

А. В. Колесник¹, А. В. Бойко², Т. Ю. Міщенко³, В. М. Руденко⁴

¹ Льотна академія НАУ, Кропивницький, Україна

² Військова частина А3544, Кіровоград, Україна

³ Військова частина А2171, Одеса, Україна

⁴ Донбаська державна машинобудівна академія, Краматорськ, Україна

РОЗРОБКА МОДЕЛІ ЗНАТЬ ДЛЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ АВІАЦІЙНИМ ОПЕРАТОРОМ ПРИ ВИНИКНЕННІ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ В ПОЛЬОТІ

Анотація. Предметом вивчення в статті є методи, що дозволяють вирішити проблему невизначеності в процесі побудови систем підтримки прийняття рішень авіадиспетчера при виникненні особливих випадків в польоті. **Метою** є аналіз і обґрунтування вибору математичного апарату для побудови СППР авіадиспетчера. **Завдання:** аналіз ряду відомих методів інтелектуального аналізу даних, а саме: еволюційних алгоритмів, нейронних мереж, нечіткої логіки та байєсівських мереж з точки зору доцільності їх застосування при побудови систем підтримки прийняття рішень авіадиспетчера управління повітряним рухом при виникненні особливих випадків в польоті. Використовуваними **методами** є: методи аналізу і синтезу складних інформаційних систем, методи імітаційно-статистичного моделювання. Отримано такі **результати**. В результаті проведеного аналізу було встановлено, для побудови моделі СППР авіадиспетчера найбільш ефективним є використання апарату байєсівських мереж, який представляє собою перспективний ймовірнісний інструментарій, що дозволяє моделювати складні ієрархічні статичні та динамічні системи. Це обумовлено тим, що на відміну від популярних на даний час моделей "чорних скриньок" байєсівська мережа дозволяє отримати зрозуміле пояснення одержаних висновків, має їх логічну інтерпретацію, надає можливість врахування невизначеностей параметричного, статичного і структурного характеру і, що є особливо важливим, ґрунтується на фундаментальних положеннях теорії ймовірностей, яка розроблялась не одне сторіччя. **Висновки.** Напрямоком подальших досліджень є побудова системи підтримки прийняття рішень авіадиспетчера з використанням байєсівських мереж і технології ймовірнісного програмування.

Ключові слова: СППР, авіадиспетчер, еволюційні алгоритми, нейронні мережі, нечітка логіка, байєсівська мережа.

Вступ

Постановка проблеми у загальному вигляді. Диспетчер управління повітряним рухом виконує найважливішу функцію безпосереднього впливу на роботу льотних екіпажів, безпеку та слушність руху їх повітряних суден. Збільшення інтенсивності та щільності повітряного руху, перевищення норм пропускної спроможності секторів управління повітряним рухом неминуче призводить до нестачі часу, потрібного авіадиспетчеру для всебічного аналізу повітряної обстановки та прийняття грамотних рішень [1]. Для забезпечення підтримки операторської діяльності, особливо при виникненні позаштатних польотних ситуацій, для якісного прогнозування та своєчасної видачі правильних рекомендацій застосовують системи підтримки прийняття рішень (СППР), що являють собою інтерактивні системи, які використовують обладнання, програмне забезпечення, дані, базу моделей і роботу оператора з метою підтримки всіх стадій прийняття рішень [2-4].

Особливістю задачі управління повітряним рухом є прийняття рішень в умовах завад, відсутності, нестачі або неточності інформації на поточний момент часу, тобто вона відноситься до класу задач, що слабо формалізуються. На даний момент існує ряд методів, що дозволяють вирішити проблему невизначеності, побудувати якісну модель СППР, отримати прийнятні прогнози і відповідні рішення.

