

УДК 681.32: 007.52

О.Г. КУЧЕР, С.О. ДМИТРИЄВ, О.В. ПОПОВ, О.В. ТИШКЕВИЧ

Національний авіаційний університет, Київ, Україна

КОМПЛЕКСНИЙ МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ СТАНУ ТРДД З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

Розглянуто рішення задачі розпізнавання стану ТРДД системою комплексних оцінок на основі нейронних мереж та методів розпізнавання образів. В якості об'єктів розпізнавання розглянуті нормальний стан та несправності проточної частини двигуна ПС-90А: вхідного пристрою, підпорних ступенів, компресора високого тиску, камери згорання, турбіни високого та низького тисків. Головна послідовність рішення задачі включає процес формування параметрів, ознак, або їх нев'язок з допомогою математичної моделі двигуна, процедуру розрахунку головних компонент на основі факторного аналізу, рішення задач розпізнавання стану ТРДД методами кластерного та дискримінантного аналізу, мінімізації ризику та нейронних мереж і об'єднання цих оцінок на основі методів логічного висновку та багатокритеріального аналізу.

розпізнавання стану двигуна, математична модель, нейронні мережі, методи розпізнавання образів, метод логічного висновку, багатокритеріальне оцінювання

Передмова

Задачі діагностування, які використовують методи розпізнавання образів, можуть бути формально визначені як відображення із простору спостережень у простір рішень, що являє собою задачі класифікації спостережень.

Моделювання простору спостережень

Найбільш складним при створенні системи визначення класу ТС ГТД є отримання (формування) масивів даних, які б охоплювали усі або, хоча б, основні можливі класи ТС ГТД. До таких класів двигуна ПС-90А можна віднести: 1 – справний ГТД – немає дефекту, 2 – деградація вентилятора (зовнішній контур), 3 – деградація КНТ (підпірні ступені), 4 – деградація КВТ, 5 – деградація камери згорання, 6 – деградація ТВТ, 7 – деградація ТНТ. При цьому для того, щоб система мала необхідний рівень узагальнення, необхідно мати для кожного розглянутого класу ТС, принаймні, кілька десятків записів, які б охоплювали весь діапазон зміни діагностичних параметрів, можливий в кожному розглянутому класі ТС. Отримати таку інформацію в експлуатації практично неможливо. Складність полягає в тому, що

авіаційна техніка і, в першу чергу, авіаційні двигуни ніколи не експлуатуються за стратегією „до відмови” і виникнення ТС, який відповідає або передуде відмові, відбувається досить рідко. Єдиним вирішенням цього питання є використання методів математичного моделювання для отримання відсутньої інформації [1, 2].

Для вирішення задачі підготовки даних для навчання нейронної мережі і класифікаторів методів розпізнавання образів використовується математична модель робочого процесу (ММРП) ГТД ПС-90А.

Модель дозволяє вирішувати пряму та обернену задачі розрахунку процесу функціонування ГТД. Пряма задача полягає в тому, щоб на основі відомих значень компонентів вектора параметрів стану і вектора режимних параметрів визначити значення компонентів вектора параметрів робочого процесу.

Завданням оберненої задачі (задача ідентифікації) є визначення компонентів вектора параметрів стану, на основі вектора режимних параметрів і відомих значень компонентів вектора параметрів робочого процесу.

Як базові були прийняті стандартні атмосферні умови, як базовий режим роботи ГТД – злітний (ча-

стота обертання ротора вентилятора 90%). Кожен клас ТС у навчальній вибірці представлено $N = 20$ точками (всього для семи станів – 140 точок)

Математична (термогазодинамічна) модель двигуна характеризуються досить великою кількістю ознак, що мають різну (як правило, відносно невелику) інформативність [1, 2]. До того ж ознаки пов'язані із прогнозованим номером класу (стану) нелінійними зв'язками, а між собою деякі з них сильно корельовані (мультикореляція). Тому наступним завданням є оцінка їхньої інформативності й відбір кращих найбільш значимих ознак.

За результатами розрахунків по математичній моделі (ММ) були сформовані навчальна та перевірна вибірки. З 230 розрахункових вихідних параметрів ММ двигуна були відібрані дві групи даних, що найбільше повно характеризують технічний стан двигуна: сім параметрів, які безпосередньо заміряються на двигуні: $n_{ВД}$ – частота обертання ротора високого тиску, P_B – тиск на вході в двигун, P_K^* – тиск за КВТ, T_K^* – температура за КВТ, T_T^* – температура за ТНТ, P_B^*/P_T^* – відношення тиску за турбіною, до тиску на вході в ГТД, G_T – витрата палива; та десять ознак, які розраховуються на основі параметрів, що заміряються на ГТД: $\pi_{кнд}^*$ – ступінь підвищення тиску в КНТ, $\pi_{квд}^*$ – ступінь підвищення тиску в КВТ, S – ковзання роторів, $G_{в.пр}$ – приведена витрата повітря у внутрішньому контурі, $G_{в\Sigma.пр}$ – приведена сумарна витрата повітря, $\pi_{мнд}^*$ – ступінь зниження тиску в ТНТ, $\pi_{твд}^*$ – ступінь зниження тиску в ТВТ, η_{ϵ}^* – к.к.д. горіння, $C_{уд.пр}$ – питома приведена витрата палива, $P_{уд.пр}$ – питома приведена тяга двигуна. Значення діагностичних ознак для навчальної та перевірконої вибірок приведені на рис. 1.

Крім параметрів та ознак як вхідні величини ви-

користувалися нев'язки, які дозволяють стандартизувати змінні

$$Nv'_{i,j} = 1000 \frac{Nv_{i,j}}{K_i},$$

де $K_i = \frac{Nv_{\max i} - Nv_{\min i}}{(Nv_{\max} - Nv_{\min})_{\max}}$ – коефіцієнти стандартизації нев'язок, що використовуються для забезпечення однакової участі всіх діагностичних нев'язок у процесі кластеризації; 1000 – масштабний коефіцієнт.

