙ В ПОЛЕТЕ**

Е.А. Гришманов, И.А. Хижняк, П.Г. Бердник

В статье в рамках информационной технологии автоматизированного прогнозирования неблагоприятных авиационных происшествий в полете с использованием глубоких нейронных сетей показаны результаты моделирования процесса обучения гибридной нейронной сети на основе сверточных и рекуррентных нейронных сетей с использованием фреймворков Keras и TensorFlow с определением оптимального значения коэффициента скорости обучения за определенное количество эпох обучения. Целью статьи является оценка эффективности применения информационной технологии автоматизированного прогнозирования неблагоприятных авиационных происшествий в полете по использованию глубоких нейронных сетей. Проведена оценка точности прогнозирования неблагоприятных авиационных происшествий в полете в ходе функционирования гибридной нейронной сети с использованием предложенной информационной технологии. Проведено сравнение полученных результатов оценки точности прогнозирования неблагоприятных авиационных происшествий в полете с использованием существующих подходов на основе нейросетевых моделей классических Recurrent neural network, Long short-term memory, Convolutional neural network и предложенного подхода на основе модифицированного нейросетевого классификатора с комплексным использованием Convolutional neural network и Recurrent neural network. Результаты сравнения позволяют сделать вывод, что применение разработанной информационной технологии, которая реализует данную гибридную нейросетевую модель, позволяет получить выигрыш в точности и в полноте классификации неблагоприятных авиационных происшествий в полете.

Ключевые слова: информационная технология, глубокая нейронная сеть, прогнозирование, неблагоприятное авиационное происшествие, фреймворк, эффективность.

**ESTIMATION OF THE EFFICIENCY OF THE USE OF INFORMATION TECHNOLOGY OF AUTOMATED
FORECASTING OF ADVERSE AVIATION EVENTS IN A FLIGHT**

E. Gryshmanov, I. Khizhnyak, P. Berdnik

For automated forecasting of adverse accidents in flight, the article proposed an approach based on the use of models and methods of artificial intelligence. The article in the framework of information technology of automated forecasting of adverse accidents in flight using deep neural networks shows the results of modeling the learning process of a hybrid neural network based on convolutional and recurrent neural networks using the Keras and TensorFlow frameworks to determine the optimal value of the learning rate for a certain number of epochs learning. The purpose of the article is to assess the effectiveness of the use of information technology for automated forecasting of adverse accidents in flight using deep neural networks. Using TensorBoard capabilities, graphs are provided for the dependence of correct prediction of adverse accidents in flight on the number of epochs of learning of a hybrid neural network to identify and classify adverse accidents from a particular alphabet of classes. The accuracy of forecasting adverse accidents in flight during the operation of the hybrid neural network using the proposed information technology was evaluated. A comparison was made of the results of evaluating the accuracy of forecasting unfavorable aviation accidents in flight using existing approaches based on neural network models of the classic RNN, LSTM, CNN and the proposed approach based on a modified neural network classifier using the CNN and RNN. The comparison results allow us to conclude that the application of the developed information technology, which implements this hybrid neural network model, allows us to obtain a gain in accuracy and completeness of the classification of adverse accidents in flight. Prospects for further research in this direction may be the development of proposals for software implementation of the developed hybrid neural network model as part of an intelligent decision support system for automated forecasting of adverse aviation incidents in flight.

Keywords: information technology, deep neural network, forecasting, unfavorable aviation incident, framework, efficiency.