

УДК 004.8:621.3

DOI: 10.31673/2412-9070.2020.052734

А. В. КОЛЕСНИК¹, аспірант;І. В. ЗАХАРЧЕНКО², канд. техн. наук;Р. В. ТАРАСОВ², викладач;П. Г. БЕРДНІК³, канд. техн. наук, доцент,¹ Льотна академія НАУ, Кропивницький² Харківський національний університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба³ Національний університет ім. Каразіна, Харків

МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОГО ВИРОБЛЕННЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ

Розроблено метод автоматизованого вироблення рішень у рамках створення СППР авіадиспетчера для допомоги в прийнятті рішення щодо варіанта завершення польоту в разі виникнення особливого випадку в польоті на прикладі відмови двигуна на повітряному судні. Метод ґрунтується на застосуванні технології ймовірного програмування і передбачає: побудову ймовірної ієрархічної моделі аварійної ситуації на основі мережі Байєса з урахуванням факторів і чинників, які впливають на процес прийняття рішення, формування вибірки навчальних прикладів для навчання створеної моделі з метою підвищення якості передбачення майбутніх ситуацій, навчання моделі на прикладах із використанням байєсівської парадигми навчання, вибір алгоритму виводу для отримання ймовірного висновку. Запропонований метод реалізовано в системі ймовірного програмування Figaro, програмний код написано мовою Scala. Розроблений метод показав високу точність прогнозування, помилка між дійсною та отриманою за допомогою байєсівської мережі оцінкою становила 10%. Подальші дослідження будуть спрямовані на розроблення інформаційної технології створення СППР авіадиспетчера КНР для особливих випадків у польоті.

Ключові слова: авіадиспетчер; ймовірнісне програмування; мережа Байєса; навчання.

Вступ

Упровадження систем підтримання прийняття рішень (СППР) у різних сферах управлінської діяльності стало якісно новим етапом у галузі автоматизації життєздатності людини. Нині СППР широко застосовуються в медицині, екології, техніці, фінансах, авіації тощо, тобто в тих сферах, де необхідно здійснювати інтелектуальний аналіз даних. Такі системи не повністю автоматизують процес прийняття рішень, а лише надають допомогу особі, яка ухвалює рішення, у вигляді різних варіантів оброблення знань та побудови сценаріїв. В авіації одним із можливих варіантів застосування СППР є підтримання діяльності авіадиспетчерів керування повітряним рухом (КПР), передусім у разі виникнення особливих випадків у польоті. Упровадження інформаційної системи підтримання рішень під час виникнення особливих випадків у польоті дасть змогу підвищити ефективність автоматизованої системи КПР і може бути досягнуто завдяки забезпеченню низки функцій:

- швидкої реакції на виникнення особливих випадків у польоті (зниження часу на оброблення вхідної інформації);
- можливості автоматизованого оцінювання кількох стратегій завершення польоту;
- підвищенню ефективності управлінських рішень, що приймаються.

Постановка проблеми. Задача керування повітряним рухом належить до класу задач, що складно формалізуються, а отже, у процесі розроблення СППР доцільним є застосування методів, які уможливають подолання проблеми невизначеності. Серед методів, що дають змогу розв'язати проблему невизначеності, побудувати якісну модель, здобути прийнятні прогнози і відповідні вирішення, перспективним є клас методів, які ґрунтуються на байєсівському підході. У рамках процесу формування інформаційної технології створення СППР авіадиспетчера КПР одним з етапів є розроблення методу автоматизованого прийняття рішень для особливих випадків у польоті.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питанням інформаційного підтримання авіадиспетчера в позаштатних ситуаціях присвячено роботи [1; 2]. У цих працях розглядається СППР, в якій для автоматизованого вироблення рішення щодо варіанта завершення польоту запропоновано підхід із застосуванням нейронної мережі. Однак відомо, що нейромережа являє собою «чорну скриньку» і не здатна пояснювати здобуті результати. Тому доцільним є дослідження інших методів створення моделей позаштатних ситуацій, які мають здатність обґрунтовувати свої рішення і навчатися в процесі експлуатації.

Метою статті є розроблення методу автоматизованого прийняття рішень для особливих випадків у польотах із використанням байєсівських мереж.