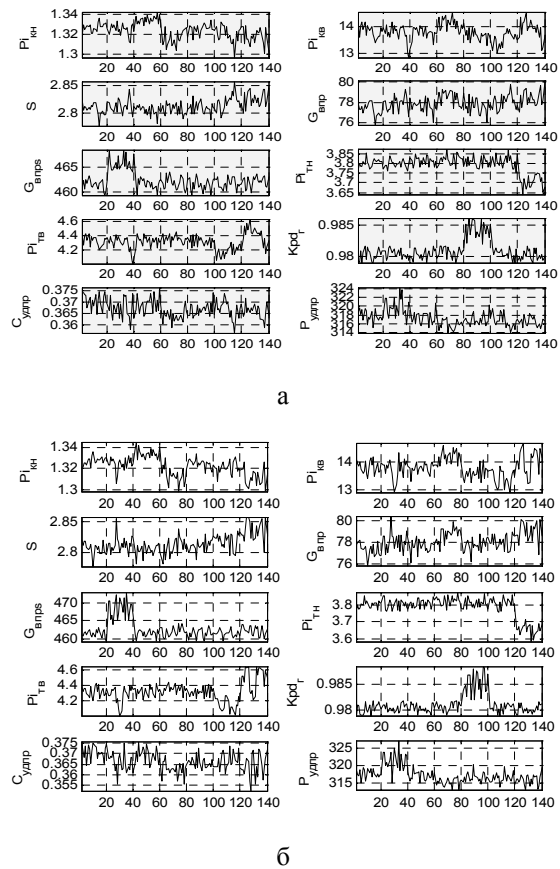


Рис. 1. Діагностичні ознаки: а – навчальної; б – перевірконої вибірок

Для подальшого підвищення якості розпізнавання й посилення інформативності ознак можна використовувати алгоритм контрастування або методи факторного аналізу. Методи факторного аналізу дозволяють здійснити факторне перетворення початкових ознак тобто знайти так звані головні фактори (компоненти) F_j як лінійні комбінації початкових ознак X_i

$$F_j = \sum_{i=1}^n \alpha_{ji} X_i; \quad \sum_{i=1}^n \alpha_{ji}^2 = 1, \quad j = \overline{1, n}. \quad (1)$$

Якщо розглядати простір спостережень як багатовимірну область, розмірність якої збігається з кількістю ознак об'єкта спостережень, то це перетворення є спробою знаходження деяких *ортогональних осей*, уздовж яких концентруються спостереження. Виділення осей проводяться з урахуванням *максимуму дисперсії розсіювання ознаки*. Залишаючи ті осі, на частку яких перепадає суттєвий відсоток загальної дисперсії, можна одержати простір спостережень меншої розмірності, хоча й більш інформативно насичений.

Визначення коефіцієнтів α_{ji} ґрунтується на знаходженні *власних чисел і власних векторів кореляційної матриці R* початкових ознак

$$RF = \lambda F. \quad (2)$$

Власний вектор з номером j являє собою набір коефіцієнтів $A_j = \{\alpha_{j1}, \alpha_{j2}, \dots, \alpha_{jn}\}$, а відповідне йому власне число λ_j дорівнює дисперсії компонент.

При цьому сума дисперсій головних компонент $S_i'^2, i = \overline{1, n}$ і сума дисперсій початкових ознак $S_i^2, i = \overline{1, n}$ рівні між собою

$$\sum_{i=1}^n S_i'^2 = \sum_{i=1}^n S_i^2. \quad (3)$$

Отже, початкова закладена у даних сумарна варіабельність при переході до нових змінних не змінюється, а лише перерозподіляється. Окрім того, нові змінні (головні фактори), на відміну від початкових ознак, набувають таку цінну властивість, як *відсутність кореляції поміж собою*.

На практиці в моделі (1) залишають лише таку кількість компонент $F_j, j = \overline{1, m}, m < n$, на долю яких перепадає суттєвий відсоток сумарної дисперсії ознак. Але для задач розпізнавання ТС двигуна необхідно при перетворенні зберігати якомога більшу частину інформації (> 99%), тобто m визначають з умови

$$\sum_{i=1}^m S_i'^2 / \sum_{i=1}^n S_i^2 > 0,99.$$

На рис. 2 приводяться дані з восьми головних факторів для навчальної та перевірконої вибірок, що задовольняють цій умові. На рис. 3 показані залежності відношення дисперсій від кількості головних компонент m для двох випадків перетворень - на основі матриці факторів та після її повернення.

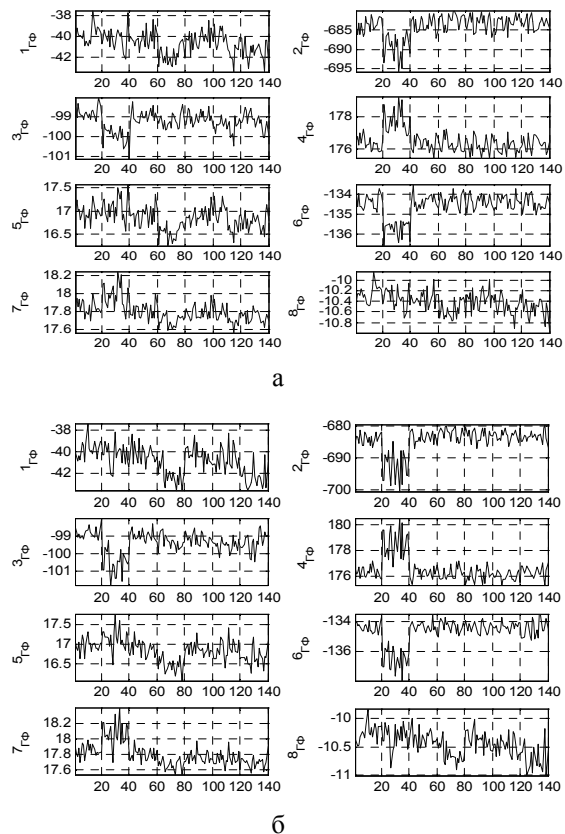


Рис. 2. Головні фактори: а – навчальної; б – перевірконої вибірок

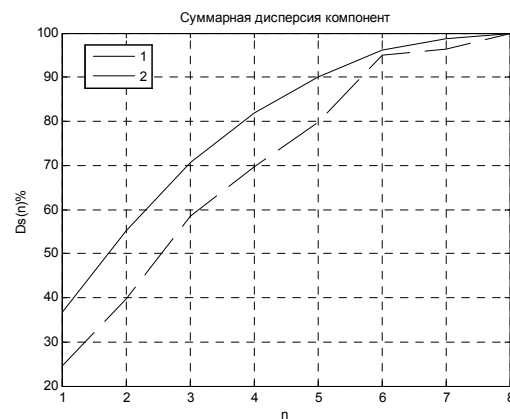


Рис. 3. Сумарна дисперсія компонент, %: 1 – пряма; 2 – повернута матриця факторів

Головні компоненти визначаються за початковою інформацією однозначно, але змістовно інтерпретувати модель головних компонент не завжди можливо.