Мета статті – обґрунтування вибору математичного апарату представлення знань для побудови СППР авіадиспетчера при виникненні особливих випадків в польоті.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання інтелектуальної підтримки прийняття рішень в автоматизованих системах управління повітряним рухом з елементами штучного інтелекту розглядаються в роботі [5], забезпечення функціональної стійкості автоматизованих систем управління повітряним рухом в роботі [6]. Побудова СППР авіадиспетчера з використанням штучних нейронних мереж з програмним забезпеченням на основі візуальної системи програмування Delphi 5 з використанням технології BDE запропоновано в роботі [7]. Але питання підвищення ефективності підтримки діяльності авіаційного оператора при виникненні позаштатних ситуацій, потребують подальших досліджень.

Основна частина

Найбільш поширеними видами невизначеності в процесі побудови математичних моделей процесів і об'єктів різної природи є структурні, статистичні і параметричні невизначеності, які призводять до ускладнення процесу аналізу даних і погіршують якість оцінок прогнозів та/або якості автоматизованого керування. Для того, щоб побудувати високоякісну модель та отримати прийнятну оцінку прогнозів та відповідних їм рішень або керуючих впливів необхідно мінімізувати вплив невизначеності. Це досягається шляхом використання їх математичного опису або введення експертних оцінок, які забезпечують урахування невизначеності у моделях. На даний час не існує універсальних процедур для врахування всіх видів невизначеності. Так, наприклад, фільтр Калмана дає можливість врахувати та мінімізувати вплив збурень станів та шумів вимірів і завдяки цьому,

отримати оптимальні оцінки стану досліджуваного процесу на фоні негативних випадкових впливів [2]. Це сприяє не тільки покращенню оцінок стану, але й підвищенню якості оцінок прогнозів стану динамічних систем і якості керування ними.

Значний вклад у подолання проблеми невизначеності надають методи інтелектуального аналізу даних, а саме: нейронні мережі, нечітка логіка, нейро-нечіткі системи, байєсівські мережі та інші моделі байєсівського типу, еволюційні методи, інформований (евристичний) пошук та дослідження просторів, спрямовані на розв'язання оптимізаційних задач, математичну логіку, дерева рішень тощо.

Проведемо аналіз ряду методів інтелектуального аналізу даних методів з точки зору доцільності їх застосування для побудови системи підтримки прийняття рішень авіадиспетчера при виникненні особливого випадку в польоті – відмові двигуна на повітряному судні в польоті.

Еволюційні методи. Класичні методи, що використовуються для прийняття рішень, основну частину яких складають методи оптимізації, не є інваріантними до розмірності і змісту області даних, структури і параметрів цільової функції. Для досягнення даної мети, були створені методи еволюційного (генетичного) моделювання, що базуються на ідеях і принципах природної еволюції. До еволюційних алгоритмів відносять такі [8-10]: **еволюційне програмування**, що орієнтоване на оптимізацію неперервних функцій без використання рекомбінацій; **еволюційні стратегії**, що орієнтовані на оптимізацію неперервних функцій з використанням рекомбінацій; **генетичні алгоритми**, що призначені для оптимізації функцій дискретних змінних, в них акцентується увага на рекомбінаціях геномів; **генетичне програмування**, що використовує еволюційний метод для оптимізації комп'ютерних програм.

Еволюційний пошук включає в себе групу багатомірних, стохастичних, евристичних методів оптимізації, що засновані на ідеї еволюції за допомогою природного відбору. Такі методи отримані шляхом узагальнення та наслідування таких властивостей природи в штучних системах як: природний відбір, пристосованість до змін навколишнього середовища, спадкоємність нащадками від батьків життєво важливих властивостей.

Формально еволюційні методи пошуку можна представити у вигляді наступної функції:

$$GM = GM(P_0, N, L, f, \Omega, \Psi, \Theta, T), \quad (1)$$

де $P_0 = \{H_1^0, H_2^0, \dots, H_N^0\}$ - початкова популяція - множина рішень задачі, що подані у вигляді хромосом; $H_j^0 = \{h_{j_1}^0, h_{j_2}^0, \dots, h_{j_{L_j}}^0\}$ - j -та хромосома популяції, P_0 - набір значень незалежних змінних, поданих у вигляді генів; h_{ij}^0 - i -й ген j -ї хромосоми популяції P_0 - значення i -го оптимізованого параметру задачі, що входить в j -те рішення; N - кількість хромосом в популяції; f - цільова функція; Ω - оператор відбору; T - критерій зупинки.

