

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ АНАЛІЗ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ЕКІПАЖОМ ПОВІТРЯНОГО СУДНА ЩОДО МОЖЛИВОСТІ ЗДІЙСНЕННЯ ПОЛЬОТУ ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ КОНТРОЛЮ І ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АВІАЦІЙНОГО ДВИГУНА ТВ3-117

С. І. Владов, А. С. Сіора, А. А. Яніцький, В. Ю. Дятловська

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ
вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна. E-mail: ser26101968@gmail.com

Т. Ф. Шмельова

Національний авіаційний університет

просп. Любомира Гузара, 1, м. Київ, 03058, Україна. E-mail: shmelova@ukr.net

Розроблено метод підтримки прийняття рішень командиром екіпажу вертольоту Мі-8 (та його модифікацій) відповідно до технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117, що базується на нейромережевому аналізі основних чинників: контроль, діагностика, прогнозування технічного стану, аналіз тренду, налаштування параметрів, діагностика системи автоматичного управління авіаційного двигуна ТВ3-117, урахує професійні якості екіпажу повітряного судна. Актуальність розробленого методу полягає в отриманні інформації у стислий термін щодо будь-якої зміни у функціонуванні авіаційного двигуна повітряного судна й прийнятті відповідного рішення щодо можливості здійснення польоту. Основними засадами розробленого методу є задача класифікації набору даних за допомогою перцептрона і подальшого аналізу отриманої нейронної мережі з метою знаходження класифікації правил для кожного з класів. Розроблений метод базується на алгоритмі вилучення правил з нейронних мереж, навчених вирішенню завдання класифікації (метод NeuroRule). Модель аналізу можливості виконання польоту побудовано за допомогою нейронної мережі архітектури перцептрон, навченої з учителем процедурою зворотного поширення помилки методом градієнтного наближення. Визначено, що кількість вхідних нейронів нейронної мережі складає 10, вихідних нейронів – 1, нейронів прихованого шару – 10, а кількість елементів навчальної вибірки – 50. Розроблена архітектура нейронної мережі дозволяє автоматизувати прийняття рішення можливості виконання польоту, а за проведеними розрахунками в нейропакеті NeuroPro 0.25 показано, що люфт (помилка нейронної мережі) автоматично визначається як 10 % від діапазону. При цьому нейронна мережа навчається прогнозувати значення даного поля з точністю $\pm 10\%$ від діапазону зміни значень, що цілком задовольняє вимогам.

Ключові слова: авіаційний двигун, нейромережева модель, прийняття рішень, чинник.

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ЭКИПАЖА ВОЗДУШНОГО СУДНА О ВОЗМОЖНОСТИ ОСУЩЕСТВЛЕНИЯ ПОЛЕТА ПО РЕЗУЛЬТАТАМ КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АВИАЦИОННОГО ДВИГАТЕЛЯ ТВ3-117

С. И. Владов, А. С. Сиора, А. А. Яницкий, В. Ю. Дятловская

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел
ул. Победы, 17/6, г. Кременчуг, 39605, Украина. E-mail: ser26101968@gmail.com

Т. Ф. Шмельова

Национальный авиационный университет

просп. Любомира Гузара, 1, г. Киев, 03058, Украина. E-mail: shmelova@ukr.net

Разработан метод поддержки принятия решений командиром экипажа вертолета Ми-8 (и его модификаций) в соответствии с техническим состоянием авиационного двигателя ТВ3-117, основанный на нейросетевом анализе основных факторов: контроль, диагностика, прогнозирование технического состояния, анализ тренда, настройки параметров, диагностика системы автоматического управления авиационного двигателя ТВ3-117, учитывает профессиональные качества экипажа воздушного судна. Актуальность разработанного метода заключается в получении информации в сжатые сроки о любом изменении в функционировании авиационного двигателя воздушного судна и принятии соответствующего решения о возможности осуществления полета. Основными принципами разработанного метода является задача классификации набора данных с помощью перцептрона и дальнейшего анализа полученной нейронной сети с целью нахождения классификации правил для каждого из классов. Разработанный метод базируется на алгоритме удаления правил нейронных сетей, обученных решению задачи классификации (метод NeuroRule). Модель анализа возможности выполнения полета построено с помощью нейронной сети архитектуры перцептрон, обученной с учителем процедурой обратного распространения ошибки методом градиентного приближения. Определено, что количество входных нейронов нейронной сети составляет 10 выходных нейронов – 1, нейронов скрытого слоя – 10, а количество элементов обучающей выборки – 50. Разработана архитектура нейронной сети позволяет автоматизировать принятие решения возможности выполнения полета, а по проведенным расчетам в нейропакете NeuroPro 0.25 показано, что люфт (ошибка нейронной сети) автоматически определяется как 10 % от диапазона. При этом нейронная сеть учится прогнозировать значение данного поля с точностью $\pm 10\%$ от диапазона изменения значений, вполне удовлетворяет требованиям.