Вибір методів визначення стану ГТД

Розпізнавання технічного стану двигуна проводилося методами розпізнавання образів: кластерного аналізу, лінійного дискримінантного аналізу та одного з методів мінімізації ризику, що мінімізує середній ризик, або імовірність похибки та нейронних мереж – метод прямого розповсюдження сигналу [1, 3 – 6].

В цих методах закладені різні принципи ідентифікації та класифікації об'єктів, окремі різновиди фільтрації, розбиття та сегментації локального та глобального характеру, що є важливою передумовою для побудови комплексного підходу до розпізнавання стану на основі цих методів. Другою умовою є вибір для конкретного об'єкту найкращих методів розпізнавання стану серед методів одного виду.

На сьогодні розроблено більше ста методів розпізнавання образів, що використовують процедури кластеризації за відстанню між об'єктами у просторі діагностичних ознак. Це, насамперед ланцюгове відображення, максимум (максимум мінімальної відстані) та метод кластеризації побудовою дерева кластерів. Кластерний аналіз, також названий аналізом сегментації чи аналізом таксономії, є способом поділяти набір об'єктів у групи, чи кластери, таким способом, щоб конфігурації об'єктів у одному кластері були дуже схожими, а конфігурації об'єктів у різних кластерах як можна більш відрізнялись.

В якості міри для розпізнавання методами кластерного аналізу розглядались відстані Махалонобіса, Евкліда, лінійна (City Block) Мінковського, Чебишева та інш. За результатами розрахунків (рис. 4а) найкращим виявився метод з використанням відстані Махалонобіса.

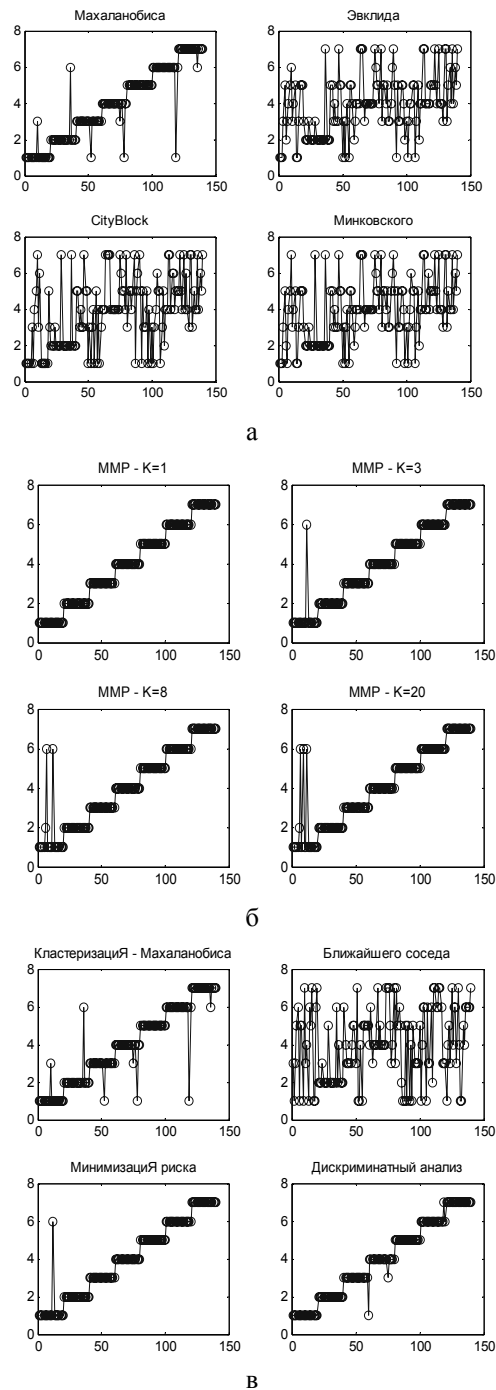
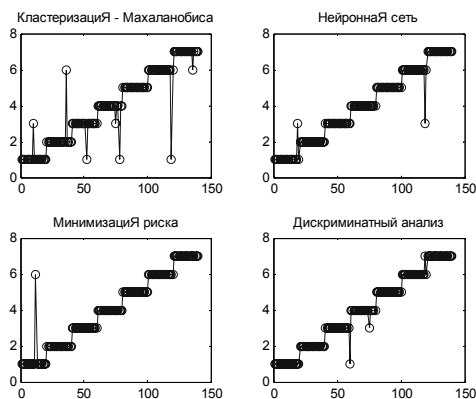


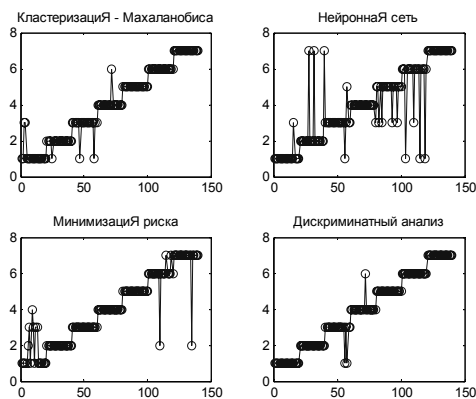
Рис. 4. Розпізнавання стану ГТД методами розпізнавання образів (МРО)

При розрахунках методом мінімізації ризику проведено дослідження ефективності методу з різним значенням коефіцієнта витрат K ($K=1, 3, 8, 20$) (рис. 4, б), що визначається відношенням витрат при помилковому віднесенні справного об'єкта до класу несправних до витрат коли несправний об'єкт віднесено до класу справних (помилки першого та другого роду).