Основна частина

У процесі виконання польоту безпосереднє його керування здійснює екіпаж повітряного судна. У разі виникнення позаштатних ситуацій від професіоналізму та правильності дій екіпажу залежить результат завершення польоту. Роль диспетчера КПП полягає у наданні своєчасних грамотних вказівок і рекомендацій екіпажу повітряного судна. Хоча остаточне рішення приймає командир повітряного судна, зазвичай своєчасна і слухна підказка авіадиспетчера може запобігти переходу ситуації на борту в бік катастрофічної [1]. Позаштатні польотні ситуації характеризуються жорстким лімітом часу на прийняття рішення і напруженим психофізіологічним станом оператора. Автоматизація процесу прийняття рішення дає можливість підвищити ефективність рішень, що приймаються авіадиспетчером. У процесі розроблення методу автоматизованого прийняття рішень використовуватимемо ймовірнісні міркування, які передбачають подання допущень щодо предметної сфери у вигляді ймовірнісної моделі, за допомогою якої можливо спрогнозувати найбільш імовірний розвиток подій.

Розглянемо концепцію системи ймовірнісних міркувань. Ймовірнісні міркування — це підхід, в якому модель предметної сфери використовується для прийняття рішення за умов невизначеності [3]. У системі ймовірнісних міркувань ми створюємо модель, що відбиває всі наявні релевантні загальні знання щодо предметної сфери у вигляді ймовірностей. Для випадку, що розглядається в цій статті, це модель, яка описує особливий випадок у польоті — відмову двигуна на повітряному судні та умови навколишнього середовища, що впливають на визначення варіанта завершення польоту. Створена модель застосовується до конкретної ситуації, для якої потрібно отримати висновок (відповідь). Для цього моделі передається вся наявна інформація (факти) про ситуацію, що склалася. Самі висновки подаються у вигляді ймовірностей. Структуру системи ймовірнісних міркувань схематично наведено на рис. 1. Фактично система здійснює міркування трьох типів: передбачення майбутніх подій, вивід причини подій, навчання на подіях, що вже відбулися (для підвищення якості передбачення майбутніх).

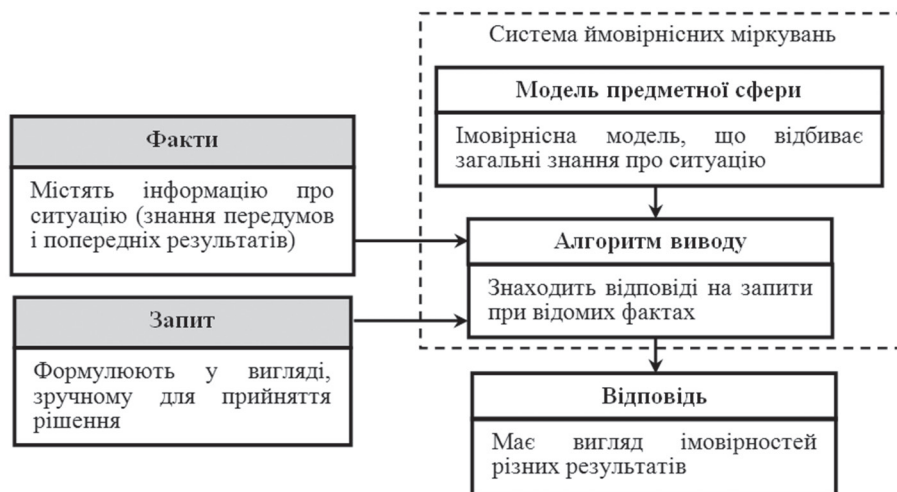


Рис. 1. Структура системи ймовірнісних міркувань

Важливою особливістю систем імовірнісного програмування є можливість покращення наявних моделей предметної сфери через їх навчання за допомогою досвіду. Досягається це з використанням алгоритму навчання, завданням якого є вже не надання відповіді на запитання, а формування нової покращеної моделі. На вхід алгоритму навчання подається апріорна модель предметної сфери, а він на основі здобутого досвіду оновлює цю модель для отримання більш обґрунтованих відповідей на запитання. Загалом якість передбачень залежить від правильності відбиття «реального світу» у вихідній моделі і обсягу наданих даних. Тут можуть бути дві ситуації. У разі, якщо даних для навчання небагато, то домінуватиме вихідна модель, і від якості її побудови буде залежати правильність відповіді. А якщо даних багато, то в моделі домінують саме вони, і тому точність апріорної моделі не є такою важливою. Схему процесу навчання зображено на рис. 2.

Структуру методу автоматизованого вироблення рішень для особливих випадків у польоті (ОВП), яка базується на викладених раніше положеннях системи ймовірнісних міркувань, наведено на рис. 3.