Ключевые слова: авиационный двигатель, нейросетевая модель, принятие решения, фактор.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Авіаційний двигун ТВ3-117 як відновлюваний об'єкт протягом терміну

служби вимагає постійного моніторингу, трудомісткість якого залежить від рівня автоматизації проце-

сів отримання, обробки, зберігання, документування інформації про поточний стан авіаційного двигуна, а також контролю, діагностики, прогнозування його технічного стану. Засобом реалізації завдання моніторингу є розподілені системи, на які покладається задача визначення ступеня відповідності авіаційного двигуна ТВ3-117 пропонованим вимогам, тобто контролю та діагностики його технічного стану [1–3].

Таким чином, дані контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 є цінним ресурсом, який зберігає в собі великі потенційні можливості по вилученню корисної аналітичної інформації. Тому, все більшої актуальності набувають задачі виявлення прихованих закономірностей, вироблення стратегій прийняття рішень тощо. Впровадження засобів автоматизації в системи інтелектуального аналізу даних здатне скоротити терміни, підвищити якість і ефективність прийнятих рішень.

У зв'язку з цим, метою роботи є використання неймережевих технологій в інформаційних системах підтримки прийняття рішень, де нейронні мережі виступають в ролі основного засобу обробки даних.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ.

Використання підходу, що ґрунтується на неймережевих технологіях обробки даних, зумовлено здатністю нейронних мереж до моделювання нелінійних процесів, відтворення надзвичайно складних залежностей, адаптивності до умов функціонування, роботі із зашумленими даними і відсутністю апріорної інформації. А головне, вони здатні навчатися на основі досвіду, узагальнювати попередні прецеденти на нові випадки і витягувати суттєві особливості з інформації, що надходить. Тим самим побудова правил формує мережу, однак ці правила містяться у вагових коефіцієнтах, функціях активації і зв'язках між нейронами, але зазвичай їх структура занадто складна для сприйняття. Більш того, у багатошаровій мережі ці параметри можуть бути нелінійними, немонотонними відносинами між вхідними і цільовими значеннями. Отже, як правило, не є можливим відокремити вплив певної ознаки на цільове значення, тому що цей ефект може бути опосередкований значеннями інших параметрів. Нейронна мережа, по суті, виступає «чорним ящиком», на вхід якого подаються вихідні дані і на виході виходить деякий результат, однак обґрунтування, чому було прийнято саме таке рішення, не надається.

Нехай задача полягає в класифікації деякого набору даних за допомогою перцептрона і подальшого аналізу отриманої мережі з метою знаходження класифікації правил, що характеризує кожен з класів.

Спочатку розглянемо цю задачу на прикладі одношарового перцептрона, в якому п'ять булевих нейронів на вході і один на виході (рис. 1). Дана мережа може бути в точності інтерпретована кінцевим числом правил «якщо – то», так як для неї визначено кінцеве число можливих вхідних векторів.

Нехай ваги набувають значень: $w_1 = 8$, $w_2 = 6$, $w_3 = 6$, $w_4 = 0$, $w_5 = -2$, а поріг $\theta = 10$. У цьому випадку з мережі можна вилучати наступний набір правил:

$$x_1 \wedge x_2 \wedge x_3 \rightarrow y; x_1 \wedge x_2 \wedge \neg x_5 \rightarrow y; x_1 \wedge x_3 \wedge \neg x_5 \rightarrow y.$$

Отже, процедура прийняття рішень полягає в передбаченні значення $y = true$, якщо активація вихідного нейрона дорівнює 1, і $y = false$, коли активація дорівнює 0.

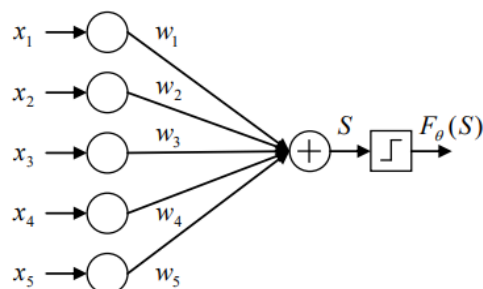


Рисунок 1 – Одношаровий перцептрон з п'ятьма булевими входами і одним виходом

Узагалі кажучи, можна виділити два підходи до вилучення правил з багатошарових нейронних мереж [4]. Перший підхід полягає в добуванні набору глобальних правил, які характеризують класи на виході безпосередньо через значення вхідних параметрів. Альтернативою є отримання локальних правил, розділяючи багатошарову мережу на сукупність одношарових мереж. Кожне вилучене локальне правило характеризує окремий прихований або вихідний нейрон з урахуванням елементів, які мають з ним зв'язки з'єднання. Потім правила об'єднуються в набір, який визначає поведінку всієї мережі в цілому. Локальний підхід проілюстровано на рис. 2, в якому багатошарова нейронна мережа розділяється на набір одношарових. Для опису кожної зі складових частин витягуються правила, які в подальшому об'єднуються в набір.