На рис. 4, в приводяться результати розпізнавання стану ГТД чотирма методами розпізнавання образів (МРО): кластерного аналізу, найближчого сусіда, мінімізації ризику та дискримінантного аналізу. Всі ці методи, за виключенням найближчого сусіда, показують хороший результат.



а



б

Рис. 5. Результати розпізнавання: а – навчальної та б – перевірконої вибірок методами кластерного аналізу – 1, нейронних мереж – 2, мінімізації ризику – 3 та дискримінантного аналізу – 4

Для вирішення задачі розпізнавання стану на базі нейронних мереж використовувались метод Коханена та метод прямого розповсюдження мережі. Виходячи з постановки задачі розпізнаванню ТС двигуна найбільш повно відповідає метод Коханена, дозволяючи не тільки кластеризувати поле вхідних даних, але й привести вихідні дані у відповідність до вектора цілей навчання (до прийнятої нумерації класів). Однак, ще на початковому етапі він не пока-

зав хороших результатів, тому у складі комплексного аналізу використовувався метод прямого розповсюдження мережі, що складається з двох шарів з функціями активації $\text{tansig}()$. Для навчання нейронних мереж найбільш швидкими та ефективними виявилися алгоритми Левенберга-Марквардта, регуляризації Bayesia і оберненого розповсюдження помилки.

На рис. 5. приводяться результати розпізнавання стану двигуна чотирма відібраними кращими методами: кластерного аналізу, нейронних мереж, мінімізації ризику та дискримінантного аналізу для а – навчальної і б – перевірконої вибірок.

Загальна схема проведення модельного експерименту

Схема проведення модельного експерименту приведена на рис 6.

Для подальшого підвищення якості розпізнавання використовуються дві групи *комплексних* оцінок розпізнавання стану двигуна заснованих на трьох кращих методах розпізнавання образів (МРО): кластерного та дискримінантного аналізів і мінімізації ризику та нейронних мережах (НМ), шляхом об'єднання їх оцінок на основі процедур логічного висновку та багатокритеріального оцінювання.

Процедура логічного висновку будується на базі аналізу результатів розпізнавання вказаними методами для кожної точки.

Стан вважається визначеним, якщо приналежність до одного і того ж j -го класу технічного стану ГТД підтверджується двома різними методами. Інакше стан визначається найкращим методом – мінімізації ризику.

Окремо ця процедура проводиться тільки на базі трьох методів розпізнавання образів і окремо на основі всіх відібраних методів з врахуванням рівня значимості кожного методу.

Методи розпізнавання образів, по значимості, в першій групі розміщені в такій послідовності:

- методи мінімізації ризику (I3),
 - методи нейромережеві (I2),
 - методи дискримінантного (I4) та кластерного
 - методи дискримінантного (I4) та кластерного
- (I1) аналізу. (I1) аналізу.

Для другої групи така послідовність:

Алгоритми прийняття рішень за цими процедурами мають вигляд:

<p>%Логічний висновок на базі МРО</p> <p>Якщо $I3(i)=I4(i)$ або $I3(i)=I1(i)$</p> <p style="padding-left: 20px;">$SO(i)=I3(i)$;</p> <p>Інакше, якщо $I4(i)=I1(i)$</p> <p style="padding-left: 20px;">$SO(i)=I4(i)$;</p> <p>Інакше</p> <p style="padding-left: 20px;">$SO(i)=I3(i)$;</p> <p>Кінець</p>	<p>%Логічний висновок на базі МРО і НМ</p> <p>Якщо $I3(i)=I4(i)$ або $I3(i)=I2(i)$ або $I3(i)=I1(i)$</p> <p style="padding-left: 20px;">$LO(i)=I3(i)$;</p> <p>Інакше, якщо $I4(i)=I2(i)$ або $I4(i)=I1(i)$</p> <p style="padding-left: 20px;">$LO(i)=I4(i)$;</p> <p>Інакше, якщо $I2(i)=I1(i)$</p> <p style="padding-left: 20px;">$LO(i)=I2(i)$;</p> <p>Інакше</p> <p style="padding-left: 20px;">$LO(i)=I3(i)$;</p> <p>Кінець</p>
---	--