Кожний еволюційний алгоритм є ітераційним методом. На кожній ітерації метод працює не з одним рішенням, а з деякою множиною рішень (сукупністю хромосом). Нова множина рішень залежить лише від попередньої, в загальному випадку, є кращою за попередні. Серед переваг еволюційних методів слід зазначити наступні: відсутність обмежень, щодо вигляду цільової функції; здатність пошуку рішень у просторі великої розмірності; зрозумілість схеми і базових принципів еволюційних обчислень; інтеграція еволюційних обчислень з іншими парадигмами штучного інтелекту. Недоліками еволюційних методів є: достатньо висока обчислювальна трудомісткість; відсутність гарантії оптимальності отриманого рішення; відсутність чіткої відповіді на такі питання: якими є необхідні і достатні умови збіжності кожного з методів; наскільки інваріантними є еволюційні алгоритми по відношенню до вигляду структур і вигляду початкових даних; самоадаптація еволюційних алгоритмів; відносна невелика ефективність на заключних фазах моделювання еволюції.

Нейронні мережі. Перспективним підходом до організації обробки неявних форм подання знань є застосуванням штучних нейронних мереж, які будуються по принципу організації та функціонування біологічних нейронних мереж - мереж нервових клітин живого організму.

Нейронні мережі використовують для вирішення складних задач, що потребують аналітичних розрахунків, подібних до тих, що виконує мозок людини. Найбільш часто нейромережі використовують для вирішення наступних задач: розпізнавання образів, у якості яких можуть бути символи тексту, зображення, зразки звуків тощо; класифікація - розподіл даних за параметрами; прийняття рішень і управління; кластеризація, тобто розподіл множини вхідних сигналів на класи; прогнозування; апроксимація; стиснення даних і асоціативна пам'ять.

Штучна нейронна мережа - мережа простих елементів - нейронів, які отримують вхід, змінюють свій внутрішній стан (збудження) відповідно до цього входу, і виробляють вихід, залежний від входу та збудження. Така мережа утворюється з'єднанням виходів одних нейронів зі входами інших нейронів з утворенням зваженого орієнтованого графу.

Нейромережа складається з декількох шарів: вхідний, внутрішні (приховані) та вихідний шари. Внутрішніх шарів може бути декілька. В кожному шарі утримується декілька нейронів, які пов'язані між собою зв'язками - вагами.

В процесі функціонування штучна нейронна мережа формує вихідний сигнал Y у відповідності з вхідним сигналом X , реалізуючи деяку функцію $z: Y = z(X)$.

Якщо задана архітектура мережі, то вид функції z визначається значеннями нейронів (синаптичних вагів і зміщень) мережі. Приймемо за Z множину всіх можливих функцій z , які відповідають заданій архітектурі мережі.

Розв'язанням деякої задачі буде функція k . $Y = k(X)$, що задається парами входів-виходів

$(X_1, Y_1) \dots (X_n, Y_n)$, для яких $Y_j = k(X_j)$, де $j = 1 \dots N$. E – функція помилки (функціонал якості), яка показує для кожної функції z ступінь наближення до k .

Для вирішення задачі з використанням нейромережі заданої архітектури треба побудувати функцію $z \in Z$, підібравши параметри нейронів таким чином, щоб функціонал якості перетворювався в оптимум для всіх пар (X_n, Y_n) .

Задача навчання нейромережі визначається сукупністю п'яти компонентів: $\langle X, Y, k, Z, E \rangle$. Навчання полягає в пошуку функції z , оптимальної за E і являє собою ітераційну процедуру, на кожному кроці якої відбувається зменшення помилки.