Ймовірнісна модель у вигляді байєсівської мережі передбачає три основні компоненти:

- 1) множину змінних, кожна з яких має свою сферу визначення;
- 2) орієнтований ациклічний граф, вершинами якого і є ці змінні;
- 3) маргінальний (для вершин без батьків) та умовний розподіл ймовірностей кожної зі змінних за умови її батьків.

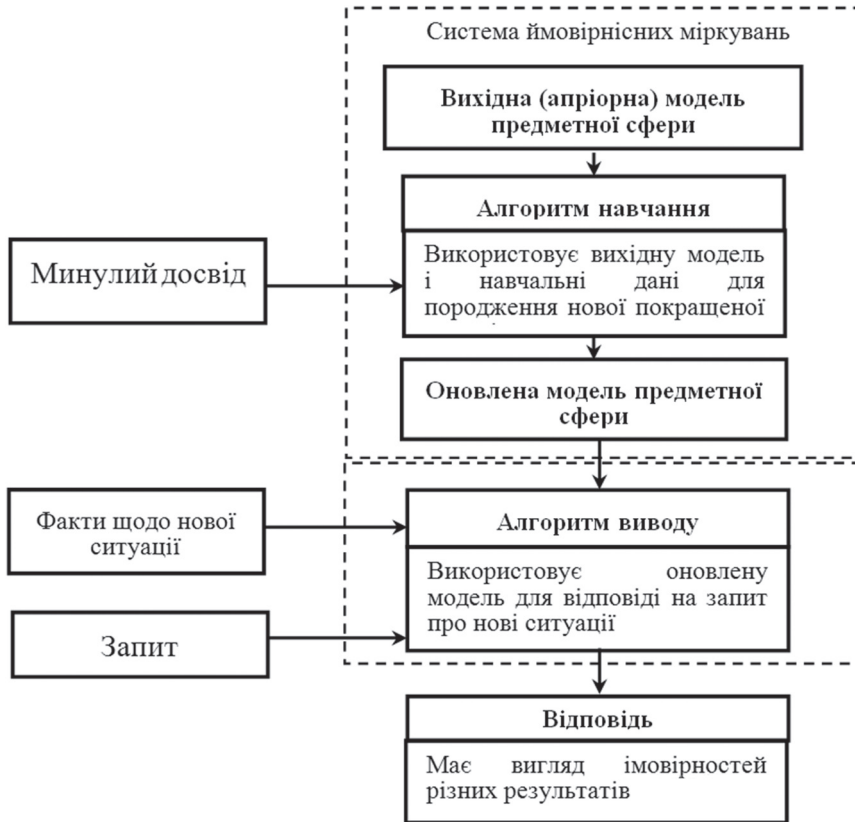


Рис. 2. Схема процесу навчання ймовірнісної моделі



Рис. 3. Структура методу автоматизованого вироблення рішень

Імовірнісну ієрархічну модель прийняття рішення щодо варіанта завершення польоту у разі відмови двигуна на повітряному судні у вигляді мережі Байеса унаочнює рис. 4.

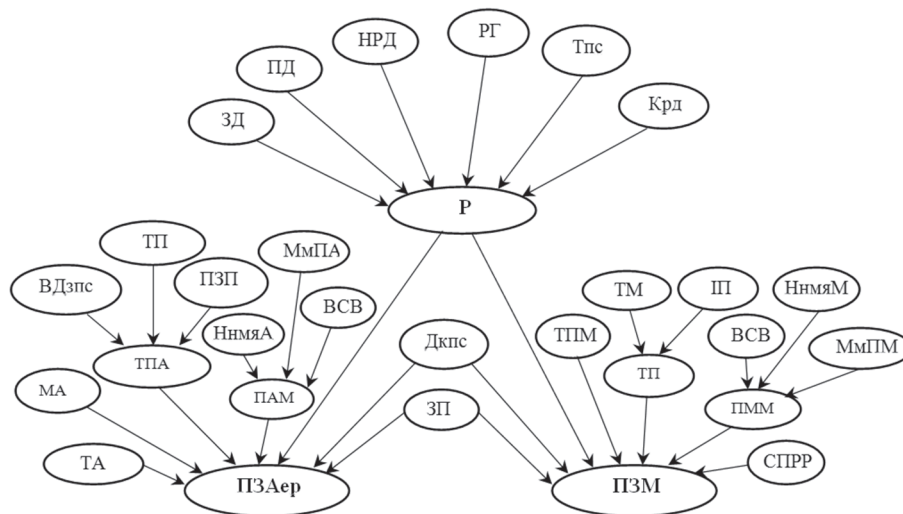


Рис. 4. Априорна модель прийняття рішення ОВП

Розроблена модель передбачає прийняття рішення на основі визначення потенційного збитку (ризик) для двох альтернатив: приземлення на аеродром і приземлення на майданчик, побудована з урахуванням вимог керівних документів з організації польотів цивільної авіації, технологічних карт дій фахівців КПП (ASSIST), Керівництв з льотної експлуатації за типами повітряного судна (ПС).