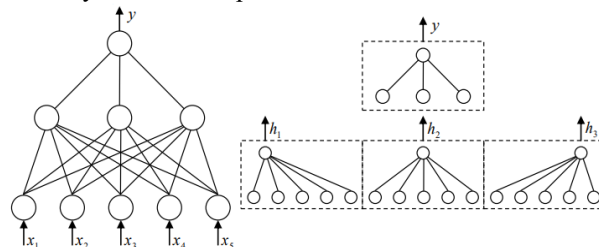


Рисунок 2 – Локальний підхід до вилучення правил

Розглянемо задачу вилучення правил у більш загальному вигляді. Нехай X позначає набір з n властивостей X_1, X_2, \dots, X_n , а $\{x_i\}$ – множина можливих значень, що може приймати властивість X_i . Позначимо через S множину класів c_1, c_2, \dots, c_m . Для навчальної вибірки відомі асоційовані пари векторів вхідних і вихідних значень $(x_1, \dots, x_n; c_j)$, де $c_j \in S$.

Одним з алгоритмів вилучення правил з нейронних мереж, навчених вирішенню завдання класифікації, є метод NeuroRule [5]. Даний алгоритм включає три основних етапи:

Етап 1. Навчання нейронної мережі. На першому етапі двошаровий перцептрон навчається аж до отримання достатньої точності класифікації. У початковий момент часу вибирається велике число проміжних нейронів і після навчання зайві нейрони і зв'язки відкидаються.

Етап 2. Проріджування нейронної мережі. Навчена нейронна мережа містить всі можливі зв'язки

між вхідними нейронами і нейронами прихованого шару, а також між останніми і вихідними нейронами. Повне число цих зв'язків зазвичай настільки велике, що з аналізу їх значень неможливо витягти доступні для огляду для користувача класифікують правила. Проріджування полягає у видаленні зайвих зв'язків і нейронів, які не призводять до збільшення помилки класифікації мережею. Результуюча мережа зазвичай містить трохи нейронів і зв'язків між ними, і функціонування такої мережі піддається дослідженню.

Етап 3. Вилучення правил. На цьому етапі з прорідженої нейронної мережі вилучаються правила, які мають форму «якщо $(x_1 \Theta q_1)$ і $(x_2 \Theta q_2)$ і ... і $(x_n \Theta q_n)$ », то c_j , де q_1, \dots, q_n – константи, Θ – оператор відносини ($=, \geq, \leq, ><$).

Для цього здійснюють підготовку до вилучення правил, яка полягає в кодуванні безперервних величин, як на вході, так і всередині мережі. Здійснюється кодування ознак класифікування об'єктів, якщо вони є безперервними величинами. Для їх уявлення можна використовувати бінарні нейрони і принцип кодування типу термометр. Значення, які приймають нейрони прихованого шару кластеризуються і замінюються значеннями, що визначають центри кластерів. Число таких кластерів вибирається невеликим. Після такої дискретизації активностей проміжних нейронів здійснюється перевірка точності класифікації об'єктів мережею. Якщо вона залишається прийнятною, то підготовка до вилучення правил закінчується. Далі здійснюється вилучення правил, при цьому рух по мережі відбувається від класифікованих вихідних нейронів до входів мережі. Передбачається, що ці правила досить очевидні при перевірці і легко застосовуються до суттєвих баз даних.

Однак, даний алгоритм встановлює досить жорсткі обмеження на архітектуру нейронної мережі, число елементів, зв'язків і виду функцій активації. Так, для проміжних нейронів використовується гіперболічний тангенс, і їх стан змінюються в інтервалі $[-1, 1]$, а для вихідних нейронів застосовується функція Фермі з інтервалом станів $[0, 1]$.

До недоліків більшості алгоритмів вилучення правил можна віднести відсутність універсальності і масштабованості. У зв'язку з цим, найбільший інтерес становить алгоритм TREPAN [6], який позбавлений цих недоліків і не висуває ніяких вимог до архітектури мережі, вхідним і вихідним значенням, алгоритму навчання тощо. Даний підхід здійснюється шляхом побудови дерева рішень на основі знань, закладених у навчену нейронну мережу, причому досить того, що мережа є таким собі «чорним ящиком» або «оракулом», якому можна задавати питання і отримувати від нього відповіді. Більш того, алгоритм є досить універсальним і може застосовуватися до широкого кола інших навчених класифікаторів. Він також добре масштабується та нечутливий до розмірності простору вхідних ознак і розміру мережі.