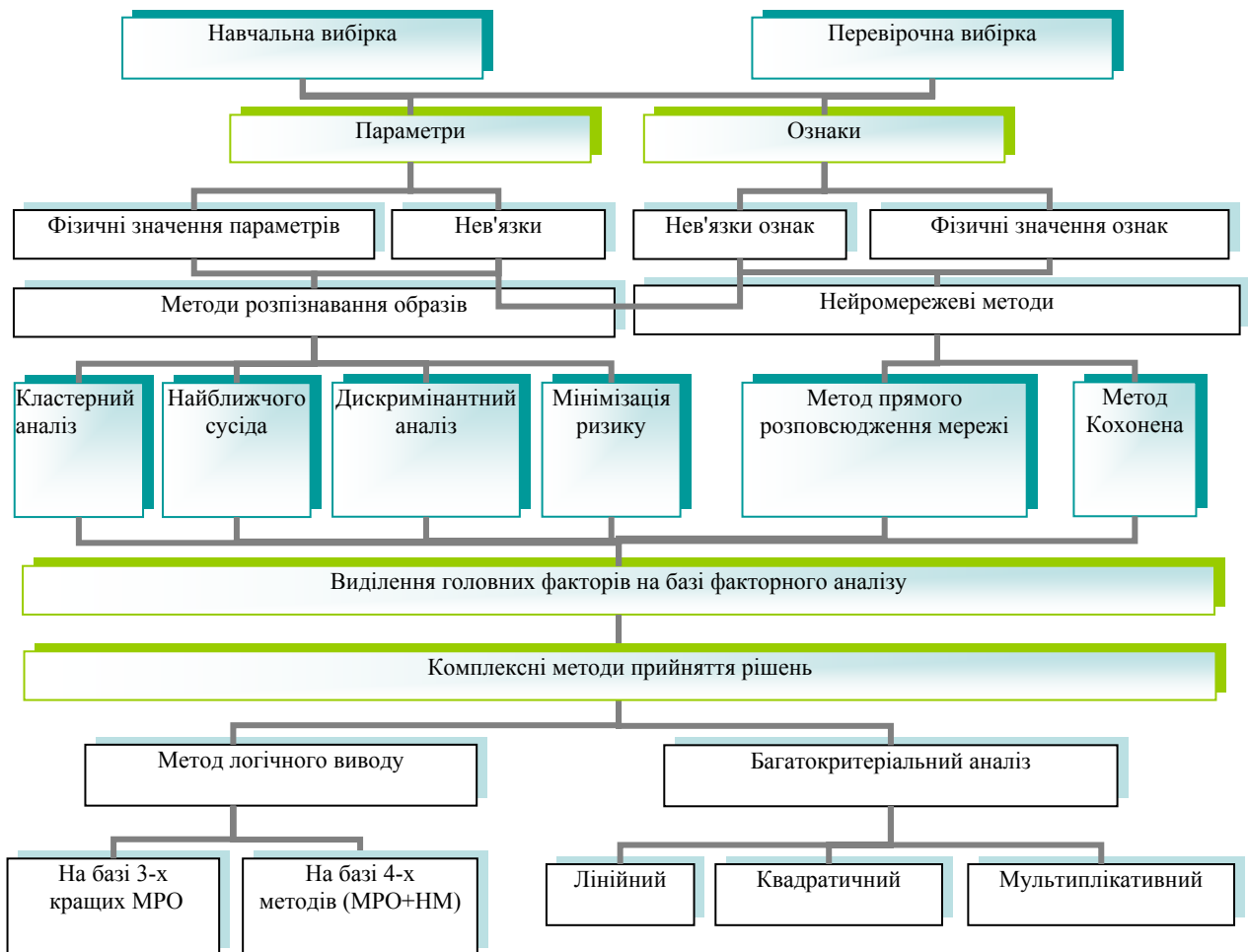


Рис. 6. Структурна схема розпізнавання стану ГТД методом комплексного аналізу

Другим способом згортання критеріїв у цільову функцію є багатокритеріальне оцінювання. Для знаходження комплексних оцінок за цим методом потрібні не тільки оцінки приналежності до класів за розглянутими методами, але й відносні оцінки ймовірностей (або їх аналог) приналежності до класу за кожним із цих методів.

Для дискримінантного аналізу оцінка ймовірностей P_{ij} приналежності i -ї точки до j -го класу, здійснюється за формулою

$$P_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^g e^{(f_{ik} - f_{ij})}}, \quad (4)$$

де f_{ij} – значення j -ї дискримінантної функції в i -й точці

$$f_{ij} = C_{0k} + \sum_{j=1}^m C_{jk} x_{ijk};$$

$$C_{ik} = \sum_{j=1}^m d_{ij} \bar{x}_{jk}; \quad C_{0k} = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \sum_{l=1}^m d_{ij} \bar{x}_{jk} \bar{x}_{lk},$$

де C_{ik} , C_{0k} – коефіцієнти рівнянь дискримінантних функцій; d_{ij} – зворотні елементи об'єднаної дисперсійної матриці D , \bar{x}_{jk} – середнє значення j -ої ознаки в k -му класі, x_{ijk} – значення i -ї точки, j -ої ознаки k -го класу, m – кількість ознак.

Для методу мінімізації ризику правило вибору рішення визначається з рівняння середнього ризику

$$R(d) = \int r(d(x))h(x)dx, \quad (5)$$

в якому ризик в точці x визначається як

$$\begin{aligned} r(d(x)) &= \sum_{i=1}^g L(d(x), i) p(i|x) = \\ &= \sum_{i=1}^g L(d(x), i) \frac{f(x|i)P_i}{h(x)}, \end{aligned}$$

де $d(x)$ – правило вибору рішення, що є елементом відомого класу правил, яке позначається через D . Втрати $L(j, i)$ виникають, коли x відноситься до класу j , ($d(x) = j$), у той час як у дійсності x належить класу i ; $h(x)$, $f(x|i)$, P_i – відомі класи щільності ймо-

вірності, умовної щільності ймовірності та апіорної ймовірності вибірок кожного класу x .

Класичне завдання полягає в тому, щоб знайти правило вибору рішення $d(x)$, що мінімізує середній ризик (5). Це досягається вибором з D такого $d^*(x)$, яке мінімізує ризик у кожній точці x . З (5) робимо висновок, оскільки $h(x)$ ненегативна, то ризик $R(d)$ мінімізується вибором з D такого рішення $d^*(x)$, що $d^*(x)$ - клас, для якого

$$\sum_{i=1}^g L(d^*(x), i) f(x|i) P_i < \sum_{i=1}^g L(d(x), i) f(x|i) P_i, \quad \forall d(x) \in D \text{ для кожного } x.$$

Таким чином, згідно правилу, що мінімізує середні збитки (середній ризик) у точці x , j -й клас приймається ($d^*(x) = j$), якщо

$$P_j f(x|j) = \max \{P_i f(x|i)\}_{i=1}^g,$$

так як це еквівалентно умові

$$1 - P_j f(x|j) / h(x) = \min_i \{1 - P_i f(x|i) / h(x)\}.$$

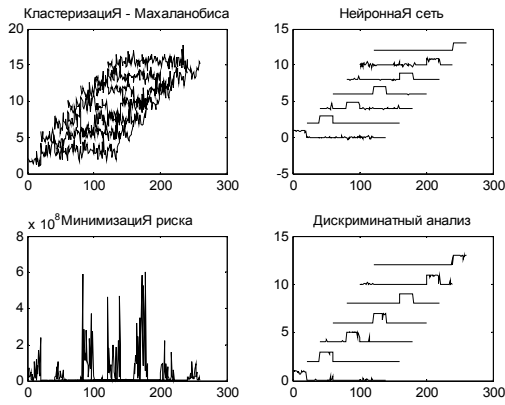
Правило вибору рішення, що визначене за допомогою цього рівняння, максимізує ймовірність виявлення або мінімізує ймовірність похибки.