Далі опишемо множину вершин мережі. Побудована мережа є ієрархічною. Першим рівнем є модель визначення можливості продовження польоту. Кореневі вершини такі: зупинка двигуна ЗД = $\{z^0, z^1\}$, пожежа двигуна ПД = $\{p^0, p^1\}$, нестійка робота двигуна НРД = $\{n^0, n^1\}$, руйнування гвинта РГ = $\{r^0, r^1\}$, де кожне з двох значень цих змінних відбиває «Так» або «Ні». Тип повітряного судна позначено вершиною Тпс = $\{t^1, t^2, t^3\}$, кількість робочих двигунів Крд = $\{k^1, k^2, k^3\}$, де k^1 — «більше двох», k^2 — «один», k^3 — «нуль». Змінна, що відбиває прийняте рішення, має два значення: $P = \{g^0, g^1\}$, де g^1 — «продовження польоту», g^0 — «переривання польоту».

У разі прийняття рішення щодо переривання польоту наступним завданням є прийняття рішення щодо варіанта аварійного приземлення (аеродром або майданчик). Ця задача розв'язується на другому рівні розробленої моделі. Кореневі вершини для визначення потенційного збитку під час приземлення на аеродром: тип аеродрому ТА = $\{a^1, a^2, a^3\}$, де a^1 — «рівнинний», a^2 — «гірський», a^3 — «гідроаеродром»; мінімум аеродрому МА = $\{m^1, m^2, m^3, m^4\}$, де m^1 — «категорія 1», m^2 — «категорія 2», m^3 — «категорія 3», m^4 — «б/к»; відповідність довжини ВПС ВДзпс = $\{b^1, b^0\}$, де b^1 — «так», b^0 — «ні»; тип поверхні ЗПС ТПзпс = $\{c^1, c^0\}$, де c^1 — «штучна», c^0 — «грунтова»; працездатність засобів приземлення ПЗП = $\{r^1, r^0\}$, де r^1 — «так», r^0 — «ні»; наявність небезпечних метеоявищ на аеродромі НнмяА = $\{y^1, y^0\}$, де y^1 — «так», y^0 — «ні»; метеомінімум приземлення аеродрому МмпА = $\{e^1, e^0\}$, де e^1 — «відповідає», e^0 — «не відповідає»; відповідність складових вітру аеродрому ВсвА = $\{v^1, v^0\}$, де v^1 — «відповідає», v^0 — «не відповідає»; досвід командира ДП = $\{d^1, d^2, d^3\}$, де d^1 — «1 клас», d^2 — «2 клас», d^3 — «3 клас»; злив пального ЗП = $\{i^1, i^0\}$, де i^1 — «так», i^0 — «ні». Вершинами-нащадками є: технічна придатність аеродрому ТпА = $\{f^1, f^0\}$, де f^1 — «придатний», f^0 — «непридатний»; придатність аеродрому за метеоумовами ПАМ = $\{q^1, q^0\}$, де q^1 — «придатний», q^0 — «непридатний». Вершина-листок — потенційний збиток під час приземлення на аеродром ПЗАер = $\{t^1, t^2, t^3, t^4\}$, де t^1 — «інцидент», t^2 — «серйозний інцидент», t^3 — «аварія», t^4 — «катастрофа».