Алгоритм побудови дерева рішення, що апроксимує роботу навченої нейронної мережі, складається з двох етапів [4, 7–9].

Попередній етап:

1. Побудувати і навчити нейронну мережу, яка в подальшому буде виступати в ролі оракула («Oracle»).

2. Ініціалізувати корінь дерева R у вигляді листа.

3. Використовувати всю навчальну множину прикладів S для конструювання моделі M_R розподілу вхідних векторів, що досягають вузла R . Обчислити значення $q = \max(0, \minSamples - |S|)$, де \minSamples – мінімальне число навчальних прикладів, що використовується в кожному вузлі дерева, S – поточна навчальна вибірка ($|S|$ – обсяг навчальної вибірки). Отже, q – кількість додаткових прикладів, які необхідно згенерувати.

4. На основі оцінки розподілу ознак з S випадковим чином генеруються q нових навчальних прикладів; $query_R$ – множина з q прикладів, що генеруються моделлю M_R .

5. Використовувати нейронну мережу «Oracle» для класифікації як нових $query_R$, так і старих прикладів з множини S до того чи іншого класу. Для кожного вектору ознак $x \in (S \cup query_R)$ виставити мітку класу $x = Oracle(x)$.

6. Ініціалізувати чергу $Queue$, помістивши в неї набір $\langle R, S, query_R, \{empty_constr\} \rangle$.

Основний етап:

1. Взяти черговий набір $\langle N, S, query_N, constr_N \rangle$, з початку черги $Queue$, де N – вузол дерева, S_N – навчальна вибірка у вузлі N , $constr_N$ – набір обмежень на певні ознаки навчальних прикладів для досягнення вузла N .

2. Використовувати $F, S_N, query_N$ для конструювання у вузлі N розгалуження T . Тут F – функція, яка оцінює вузол N . Вона має вигляд $F(N) = R(N)(1 - f(N))$, де $R(N)$ – ймовірність досягнення вузла N прикладом, а $f(N)$ – оцінка правильності обробки цих прикладів деревом. Отже, вибирається найкращий вузол, розгалуження якого має найбільший вплив на точність класифікації генерується дерева. Поділ прикладів, що досягають даного внутрішнього вузла дерева, здійснюється залежно від « m -of- n » тесту [8]. Такий тест вважається пройденим, коли виконуються, щонайменше, m з n умов. З іншого боку, можливо розщеплення безлічі S як у звичайному алгоритмі побудови дерева рішень.

3. Для кожної дуги t розгалуження T створити вузли наступного покоління:

– створити C – новий дочірній вузол стосовно N ;

– $constr_C = constr_N \cup \{T = t\}$ – додати обмеження з дуги t ;

– сформуувати S_C -приклади з множини S_N , які задовольняють умові на дузі t ;

– сконструювати модель M_C розподілу прикладів, що досягають вузла C . Підрахувати значення $q = \max(0, \minSamples - |S_C|)$, тобто кількість прикладів, які необхідно згенерувати;

– на основі оцінки розподілу ознак з S_C і значення обмежень $constr_C$ випадковим чином згенерувати q нових навчальних прикладів $query_C$ – множина з q прикладів, згенерованих моделлю M_C і обмеженням $constr_C$;

– використовувати нейронну мережу «Oracle» для класифікації нових прикладів $x \in query_C$ і виставити мітку класу $x = Oracle(x)$;

– спочатку передбачається, що вузол C є листом. Використовувати S_C і $query_C$ для визначення мітки класу для C ;

– перевірити необхідність подальшого розщеплення вузла C . Якщо локальний критерій зупинки незадоволено, то помістити набір $\langle C, S_C, query_C, constr_C \rangle$ в чергу *Queue*. Локальним критерієм в даному випадку виступає величина, яка характеризує ймовірність, що в даному вузлі зустрічаються екземпляри одного класу.

4. Якщо черга *Queue* не порожня і не виконаний глобальний критерій зупинки, то перейти до кроку 1, інакше повернути дерево з коренем R .

Як глобальний критерій завершення алгоритму використовується максимальний розмір дерева і загальна оцінка якості класифікації прикладів деревом.

Основною перевагою даного підходу є узагальнювальна здатність штучних нейронних мереж, яка дозволяє отримувати більш прості дерева рішень. До того ж, використання такого «Oracle» дозволяє компенсувати нестачу даних, що спостерігається при побудові дерев рішень на нижніх рівнях.

Отже, стає можливим вилучення структурованих знань не тільки з надзвичайно спрощених нейронних мереж, але й з довільних класифікаторів, що робить можливим застосування даного алгоритму в широкому колі практичних задач.