Як можна бачити з наведених на рис. 7 (3) даних

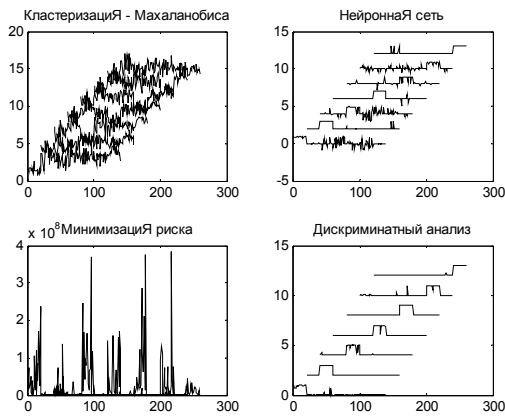
сума $\sum_{i=1}^g L(d(x), i) f(x|i) P_i$ для кожного правила

вибору рішення $d(x)$, яке репрезентує вірний вибір, на декілька порядків перевищує інші варіанти. Тому можна вважати, що розділення даних цим методом відбувається найбільш чітко, а отримані алгоритми забезпечують достатній запас по стійкості результату.

На рис. 7 приводиться оцінки приналежності до класів P_{ij} для всіх розглянутих методів для навчальної та перевірконої вибірки. Для об'єднання цих оцінок у комплексний критерій необхідно провести процедуру нормування. Відносні оцінки ймовірностей $R_{i,k,s}$, $i = \overline{1, N}$, $k = \overline{1, g}$, $s = \overline{1, r}$ для кожного із класів цими методами можна визначити за трьома різними перетвореннями, які нормують оцінки знайдені розглянутими методами



а



б

Рис. 7. Оценки принадлежности до классов

$$R_{s,i,k} = \frac{P_{sik} / \bar{P}_{si}}{\sum_{k=1}^g (P_{sik} / \bar{P}_{si})}, \quad i = \overline{1, N}, \quad s = \overline{1, r}; \quad (7)$$

$$R_{s,i,k} = \frac{(P_{sik} - P_{si \min}) / (P_{si \max} - P_{si \min})}{\sum_{k=1}^g (P_{sik} - P_{si \min}) / (P_{si \max} - P_{si \min})}, \quad (8)$$

$$i = \overline{1, N}, \quad s = \overline{1, r};$$

$$R_{s,i,k} = \frac{\exp(-(P_{sik} - P_{si \min}) / (P_{si \max} - P_{si \min}))}{\sum_{k=1}^g \exp(-(P_{sik} - P_{si \min}) / (P_{si \max} - P_{si \min}))}, \quad (9)$$

$$i = \overline{1, N}, \quad s = \overline{1, r},$$

де $P_{si \min}$, $P_{si \max}$ – мінімальне та максимальне значення ймовірності для станів; g – кількість класів ТС ГТД; r – кількість методів визначення класу.

На рис. 8 приводиться відносні нормовані оцінки приналежності до класів $R_{s,i,k}$ розраховані за формулою (9) для навчальної та перевірконої вибірок.

Об'єднання цих оцінок у єдиний комплексний критерій здійснюється за допомогою одного із способів згортки багатокритеріального оцінювання.

Широко розповсюдженим способом згортки критеріїв є лінійна згортка:

$$I = \sum_{s=1}^r \alpha_s R_s, \quad (10)$$

де для вагових коефіцієнтів α_s виконується умова нормування:

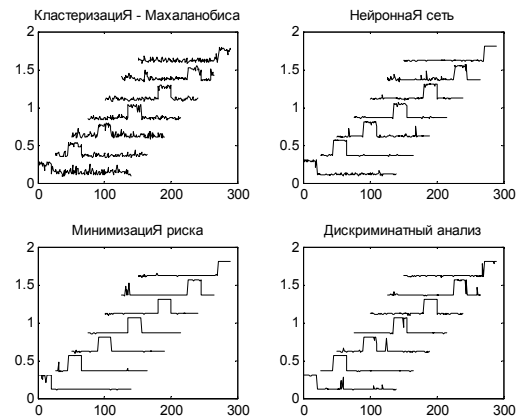
$$\sum_{s=1}^r \alpha_s = 1. \quad (11)$$

Використовується також квадратична згортка:

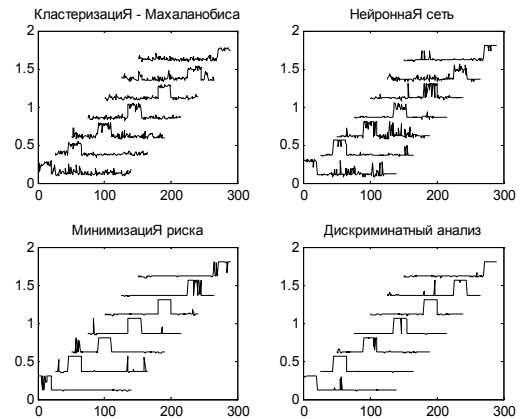
$$I = \left[\sum_{s=1}^r \alpha_s (R_s)^2 \right]^{1/2}, \quad (12)$$

та мультиплікативна:

$$I = \prod_{s=1}^r (R_s)^{\alpha_s}. \quad (13)$$



а



б

Рис. 8. Нормовані оцінки приналежності до класів

Ваги коефіцієнтів α_i вибираються на основі інформації про якість розпізнавання стану розглянутими методами.

Так, для двох груп методів (КА, МР, ДА та КА, НМ, МР, ДА) ваговим коефіцієнтам α_s можна присвоїти відповідно значення (0,3, 0,4, 0,3) та (0,2, 0,3, 0,2, 0,3).