Кореневими вершинами для визначення потенційного збитку у разі приземлення на майданчик є: тип поверхні майданчика ТПМ = $\{t^1, t^2, t^3, t^4, t^5\}$, де t^1 — «рівнинна», t^2 — «лісова», t^3 — «гірська», t^4 — «водна», t^5 — «пустельна»; тип майданчика ТМ = $\{m^1, m^2\}$, де m^1 — «визначений заздалегідь», m^2 — «підбраний з повітря»; інформованість пілота щодо місця приземлення ІП = $\{i^1, i^0\}$, де i^1 — «так», i^0 — «ні»; наявність небезпечних метеоявищ на майданчику НнмяМ = $\{h^1, h^0\}$, де h^1 — «так», h^0 — «ні»; метеомінімум приземлення майданчика МмпМ = $\{j^1, j^0\}$, де j^1 — «відповідає», j^0 — «не відповідає»; відповідність складових вітру майданчика ВсвМ = $\{z^1, z^0\}$, де z^1 — «відповідає», z^0 — «не відповідає»; складність пошуково-рятувальних робіт СПРР = $\{s^1, s^0\}$, де s^1 — «висока», s^0 — «невисока». Вершинами-нащадками є: трудомісткість приземлення ТП = $\{x^1, x^0\}$, де x^1 — «висока», x^0 — «невисока»; придатність майданчика за метеоумовами ПММ = $\{o^1, o^0\}$, де o^1 — «придатний», o^0 — «непридатний». Вершина-листок — потенційний збиток під час приземлення на майданчик ПЗМ = $\{w^1, w^2, w^3, w^4\}$, де w^1 — «інцидент», w^2 — «серйозний інцидент», w^3 — «аварія», w^4 — «катастрофа».

Для визначення маргінальних та умовних імовірностей вершин запропонованої мережі використано статистичні дані, здобуті на основі аналізу стану безпеки польотів із цивільними повітряними суднами України за результатами розслідування та узагальнення інформації щодо авіаційних подій та інцидентів, що сталися у період з 2015 по 2020 рік з цивільними ПС (ПС, що внесені до Державного реєстру) [4-8].

Безумовний розподіл кореневих вершин мережі (див. рис. 4) наведено в табл. 1.

Таблиця 1

ЗД		ПД		НРД		РГ		Тпс			Крд			
z^1	z^0	p^1	p^0	n^1	n^0	r^1	r^0	t^1	t^2	t^3	k^1	k^2	k^3	
0,3	0,7	0,2	0,8	0,7	0,3	0,3	0,7	0,3	0,2	0,5	0,3	0,1	0,6	
ПЗП		ЗП		ВДзпс		ТА		МА						
r^1	r^0	i^1	i^0	b^1	b^0	a^1	a^2	a^3	s^1	s^2	s^3	s^4		
0,8	0,2	0,7	0,2	0,4	0,6	0,8	0,15	0,05	0,3	0,2	0,3	0,2		
НнмяА		ВсвА		ТП зпс		Дкпс			ПП					
y^1	y^0	v^1	v^0	c^1	c^0	d^1	d^2	d^3	p^1	p^0				
0,5	0,5	0,5	0,5	0,3	0,7	0,3	0,5	0,2	0,4	0,6				
ТПМ				ВсвМ		НнмяМ		СПРР		ТМ		МмпМ		
t^1	t^2	t^3	t^4	t^5	z^1	z^0	h^1	h^0	s^1	s^0	m^1	m^0	j^1	j^0
0,4	0,2	0,1	0,1	0,1	0,5	0,5	0,5	0,5	0,6	0,4	0,7	0,3	0,4	0,6

Запропонована модель має велику кількість змінних, а отже, таблиці умовних імовірностей є дуже громіздкими, тому призначення умовних імовірностей вершин, які мають батьків, виконувалось одразу в програмному засобі моделювання, а саме в системі ймовірнісного програмування Figaro [3].

Покращення моделі для підвищення якості передбачення майбутніх подій здійснюється навчанням параметрів моделі на даних, навчанням структури моделі та комбінуванням цих двох способів. У цій статті під навчанням будемо розуміти навчання параметрів моделі на даних. Загалом слід забезпечити різноманітність результатів, тобто дотримуватись вимог того, аби випадкова змінна набувала всіх своїх можливих значень, при цьому відстежуючи, як саме це впливає на стан інших змінних мережі.

Навчальна вибірка даних, яка використовувалась для навчання моделі, являє собою набір прикладів ситуацій виконання вимушеного приземлення на майданчик та аеродром у разі відмови двигуна(нів) на повітряному судні, сформована на основі аналізу результатів розслідування авіаційних подій і катастроф для різних типів повітряних суден.

Після досягнення апіорного розподілу за допомогою побудованої моделі та отримання вибірки даних для навчання наступним кроком є навчання моделі з метою підвищення якості передбачення. У байєсівській парадигмі навчання використовують минулі дані для отримання апостеріорного розподілу ймовірностей значень параметрів, тобто в байєсівській парадигмі навчання здійснюється з використанням алгоритму виводу.