Для забезпечення безпеки, регулярності й ефективності польотів міжнародної цивільної авіації екіпаж повітряного судна повинен мати можливість отримати різноманітну інформацію, яка може знадобитися під час виконання польотів, і прийняти обґрунтоване рішення на виліт. Екіпаж повітряного судна повинен бути ознайомлений з правилами і процедурами всіх держав, над якими виконується політ. При цьому жоден політ не повинен виконуватися доти, поки не буде повної впевненості у тому,

що необхідні для польоту засоби й обслуговування перебувають у робочому стані [10, 11].

Однак аналіз безпеки польотів показав, що причиною багатьох авіаційних подій є дефекти технічного стану авіаційних двигунів (не є виключенням й авіаційний двигун ТВ3-117), а також переоцінка професійних можливостей командиром повітряного судна у сукупності з недооцінкою активного впливу відхилень у нормальній роботі авіаційного двигуна у процесі прийняття рішення на виконання польотів.

Часто екіпаж у дуже стислий термін повинен отримати інформацію про будь-яку зміну щодо функціонування авіаційного двигуна повітряного судна. Незважаючи на те, що проведення консультацій, забезпечення інформацією і надання допомоги екіпажу повітряного судна, необхідні для підготовки до польоту, часто потрібно забезпечити його інформацією вже під час виконання польоту для безпечного його завершення.

У сучасних умовах критично важливого значення набуває вміння пілотів оцінити вхідну інформацію щодо технічного стану авіаційного двигуна і правильно на неї відреагувати, тому інформацію важливо підготувати і надати таким чином, щоб полегшити її сприйняття.

Модель аналізу можливості виконання польоту побудовано за допомогою нейронної мережі архітектури перцептрон (рис. 3), навченої з учителем процедурою зворотного поширення помилки методом градієнтного наближення. Цей метод дозволяє подолати локальні нерівності поверхні помилки і не зупинятись на локальних мінімумах. Ітерації навчання припиняються, коли помилка досягає мінімального значення і перестає зменшуватись. Нейронна мережа реалізована за допомогою нейропакета NeuroPro 0.25 [10, 11].

Вхідними параметрами першого шару моделі є чинники, що аналізують стан підчинників згідно з розробленими критеріями (табл. 1). Відповідно до кожного вхідного параметра ставиться бінарний вектор, що відображає результат стану чинників: відповідність (1) або невідповідність (0) необхідним умовам певного підчинника.

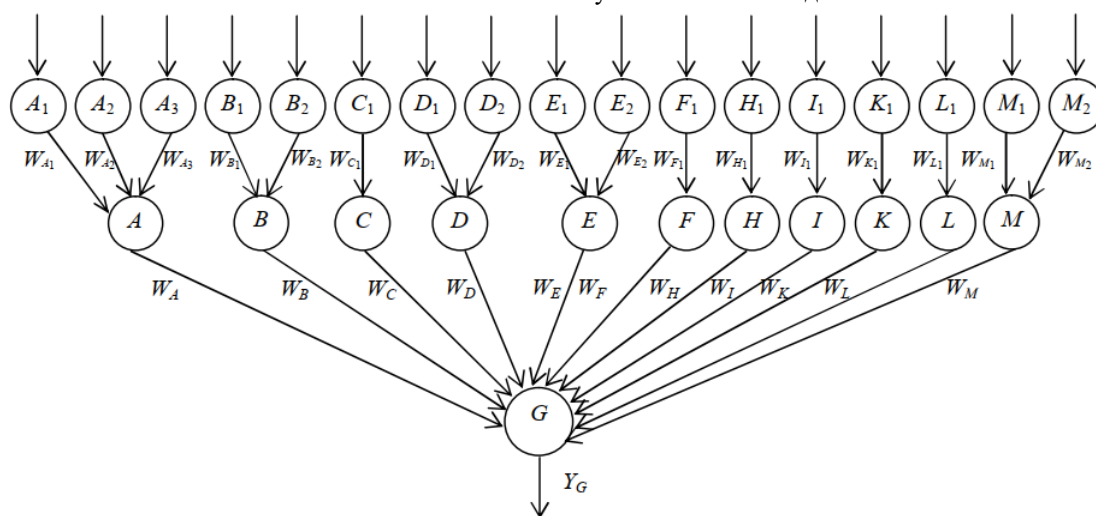


Рисунок 3 – Нейромережева модель аналізу можливості виконання польоту [10, 11]

Виходи першого шару є вхідними параметрами другого шару і відображають стан чинників. Бінарний вектор відображає оцінку стану чинника (чи задовольняють вони необхідні умови для виконання польоту): «1» – чинники відповідають, «0» – не відповідають. Вихідним параметром моделі є оцінка щодо можливості виконання польоту G : g_1 – політ можливий (1), g_2 – політ неможливий (0), $G = \{g_x\}$, $x = \overline{1,1}$. Вхідні компоненти і відповідний їм вихід задаються відповідно до навчальної вибірки.