Функція E може мати довільний вигляд. Якщо обрана множина прикладів для навчання й засіб обчислення функції помилки, то навчання нейромережі зводиться до задачі багатовимірної оптимізації. При вирішенні даної задачі перевага віддається тим методам, які здатні навчити ШНС за невелику кількість кроків і потребують невеликого числа додаткових змінних. У порівнянні з традиційними методами перевагами нейронних мереж є такі [7, 10, 11]:

1. Рішення задач в умовах невизначеності. Нейронна мережа дозволяє вирішувати завдання з невідомими закономірностями і залежностями між вхідними та вихідними даними, завдяки здатності до навчання.

2. Стійкість до шумів у вхідних даних. Завдяки здатності нейронної мережі самостійно виявляти неінформативні для аналізу параметри та відсіювати їх, відпадає необхідність у попередньому аналізі вхідних даних.

3. Гнучкість структури нейронних мереж. Компоненти нейрокомп'ютерів - нейрони і зв'язки між ними - можна комбінувати різними способами.

4. Адаптація до змін навколишнього середовища. Чим вище адаптивні здібності системи, тим більш стійкою буде її робота в нестационарному середовищі.

5. Висока швидкодія. Вхідні дані обробляються багатьма нейронами одночасно, завдяки чому нейронні мережі вирішують завдання швидше, ніж більшість інших алгоритмів.

6. Відмовостійкість нейронних мереж. У випадку несприятливих змін умов нейромережа реагує лише незначним зниженням продуктивності, що обумовлено розподіленим характером зберігання інформації в нейронній мережі. На працездатність нейромережі істотно можуть вплинути тільки серйозні пошкодження структури.

Проте нейромережі мають і ряд недоліків, що обмежує їх використання для вирішення певного кола задач [7]:

1. Складність змістовної інтерпретації нейронних мереж. Нейронні мережі працюють як "чорна скринька", оскільки отриманий результат (навіть найточніший прогноз) ніяк не пояснюється. Проблеми інтерпретації призводять до зниження цінності отриманих результатів.

2. Трудомісткість і тривалість навчання. Для того щоб нейронна мережа могла коректно вирішувати поставлені завдання, потрібно провести її навчання на десятках мільйонів наборів вхідних даних.

3. Нездатність прийняття рішень в кілька етапів. Нейронна мережа не може вирішувати завдання, які вимагають послідовного виконання декількох кроків; вона здатна вирішувати завдання тільки "в один захід". Тому нейромережа не може, наприклад, довести математичну теорему.

4. Відповідь, що видається НМ, завжди є приблизною. Нейронні мережі не здатні давати точні і однозначні відповіді. Але завдання, в яких треба застосовувати НМ і одночасно отримувати точні відповіді, зустрічаються досить рідко.

Нечітка логіка. Методи нечіткої логіки при моделюванні технічних систем доцільно використовувати у таких випадках, коли об'єкти, що моделюються [9]: є складними для аналізу за допомогою загальноновідомих кількісних методів; джерела інформації інтерпретуються неточно, в якісному вигляді або невизначено (наприклад речення на природній мові).

Базовим поняттям нечіткої логіки є елементарне нечітке висловлювання, що представляє собою певне речення, щодо якого можна судити про його істинність чи хибність з деякою мірою впевненості.

Обробка нечіткої інформації здійснюється шляхом перетворення отриманих даних (наприклад від датчиків) в значення лінгвістичних змінних у спеціальному блоці, що має назву "фазифікатор". Потім реалізуються процедури нечіткого виводу на множині продукційних правил, що складають базу знань технічної системи.

Лінгвістичні змінні використовуються для кількісного представлення вхідних та вихідних змінних системи у вигляді нечітких множин (термів). Терми лінгвістичних змінних представляються у вигляді функцій приналежності різного вигляду.

На рис. 1, а, б, для прикладу, наведена лінгвістична змінна, представлена за допомогою термів ("низька", "середня", "висока") з трапецієподібною та гаусовою функціями приналежності.