Позначимо $P_0(\text{Parameters})$ апіорний розподіл параметрів моделі. Умовний розподіл імовірностей значень змінних для кожного прикладу даних позначимо як $P(\text{Data} \setminus \text{Parameters})$. Визначимо сумісний розподіл параметрів і даних за допомогою ланцюжкового правила:

$$P(\text{Data}, \text{Parameters}) = P_0(\text{Parameters}) \cdot P(\text{Data} \setminus \text{Parameters}). \quad (1)$$

Потім за допомогою правила повної ймовірності дістанемо розподіл ймовірності даних через додавання по параметрах:

$$P(\text{Data} = d) = \sum_p P_0(\text{Parameters} = p) \cdot P(\text{Data} = d \setminus \text{Parameters} = p). \quad (2)$$

Дані містять набір прикладів, кожен приклад, у свою чергу, має множину значень змінних. Під правдоподібністю заданого набору значень параметрів за умов даних розуміють імовірність даних при таких значеннях параметрів. Ключовою концепцією байєсівського навчання є правило Байєса, яке твердить, що апостеріорна ймовірність значень параметрів за умов даних пропорційна до добутку апіорного розподілу на правдоподібність:

$$P_1(\text{Parameters} = p) \propto P_0(\text{Parameters} = p) \cdot P(\text{Data} = d \setminus \text{Parameters} = p), \quad (3)$$

де $P_1(\text{Parameters} = p)$ — апостеріорний розподіл; $P_0(\text{Parameters} = p)$ — апіорний розподіл; $(\text{Data} = d \setminus \text{Parameters} = p)$ — правдоподібність.

Отже, у разі байєсівського навчання розраховується апостеріорний розподіл і потім використовується для передбачення майбутніх прикладів даних. Фактично це означає, що апостеріорний розподіл стає апіорним для майбутніх прикладів. Вираз для розрахунку нових даних набирає такого вигляду:

$$P(\text{Data}_1 = d_1) = \sum_p P_1(\text{Parameters} = p) \cdot P(\text{Data}_1 = d_1 \setminus \text{Parameters} = p), \quad (4)$$

де $P(\text{Data}_1 = d_1)$ — імовірності даних прикладу; $P(\text{Data}_1 = d_1 \setminus \text{Parameters} = p)$ — апостеріорний розподіл.

Підставивши цей вираз у попередній, дістанемо кінцевий вираз для передбачення нових даних (Дані₁) після навчання на вихідних даних (Дані₀):

$$P_1(\text{Data}_1 = d_1 \setminus \text{Data}_1 = d_0) \propto P_0(\text{Parameters} = p) \cdot P(\text{Data}_0 = d_0 \setminus \text{Parameters} = p) \cdot P(\text{Data}_1 = d_1 \setminus \text{Parameters} = p), \quad (5)$$

де $P_0(\text{Parameters} = p)$ — апіорний розподіл; $P(\text{Data}_0 = d_0 \setminus \text{Parameters} = p)$ — правдоподібність; $P(\text{Data}_1 = d_1 \setminus \text{Parameters} = p)$ — імовірність нових даних за умов параметрів.

Величина $P_1(\text{Data}_1 = d_1 \setminus \text{Data}_1 = d_0)$ називається апостеріорним предиктором і має вигляд суми добутоків. Для її розрахунку використовується алгоритм виводу. Таким чином, байєсівське навчання здійснюється за допомогою алгоритму виводу і не потребує спеціального алгоритму навчання.

Здобуття ймовірнісного висновку — це процес обчислення оцінки стану вершини на основі апіорної ймовірності про стани інших вершин мережі Байєса. Саме механізм побудови ймовірнісного висновку перетворює будь-яку мережу Байєса, яка описує відповідний процес, на повноцінну складову експертної системи [9]. Ця задача є складною стосовно її обчислювання, оскільки кількість обчислень експоненційно збільшується зі збільшенням кількості вершин та дуг мережі, що з'єднують ці вершини між собою. Крім того, ця задача є неоднозначною, адже під час використання різних методів формування ймовірнісного висновку можна здобути різні результати. Тобто не існує єдиного алгоритму, який би демонстрував найкращі результати для всіх типів мереж.