Таким чином для лінійного критерію оцінка приналежності до класу для 1-ої та 2-ої групи методів здійснюється за формулами

$$I_{134} = \max_k (0,3 * R_{1,i,k} + 0,4 * R_{3,i,k} + 0,3 * R_{4,i,k}), \quad i = \overline{1, N}; \quad (14)$$

$$I_{1342} = \max_k (0,2 * R_{1,i,k} + 0,3 * R_{3,i,k} + 0,2 * R_{4,i,k} + 0,3 * R_{2,i,k}), \quad i = \overline{1, N}. \quad (15)$$

Для квадратичного та мультиплікативного критерію оцінки приналежності відповідно рівні:

$$I_{2134} = \max_k \sqrt{0,3 * R_{1,i,k}^2 + 0,4 * R_{3,i,k}^2 + 0,3 * R_{4,i,k}^2}, \quad i = \overline{1, N}; \quad (16)$$

$$I_{21342} = \max_k (0,2 * R_{1,i,k}^2 + 0,3 * R_{3,i,k}^2 + 0,2 * R_{4,i,k}^2 + 0,3 * R_{2,i,k}^2), \quad i = \overline{1, N}; \quad (17)$$

$$I_{3134} = \max_k (R_{1,i,k}^{0,3} * R_{3,i,k}^{0,4} * R_{4,i,k}^{0,3}), \quad i = \overline{1, N}; \quad (18)$$

$$I_{31349} = \max_k (R_{1,i,k}^{0,2} * R_{3,i,k}^{0,3} * R_{4,i,k}^{0,2} * R_{2,i,k}^{0,3}), \quad i = \overline{1, N}. \quad (19)$$

Результати розпізнавання стану ГТД комплексним методом

З результатів розпізнавання окремими методами і у навчальній і у перевірочній вибірках видно (рис. 6), що помилкове прийняття рішень для різних методів у більшості випадків не збігається. Тому узагальнення отриманих даних з використанням роз-

глянутих методів прийняття рішень дозволяє із більш високою точністю визначати технічний стан двигуна.

На рис. 9 та 10 приводяться результати комплексної оцінки стану ГТД.

На рис. 9 приводяться результати розпізнавання стану двигуна методами логічного висновку та багатокритеріального лінійного оцінювання окремо тільки для трьох методів розпізнавання образів (кластерного, дискримінантного аналізу, мінімізації ризику) та для відмічених чотирьох методів з додатковим нейромережевим методом для навчальної (а) та перевірочної (б) вибірок побудовані на основі критерію (9).

На рис. 9, в показані результати багатокритеріального аналізу на основі квадратичного та мультиплікативного критеріїв цих методів для навчальної та перевірочної вибірок.

На рис 10 – такі ж дані побудовані за критеріями (7) та (8) для перевірочної вибірки.

В останньому випадку якість розпізнавання дещо нижча ніж при використанні критерію (9). Для навчальної вибірки комплексний метод дає 100% результат розпізнавання.

На рис. 11 приводяться результати розпізнавання технічного стану двигуна комплексним методом по 10 ознакам та 8 головних компонентах для повернутої матриці факторів.

Висновки

Розроблено методологію діагностування та розпізнавання технічного стану ГТД підвищеної контролепридатності на основі методів розпізнавання образів: кластерного аналізу, мінімізації ризику, дискримінантного аналізу та нейронних мереж. Проведено модельний експеримент для перевірки можливості діагностування за даними математичної моделі та визначення складу методів і технології діагностування.