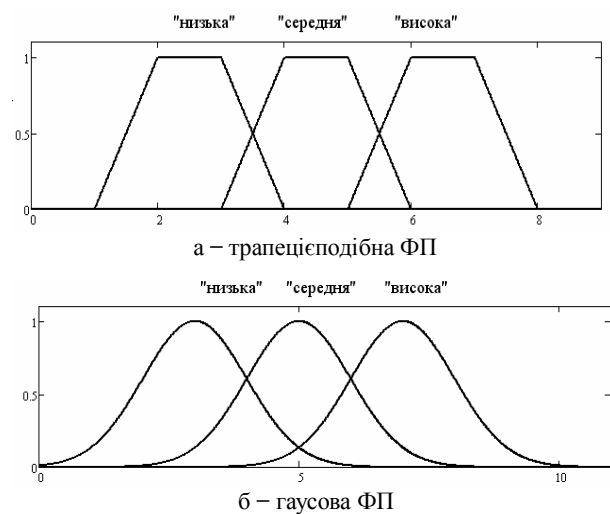


Рис. 1. Лінгвістична змінна з трапецієподібною та гаусовою функціями приналежності терм-множин

Трапецієподібна функція приналежності визначається як:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a; \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b; \\ 1, & b \leq x \leq c; \\ \frac{d-x}{d-b}, & b \leq x \leq d; \\ 0, & c \leq x, \end{cases} \quad (2)$$

де a, b, c, d - довільні числові параметри.

Гаусівська функція приналежності є такою:

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2c^2}\right), \quad (3)$$

де b, c - довільні числові параметри.

В результаті виводу формуються нечіткі вихідні множини, які потім перетворюються в чіткі значення результатів у блоці, має назву "дефазифікатор". Процедури моделювання на основі нечіткої логіки характеризуються відносною прозорістю (простотою) та можливістю їх адаптації до процесів визначеного класу. До недоліків можна віднести необхідність генерування великої кількості правил при дослідженні багатовимірних процесів і неможливість стеження за їх використанням особою, що приймає рішення (ОПР) при формуванні остаточних висновків.

Байєсівські мережі. Одним з ефективних методів, що спрямовані на боротьбу з невизначеностями, є широкий клас методів моделювання, прогнозування і керування, які ґрунтуються на байєсівському підході [2]. Використання байєсівських мереж для аналізу процесів різної природи, діяльності людини та функціонування технічних систем дозволяє враховувати та використовувати експертні оцінки і статистичну інформацію.

Змінні, що використовуються у байєсівських мережах, можуть бути представлені у дискретному та неперервному вигляді, а за способом їх надходження вони можуть бути: в режимі реального часу, у вигляді статистичних масивів інформації та баз даних. Позначимо Ω - множину подій (всі можливі значення випадкової змінної) випадкових експериментів. Якщо змінна отримала конкретне значення, говорять, що конкретна подія (спостереження) мала місце. Розглянемо дві події простору подій, що відповідають спостереженню та гіпотезі: $E \in \Omega$ та $H \in \Omega$ відповідно. Для обчислення ймовірності того, що подія E відбудеться за умови, що відбулась подія H , тобто умовної ймовірності $P(E|H)$ використовують формулу Байєса:

$$P(E|H) = \frac{P(E \cap H)}{P(H)}. \quad (4)$$

Для події H :

$$P(H|E) = \frac{P(H \cap E)}{P(E)}. \quad (5)$$

Враховуючи властивість комутативності сукупної ймовірності можна записати правило Байєса:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{P(E)} \quad (6)$$

Ймовірності у чисельнику (6) є апіорними (задані до початку спостережень), у знаменнику – апостеріорними. Даний вираз демонструє причинно-наслідковий зв'язок між спостереженням і гіпотезою. За умови, що події є вичерпними і не перетинаються, тобто $\bigcup_{i=1}^n H_i = \Omega$, ймовірність події E можна обчислити за допомогою умовних ймовірностей:

$$P(E) = \sum_{i=1}^n P(E \cap H_i) = \sum_{i=1}^n P(E|H_i) \cdot P(H_i). \quad (7)$$

Підставимо даний вираз в (6) і отримаємо наступний вираз, що є основою для побудови мереж Байєса:

$$P(H_k|E) = \frac{P(E|H_k) \cdot P(H_k)}{\sum_{i=1}^n P(E|H_i) \cdot P(H_i)}, \quad (8)$$

де H_k - будь яка гіпотеза з n можливих.