У процесі моделювання за алгоритм виводу було взято алгоритм Метрополіса-Гастінгса. Даний алгоритм належить до групи апроксимаційних алгоритмів і входить до групи методів Монте-Карло для ланцюгів Маркова (МКЛМ). Зазвичай його вважають одним із кращих алгоритмів для байєсівського навчання [9]. Завдяки своїй узагальненості алгоритм Метрополіса-Гастінгса є достатньо поширеним. Його головною перевагою є те, що замість випадкової вибірки нового стану на кожному кроці здійснюється процес, який спрямовує алгоритм у ділянку високих ймовірностей. А діставшись цієї ділянки, в ній зупиняється.

Запропонований підхід було реалізовано в системі ймовірнісного програмування Figaro, яка є безкоштовною і випускається за ліцензією з відкритим вихідним кодом. Множина навчальних даних, яку було сформовано за результатами розслідування авіаційних подій і катастроф, містила 52 випадки ситуацій вимушеного приземлення на аеродром і майданчик із різними наслідками. Навчання моделі здійснювалось на 36 випадках, інші було використано для перевірки якості передбачення створеної моделі.

Результат роботи програми, яка реалізує запропонований метод, наведено в табл. 2.

Таблиця 2

Номер ситуації	Місце приземлення	Збиток реальної ситуації	Імовірність збитку (аеродром), %				Імовірність збитку (майданчик), %			
			I	CI	A	K	I	CI	A	K
1	Аеродром	I	65	30	4	1	44	47	12	1
2	Аеродром	A	4	12	88	4	12	74	12	2
3	Майданчик	K	3	12	47	38	2	13	7	78
4	Аеродром	I	53	24	16	7	22	73	4	1
5	Аеродром	I	86	11	3	1	30	53	15	2
6	Майданчик	CI	3	42	52	3	22	35	41	2
7	Майданчик	I	13	16	67	4	82	14	3	1
8	Аеродром	A	3	23	69	5	3	8	31	58
9	Аеродром	A	4	9	31	57	3	14	72	11
10	Аеродром	K	3	6	13	78	4	7	64	25
11	Майданчик	CI	68	14	11	7	13	81	4	2
12	Аеродром	CI	13	72	11	4	10	68	13	9
13	Аеродром	I	65	23	7	5	32	57	7	4
14	Майданчик	CI	62	31	5	2	12	75	8	5
15	Майданчик	A	20	57	17	6	1	18	76	5
16	Майданчик	CI	59	23	11	7	11	79	7	3

Як унаочнює табл. 2, із 16-ти випадків, на яких тестувався розроблений метод, два рази система дала неправильну відповідь (6 і 9) і один раз імовірність наслідку для обох випадків була майже однаковою (12). Таким чином, помилка між дійсною та здобутою за допомогою байесівської мережі оцінкою потенційного збитку перебуває в межах 10%, що підтверджує вірогідність розробленого методу.

Висновки

Розроблено метод автоматизованого вироблення рішень для вибору стратегії дій на прикладі особливого випадку в польоті — відмови двигуна на повітряному судні. Запропонований підхід може бути узагальнено для інших особливих випадків через створення бази моделей на основі мережі Байєса. Побудова ієрархічної моделі аварійної ситуації виконувалась з урахуванням основних чинників, що призводять до відмови двигуна, а також факторів, що впливають на процес прийняття рішення щодо вибору варіанта завершення польоту в разі вимушеного приземлення. Процес навчання передбачав навчання параметрів моделі на даних і виконувався на 36-ти прикладах. Для навчання моделі було застосовано байесівську парадигму навчання, яка не потребує спеціального алгоритму навчання і виконується за допомогою алгоритму виводу. За алгоритм виводу було взято апроксимаційний алгоритм Метрополіса-Гастінгса. Перевірка якості моделі здійснювалась на 16-ти прикладах. Розроблений метод показав високу точність прогнозування, помилка між дійсною та здобутою за допомогою байесівської мережі оцінкою потенційного збитку становила 10%. Подальші дослідження будуть спрямовані на розроблення інформаційної технології створення СППР авіадиспетчера КПП для особливих випадків у польоті.