У ході досліджень була використана нейронна мережа з одним прихованим шаром (після другого шару).

Розрахуємо кількість нейронів у прихованому шарі. Для оцінювання кількості нейронів у прихованих шарах використовується математичний вираз для оцінювання необхідної кількості синаптичних

ваг L_w у багатошаровій мережі із сигмоїдними переданими функціями:

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{n} + 1 \right) (n + m + 1) + m; \quad (1)$$

де n – кількість вхідних нейронів (10); m – кількість вихідних нейронів (1); N – кількість елементів навчальної вибірки (50).

Оцінивши необхідну кількість ваг, можна розрахувати кількість нейронів у прихованих шарах:

$$\frac{N}{10} - n - m \leq L \leq \frac{N}{2} - n - m. \quad (2)$$

Отже, результати розрахунків дозволяють припустити кількість нейронів у прихованому шарі мережі – 10.

Таблиця 1 – Таблиця оцінки стану чинників

Чинники	Критерії оцінки	Результат наслідку	Коментарі
1	2	3	4
A	$A_1 \in A^1 \wedge A_2 \in A^3 \wedge A_3 \in A^5$	A = 1	Загальний технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами ідентифікації задовольняє умови для зльоту і посадки повітряного судна
	Інакше	A = 0	Загальний технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами ідентифікації не задовольняє умови для зльоту і посадки повітряного судна
B	$B_1 \in B^1 \wedge B_2 \in B^3$	B = 1	Основні термогазодинамічні параметри авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами контролю задовольняють умовам для зльоту і посадки повітряного судна
	Інакше	B = 0	Основні термогазодинамічні параметри авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами контролю не задовольняють умовам для зльоту і посадки повітряного судна
C	$C_1 \in C^1$	C = 1	Небезпечні дефекти, що виявляються за результатами діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117, відсутні
	Інакше	C = 0	Наявний хоч один небезпечний дефект
D	$D_1 \in D^3 \wedge D_2 \in D^3$	D = 1	Загальний технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами діагностики задовольняє умови для зльоту і посадки повітряного судна
	Інакше	D = 0	Загальний технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами діагностики не задовольняє умови для зльоту і посадки повітряного судна
E	$E_1 \in E^3 \wedge E_2 \in E^3$	E = 1	Прогнозний технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами прогнозування задовольняє умови для зльоту і посадки повітряного судна
	Інакше	E = 0	Прогнозний технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 за результатами прогнозування не задовольняє умови для зльоту і посадки повітряного судна
F	$F_1 \in F^1$	F = 1	Тренд-аналіз основних термогазодинамічних параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 задовольняє умовам для зльоту і посадки повітряного судна
	Інакше	F = 0	Тренд-аналіз основних термогазодинамічних параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 не задовольняє умовам для зльоту і посадки повітряного судна
H	$H_1 \in H^1$	H = 1	Технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 відповідає готовності здійснювати політ повітряного судна, налаштування параметрів не потрібне
	Інакше	H = 0	Технічний стан авіаційного двигуна ТВ3-117 не відповідає готовності здійснювати політ повітряного судна, потрібне налаштування параметрів

Продовження табл. 1

1	2	3	4
I	$I_1 \in I^1$	$I = 1$	Система автоматичного управління авіаційним двигуном ТВ3-117 забезпечує виконання широкого комплексу вимог до процесів керування (астатизм, стійкість і задану якість процесів управління)
	Інакше	$I = 0$	Система автоматичного управління авіаційним двигуном ТВ3-117 не забезпечує виконання широкого комплексу вимог до процесів керування (астатизм, стійкість і задану якість процесів управління)
K	$K_1 \in K^1$	$K = 1$	Канали вимірювання системи автоматичного управління авіаційного двигуна ТВ3-117 справні
	Інакше	$K = 0$	Відмова одного або обидвох каналів вимірювання системи автоматичного управління авіаційного двигуна ТВ3-117
L	$L_1 \in L^1$	$L = 1$	Екіпаж повітряного судна до здійснення польоту готовий
	Інакше	$L = 0$	Екіпаж повітряного судна до здійснення польоту не готовий
M	$M_1 \in M^1 \wedge M_2 \in M^3$	$M = 1$	Професійні та непрофесійні якості екіпажу повітряного судна у межах норми
	Інакше	$M = 0$	Професійні та непрофесійні якості екіпажу повітряного судна у межах норми

Навчання нейронної мережі проводилося шляхом модифікації вагових коефіцієнтів зв'язків між нейронами до того моменту, коли помилка досягає мінімального значення і перестає зменшуватися.