Байєсівська мережа – це графова ймовірнісна модель, що має множину змінних і їх ймовірностей по Байєсу. Формально, байєсівська мережа визначається як пара $\langle G, B \rangle$. Перша складова – G , це направлений ациклічний граф, що відповідає змінним процесу, що досліджується і будується у вигляді причинно-наслідкової мережі. Друга складова – B , множина параметрів, що визначають мережу і містить параметри: $\Theta_{X^i \setminus \text{par}(X^i)} = P(X^i | \text{par}(X^i))$ для кожного можливого значення $x^{(i)} \in X^{(i)}$ та $\text{par}(X^{(i)}) \in \text{Par}(X^{(i)})$, де $\text{Par}(X^{(i)})$ – набір батьків (parents) змінної $X^{(i)} \in G$, кожна з яких представляється у вигляді вершини [2]. Повна спільна ймовірність мережі Байєса обчислюється за виразом:

$$P_B(X^1, X^2, \dots, X^n) = \prod_{i=1}^n P_B(X^i | \text{Par}(X^{(i)})). \quad (9)$$

Серед переваг байєсівських мереж слід зазначити: чітке розуміння суті взаємодії факторів процесу між собою, завдяки високому рівню візуалізації, який досягається представленням взаємодії між факторами процесу у вигляді причинно-наслідкових зв'язків; можливості врахування невизначеностей статистичного, структурного і параметричного характеру; наявність досить гнучких процедур оцінювання параметрів і станів досліджуваних процесів; поєднання в одній моделі великої кількості різномірних змінних; побудова моделей за наявності прихованих вершин і при неповних спостереженнях; наявність широкого спектра методів формування точних і наближених висновків.

Серед недоліків слід зазначити труднощі з отриманням апіорної інформації та відносну складність деяких обчислювальних процедур, пов'язаних з

числовим інтегруванням, оцінюванням параметрів і формуванням імовірнісних висновків. Мережі Байеса – це високоресурсний метод ймовірнісного моделювання процесів довільної природи з невизначеностями різних типів, який забезпечує можливість достатньо точного опису їх функціонування, оцінювання прогнозів та побудову системи управління. Методологія байєсівського аналізу даних та експертних оцінок цілком узгоджується з логікою дій особи, що приймає рішення при аналізі процесів довільної природи, формуванні альтернатив і прийнятті рішень [2].

Висновки і напрямки подальших досліджень

В роботі проведено аналіз ряду відомих методів інтелектуального аналізу даних з точки зору доцільності їх застосування для побудови моделі системи підтримки прийняття рішень авіадиспетчера при виникненні особливих випадків в польоті.