Список використаної літератури

1. Сікірда Ю. В. *Моделювання систем підтримки прийняття рішень авіадиспетчера в позаштатних льотних ситуаціях: автореф. дис. канд. техн. наук* : 05.13.06. Київ, 2004. 19 с.
2. Харченко В. П., Шмельова Т. Ф., Сікірда Ю. В. *Прийняття рішення оператором аеронавігаційної системи: монографія*. Кіровоград: КЛА НАУ, 2012. 292 с.
3. Пфеффер Ави. *Вероятностное программирование на практике / пер. с англ. А. А. Слинкин. Москва: ДМК Прес, 2017. 462 с.*
4. *База даних по авіаційним катастрофам США*. URL: <http://www.nts.gov/investigations/summary/AAR0003.html>.
5. *Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України та суднами іноземної реєстрації, що сталися у 1 півріччі 2019 року*. URL: http://www.nbaai.gov.ua/uploads/pdf/_2019.pdf.
6. *Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України та суднами іноземної реєстрації, що сталися у 2018 році*. URL: <http://www.nbaai.gov.ua/uploads/pdf/Analysis2018.pdf>.
7. *Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України та суднами іноземної реєстрації, що сталися у 1 півріччі 2017 року*. URL: http://www.nbaai.gov.ua/uploads/pdf/Analysis_2017.pdf.
8. *Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України та суднами іноземної реєстрації, що сталися у 1 півріччі 2016 року*. URL: http://www.nbaai.gov.ua/uploads/pdf/Analysis_2016.pdf.
9. *Байесівські мережі в системах підтримки прийняття рішень / М. З. Згуровський, П. І. Бідюк, О. М. Терентьев, Т. І. Присянкіна-Жарова. Київ: ТОВ «Видавниче підприємство "Едельвейс"», 2015. 300 с.*

А. В. Колесник, І. В. Захарченко, Р. В. Тарасов, П. Г. Бердник

МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОЇ ВИРАБОТКИ РЕШЕНЬ ДЛЯ ОСОБЫХ СЛУЧАЕВ В ПОЛЕТЕ

Разработан метод автоматизированной выработки решений в рамках создания СППР авіадиспетчера для помощи в принятии решения о выборе варианта завершения полета при возникновении особого случая в полете на примере отказа двигателя на воздушном судне. Метод основан на применении технологии вероятностного программирования и предусматривает: построение вероятностной иерархической модели аварийной ситуации на основе сети Байеса с учетом факторов, влияющих на процесс принятия решения, формирование выборки учебных примеров для обучения созданной модели с целью улучшения качества пред-

сказання будущих ситуаций, обучения модели на примерах с использованием байесовской парадигмы обучения, выбор алгоритма вывода для получения вероятностного вывода. Предложенный метод реализован в системе вероятностного программирования Figaro, программный код написан на языке Scala. Разработанный метод показал высокую точность прогнозирования, ошибка между действительной и полученной с помощью байесовской сети оценки составила 10%. Дальнейшие исследования будут направлены на разработку информационной технологии создания СППР авиадиспетчера УВД для особых случаев в полете.

Ключевые слова: авиадиспетчер; вероятностное программирование; сеть Байеса; обучение.

A. V. Kolesnyk, I. V. Zakharchenko, R. V. Tarasov, P. G. Berdnik

METHOD OF AUTOMATED DEVELOPMENT OF SOLUTIONS FOR SPECIAL CASES IN FLIGHT

The article develops a method of automated decision making in the framework of the creation of DSS air traffic controller. The method of automated decision-making for special cases in flight is being developed as one of the stages of information technology for the creation of decision support system for air traffic controllers. This is necessary to help decide on the option of terminating the flight in the event of a special case in flight on the example of engine failure on the aircraft. The developed method involves the use of probabilistic programming technology. It includes: construction of a probabilistic hierarchical model of emergency based on the Bayesian network taking into account the factors influencing the decision-making process, creating a sample of examples for learning the model to improve future situations models on examples using the Bayesian learning paradigm, the choice of inference algorithm to obtain a probabilistic conclusion. The proposed method is implemented in the probabilistic programming system Figaro, which is free and available under an open source license. The program code is written in Scala. The set of training data was formed based on the results of the investigation of aviation accidents and catastrophes and contained fifty-two cases of forced landing at the aerodrome and on the site with different consequences. The learning process was learning the parameters of the model on the data and was performed on thirty- six examples. Other cases (sixteen) were used to test the prediction quality of the created model. The Bayesian learning paradigm is used to teach the model, which does not require a special learning algorithm and is performed using the inference algorithm. The Metropolis-Hastings approximation algorithm is used as the derivation algorithm. The developed method showed high accuracy of forecasting. The error between the actual result and the estimate obtained using the Bayesian network was 10%. Further research will be aimed at developing information technology for the creation of DSS air traffic controller for special cases in flight.

Keywords: air traffic controller; probabilistic programming; Bayesian network; training.