Найбільш прийнятним методом навчання нейронної мережі є навчання з учителем процедурою зворотного поширення помилки, суть якого полягає в поширенні сигналів помилки від виходів нейронної мережі до її входів у напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи.

Для навчання використовувалася нелінійна сигмоїдна функція активації:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}; \quad (3)$$

де $a > 0$.

Вихідні поля у процесі навчання мережі оцінювалися методом найменших квадратів з люфтом, коли мінімізується цільовою функцією помилки нейронної мережі, є величина:

$$\xi = \sum_j P \left(\frac{Y_j - Y'_j}{\varepsilon} \right); \quad (4)$$

де $P(\Delta) = \begin{cases} (|\Delta| - 1)^2, & \text{якщо } |\Delta| \geq 1; \\ 0, & \text{якщо } |\Delta| < 1 \end{cases}$; Y_j і Y'_j – відповідно

вихід за навчальною вибіркою і вихід нейронної мережі; ε – люфт, який може змінюватися від нуля до меж діапазону зміни значень цього поля.

ВИСНОВКИ. Отже, за допомогою нейропакета NeuroPro 0.25 люфт автоматично визначається в 10 % від діапазону, при цьому мережа навчається прогнозувати значення даного поля з точністю ± 10 % від діапазону зміни значень, що цілком задовольняє вимогам.

ЛІТЕРАТУРА

1. Ntantis E. L., Li Y. G. The impact of measurement noise in GPA diagnostics analysis of a gas turbine engine. *International Journal of Turbo & Jet Engine*. 2013. Vol. 30 (4). P. 401–408.
2. Liu X., Shi J., Qi Y., Yuan Y. Design for aircraft engine multi-objective controllers with switching char-

acteristics. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2014. Vol. 27. Issue 5. P. 1097–1110.

3. Васильев В. И., Жернаков С. В. Контроль и диагностика технического состояния авиационных двигателей на основе интеллектуального анализа данных. *Вестник УГАТУ*. 2006. Т. 7, № 2 (12). С. 71–81.

4. Евдокимов И. А., Солодовников В. И., Филиппов С. В. Использование деревьев решений для интеллектуального анализа данных и извлечения правил из нейронных сетей. *Искусственный интеллект*. 2011. С. 59–67.

5. Craven M. W., Shavlik J. W. Extracting tree-structured representations of trained networks. *Neural Information Processing Systems*. 1996. Vol. 8. Pp. 24–30.

6. Джонс М. Т. Программирование искусственного интеллекта в приложениях / Пер. с англ. А. И. Осипов. М.: ДМК Пресс, 2011. 312 с.

7. Построение деревьев решений и извлечение правил из обученных нейронных сетей / В. Н. Гридин, В. И. Солодовников, И. А. Евдокимов, С. В. Филиппов. *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2013. № 4/2013. С. 26–33.

8. Евдокимов И. А., Солодовников В. И. Совместное использование нейросетевых технологий и деревьев решений для анализа информации, содержащейся в приложениях баз данных // *Новые информационные технологии в автоматизированных системах*: материалы тринадцатого научно-практического семинара, Москва, 2010. 2010. С. 13–18.

9. Солодовников И. В., Солодовников В. И. Подход к созданию подсистемы автоматизации проектирования нейросетевых структур обработки данных с использованием деревьев решений. *Информационные технологии в проектировании и производстве*. 2006. № 2. С. 62–66.

10. Харченко В. П., Шмельова Т. Ф., Сікірда Ю. В. Приняття рішень оператором аеронавігаційної системи: монографія. Кіровоград: КЛА НАУ, 2012. 292 с.

11. Харченко В. П., Шмельова Т. Ф., Сікірда Ю. В. Приняття рішень в соціотехнічних системах: монографія. К.: НАУ, 2016. 309 с.

NEURAL NETWORK ANALYSIS OF AIRCRAFT CREW DECISION-MAKING ON THE POSSIBILITY OF MAKING A FLIGHT ON THE RESULTS OF CONTROL AND DIAGNOSTICS OF TV3-117 AIRCRAFT ENGINE TECHNICAL STATE

S. Vladov, A. Siora, A. Yanitskyi, V. Diatlovska

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs
vul. Peremogy, 17/6, Kremenchuk, 39605, Ukraine. E-mail: ser26101968@gmail.com

T. Shmelova

National Aviation University
prosp. Liubomyra Huzara, 1, Kyiv, 03058, Ukraine. E-mail: shmelova@ukr.net