Були проаналізовані: еволюційні методи, штучні нейронні мережі, нечітка логіка та байєсівські мережі. В результаті проведеного аналізу було встановлено, для побудови моделі СППР авіадиспетчера найбільш ефективним є використання апарату байєсівських мереж, який представляє собою перспективний ймовірнісний інструментарій, що дозволяє моделювати складні ієрархічні статичні та динамічні системи. На відміну від популярних на даний час моделей "чорних скриньок" байєсівська мережа дозволяє отримати зрозуміле пояснення одержаних висновків, має їх логічну інтерпретацію. Крім того перевагою таких мереж також є можливість врахування невизначеностей параметричного, статичного і структурного характеру і, що є особливо важливим, вони ґрунтуються на фундаментальних положеннях теорії ймовірностей, яка розроблялась не одне сторіччя.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Харченко В.П. Прийняття рішення оператором аеронавігаційної системи: монографія / В.П. Харченко, Т.Ф. Шмельова, Ю.В. Сікірда. – Кіровоград: КІА НАУ, 2012. – 292с.
2. Згуровський М.З. Байєсівські мережі в системах підтримки прийняття рішень / М.З. Згуровський, П.І. Бідюк, О.М. Терентьев, Т.І. Просянкіна-Жарова. – Київ: ТОВ "Видавниче підприємство "Едельвейс", 2015. – 300 с.
3. Тереник Д., Кучук Г.А. Порівняння SQL і NOSQL баз даних на прикладі проектування аффілейт репорт систем. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. 2020. № 1(93). С. 83–89.
4. Kuchuk N. Method for calculating of R-learning traffic peakedness / N. Kuchuk; O. Mozhaiev, M. Mozhaiev; N. Kuchuk // 2017 4th International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2017. – 2017. – P. 359 – 362. URL : <http://dx.doi.org/10.1109/INFOCOMMST.2017.8246416>
5. Неделько С.Н. Оценка эффективности информационной поддержки операторов автоматизированных систем обслуживания воздушного движения / С.Н. Неделько, В.Н. Неделько // Вісник КМУЦА. – К.: КМУЦА, 1999. – № 2. – С. 184-186.
6. Неделько С.М. Основи теорії функціональної стійкості автоматизованої системи управління повітряним рухом: монографія / С.М.Неделько. – Кіровоград: ДІАУ, 2011. – 218с.
7. Сікірда Ю.В. Моделювання систем підтримки прийняття рішень авіадиспетчера в позаштатних льотних ситуаціях Автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.06 / Ю.В.Сікірда. — К., 2004. — 19 с.
8. Гожий О.П. Алгоритми інтелектуальних систем: Навчально-методичний посібник. – Миколаїв: Вид-во НАУКМА, 2001. – 28 с.
9. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С. Д. Штовба. — М.: Горячая линия – Телеком, 2007. — 288 с.
10. Кучук Г.А., Саатсазов Б.Г. Распознавание человеческих эмоций с использованием нейросетевых технологий. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Полтава : ПНТУ, 2017. Вип. 4(44). С. 64-69.
11. Бондарев В. Н. Искусственный интеллект: учебное пособие для вузов / В. Н. Бондарев, Ф. Г. Аде. — Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2002. — 615с.

Received (Надійшла) 28.02.2020

Accepted for publication (Прийнята до друку) 15.04.2020

Development of a knowledge model for an information decision support system an aviation operator in case of special cases in flight

A. Kolesnyk, A. Boyko, T. Mishchenko, V. Rudenko

Abstract. The subject matter of the article is methods that allow solving the problem of uncertainty in the process of constructing decision support systems for air traffic controllers for special cases in flight. The goal is the analysis and justification of the choice of mathematical tool for constructing a DSS model of an air traffic controller. The tasks are: analysis of a number of well-known methods of data mining, namely: evolutionary algorithms, neural networks, fuzzy logic and Bayesian networks from the point of view of the appropriateness of their use in constructing mathematical models of decision support systems for air traffic controllers in case of special cases in flight. The methods used are: methods of analysis and synthesis of complex information systems, methods of simulation and statistical modeling. The following results were obtained. It has been established that the most effective way to build a DSS model of an air traffic controller is to use a Bayesian network tool. It is a promising probabilistic tool, that allows you to simulate complex hierarchical static and dynamic systems. This is due to the fact that, in contrast to the currently popular "black box" models, the Bayesian network provides an understandable explanation of the findings, has a logical interpretation, makes it possible to take into account the uncertainties of a parametric, static and structural nature and, which is especially important, is based on fundamental provisions of the theory of probability, which has been developed for more than one century. **Conclusions.** The direction of further research is the construction of a DSS model of an air traffic controller using Bayesian networks and probabilistic programming technology.

Keywords: DSS, air traffic controller, evolutionary algorithms, neural networks, fuzzy logic, Bayesian networks