Purpose. The aim of the work is to develop a method for supporting decision-making by the commander of the crew of the Mi-8 helicopter (and its modifications) in accordance with the TV3-117 aircraft engine technical state, based on neural network analysis of the main factors: control, diagnostics, forecasting the technical state, trend analysis, parameter settings, diagnostics of the automatic control system of TV3-117 aircraft engine, taking into account the professional qualities of the aircraft crew. **Methodology.** The work is based on neuroinformatics methods applied to develop and train a neural network when developing a neural network model for analyzing the possibility of flights performing; the algorithm for removing the rules of neural networks trained to solve the classification problem (the NeuroRule method) to solve the problem for classifying a dataset using a perceptron and further analyzing the resulting neural network in order to find the classification of rules for each of the classes. **Results.** A model for analyzing the possibility of flight performing is developed using a neural network of the perceptron architecture, trained with a teacher by the procedure of back propagation of the error using the gradient approximation method. The architecture of the neural network is designed to automate the decision making of the flight possibility. It is determined that with the help of the NeuroPro 0.25 neuropackage the backlash is automatically determined in 10 % of the range, and the network learns to predict the value of this field with an accuracy of ± 10 % of the range of values, which fully meets the requirements. **Originality.** The scientific novelty of the results obtained lies in the further development of automated decision support methods in flight situations associated with the deterioration of the performance of helicopter aircraft engines, including TV3-117, which is included in the power plant of the Mi-8 helicopter and its modifications, which will reduce the risk of emergency and catastrophic flight situations. **Practical value.** The developed method is a component of the intelligent system of control and diagnostics of TV3-117 aircraft engine technical state in flight modes. References 11, table 1, figure 3.

Key words: aircraft engine, neural network model, decision making, factor.

REFERENCES

1. Ntantis, E. L., Li, Y. G. (2013), The impact of measurement noise in GPA diagnostics analysis of a gas turbine engine, *International Journal of Turbo & Jet Engine*, vol. 30 (4), pp. 401–408.
2. Liu, X., Shi, J., Qi, Y., Yuan, Y. (2014), Design for aircraft engine multi-objective controllers with switching characteristics, *Chinese Journal of Aeronautics*, vol. 27, issue 5, pp. 1097–1110.
3. Vasiliev, V., Gernakov, S. (2006), Monitoring and diagnostics of the technical condition of aircraft engines based on data mining, *Bulletin of USATU*, vol. 7, no. 2 (12), pp. 71–81.
4. Evdokimov, I. A., Solodovnikov, V. I., Filipkov, S. V. (2011), "Ispolzovanie derevev reshenij dlya intellektualnogo analiza dannykh i izvlecheniya pravil iz nejronnykh setej" [Using decision trees for data mining and rule extraction from neural networks], *Artificial Intelligence*, pp. 59–67.
5. Craven, M. W., Shavlik, J. W. (1996), Extracting tree-structured representations of trained networks, *Neural Information Processing Systems*, vol. 8, pp. 24–30.
6. Dzons, M. T. (2011), "Programmirovaniye iskusstvennogo intellekta v prilozheniyakh" [Artificial intelligence programming in applications], Perm National Research University, Moscow, 312 p.
7. Gridin, V. N., Solodovnikov, V. I., Evdokimov, I. A., Filipkov, S. V. (2013), "Postroeniye derevev reshenij i izvlecheniye pravil iz obuchennykh nejronnykh setej" [Building decision trees and extracting rules from trained neural networks], *Artificial intelligence and decision making*, no. 4/2013, pp. 26–33.
8. Evdokimov, I. A., Solodovnikov, V. I. (2010), "Sovmestnoe ispolzovanie nejrosetevykh tekhnologij i derevev reshenij dlya analiza informaczi, soderzhashhejsya v prilozheniyakh baz dannykh" [Sharing of neural network technologies and decision trees for analyzing information contained in database applications], *New information technologies in automated systems*, Moscow, pp. 13–18.
9. Solodovnikov, I. V., Solodovnikov, V. I. (2006), "Podkhod k sozdaniyu podsistemy avtomatizaczi proektirovaniya nejrosetevykh struktur obrabotki dannykh s ispolzovaniem derevev reshenij" [An approach to creating a subsystem for the automation of designing neural network data processing structures using decision trees], *Information technology in design and production*, no. 2, pp. 62–66.
10. Kharchenko, V. P., Shmelova, T. F., Sikirda, Yu. V. (2012), "Priynyattya rishen operatorom aeronavigacziynoyi sistemi" [Decision making by the air navigation system operator], Flight Academy of National Aviation University, Kirovograd, 292 p.
11. Kharchenko, V. P., Shmelova, T. F., Sikirda, Yu. V. (2016), "Priynyattya rishen v socziotekhnichnikh sistemakh" [Decision making in socio-technical systems], National Aviation University, Kiev, 309 p.

Стаття надійшла 17.05.2020