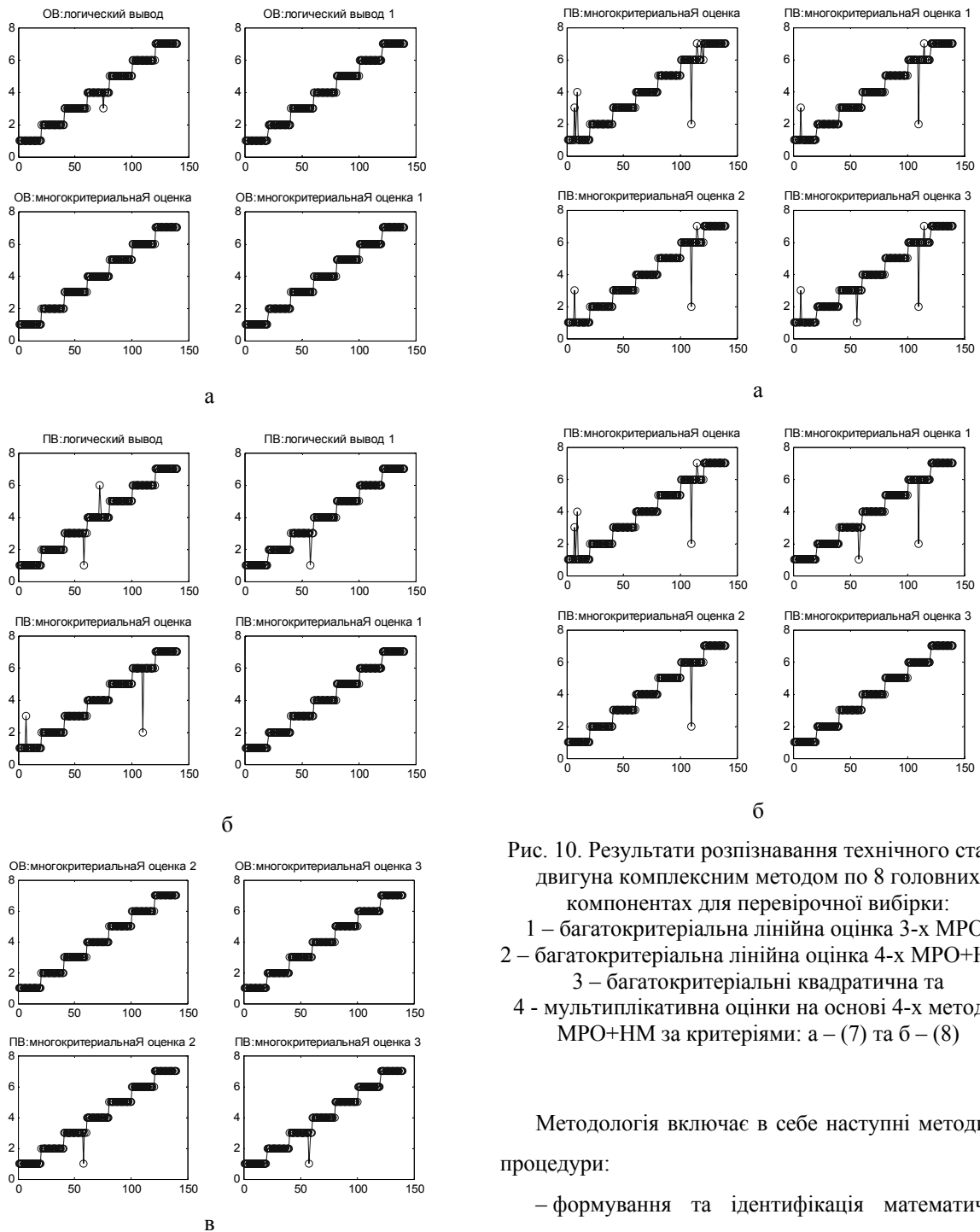


Рис. 9. Результаты распознавания технического stanu двигателя комплексным методом по 8 головных компонентах за критерием (9):
 1 – логичный выводок на основе 3-х методов МРО;
 2 – логичный выводок на основе 4-х методов МРО+НМ; 3 – багатокритеріальна лінійна оцінка 3-х МРО; 4 – багатокритеріальна лінійна оцінка 4-х МРО+НМ)
 для а – навчальної та б – перевірконої вибірок;
 в – багатокритеріальні квадратична та мультиплікативна оцінки на основі 4-х методів МРО+НМ для 1-2 навчальної; 3-4 перевірконої вибірок

Рис. 10. Результаты распознавания технического stanu двигателя комплексным методом по 8 головных компонентах для проверочной выборки:
 1 – багатокритеріальна лінійна оцінка 3-х МРО;
 2 – багатокритеріальна лінійна оцінка 4-х МРО+НМ;
 3 – багатокритеріальні квадратична та
 4 – мультиплікативна оцінки на основі 4-х методів МРО+НМ за критеріями: а – (7) та б – (8)

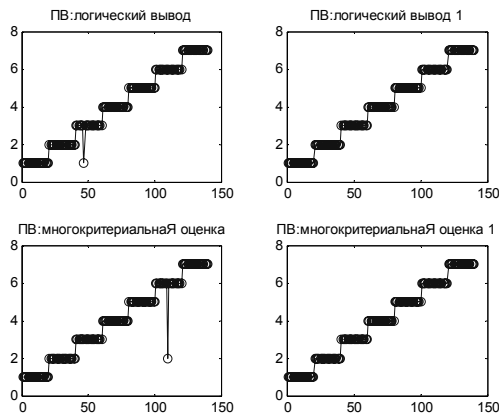
Методологія включає в себе наступні методи та процедури:

- формування та ідентифікація математичної моделі двигуна;
- метод проведення чисельного експерименту метою якого є отримання навчального та перевірконого наборів діагностичних даних;
- метод навчання нейронних мереж та класифікаторів розпізнавання образів для розпізнавання класів технічного стану ГТД;
- метод формування діагностичних ознак на основі математичної моделі ГТД;

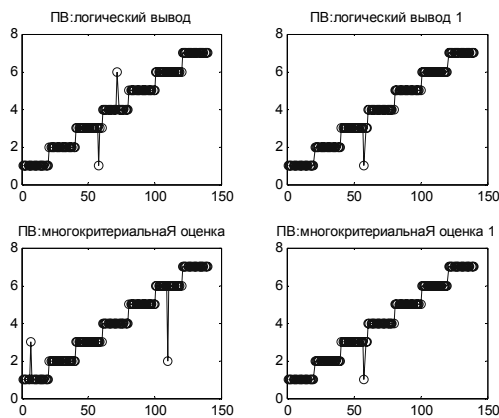
– метод формування головних компонент (перетворення параметрів та ознак) за допомогою факторного аналізу;

– метод комплексного аналізу стану двигуна на основі розглянутих методів та процедур логічного висновку і багатокритеріального аналізу.

Комплексний метод дає значне підвищення якості розпізнавання ТС ГТД.



а



б

Рис. 11. Результаты распознавания технического стану двигателя комплексным методом по 10 ознакам (а) та 8 головних компонентах для повернутої матриці факторів (б) за критерієм (9):

- 1 – логічний висновок на основі 3-х методів МРО;
- 2 – логічний висновок на основі 4-х методів МРО+НМ;
- 3 – багатокритеріальна лінійна оцінка 3-х МРО;
- 4 – багатокритеріальна лінійна оцінка 4-х МРО+НМ) для перевірконої вибірки

Література

1. Кучер А.Г., Дмитриев С.А., Попов А.В. Определение технического состояния ТРРД по данным экспериментальных исследований с использованием нейронных сетей и методов распознавания образов // Авиационно-космична техніка і технологія. – 2007. – № 10 (46). – С. 153-164.

2. Кучер О.Г., Якушенко О.С., Сухоруков В.Ю. Распознавание технического стану авиационных ГТД з використанням нейронних мереж // Вісник двигунобудування. – 2002. – № 1. – С. 101-106.

3. Эдуард А. Патрик. Основы теории распознавания образов; Перевод с английского / Под ред. Б.Р. Левина. – М.: Сов. радио, 1980. – 408 с.

4. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей: Монография / В.И. Дубровин, С.А. Субботин, А.В. Богуслаев, В.К. Яценко. – Запорожье: ОАО “МоторСич”, 2003. – 279 с.

5. Распознавание образов. Состояние и перспективы / Верха ген К. Дэйв Р., Грун Ф. и др.; Пер. с англ. Н.Г. Гуревич; Под ред. И.Б. Гуревич. – М.: Радио и связь 1985. – 104 с.

6. Синтез систем управления и диагностирования газотурбинных двигателей / С.В. Епифанов, Б.И. Кузнецов, И.М. Богаенко и др. – К.: Техника, 1998. – 312 с.

Надійшла до редакції 30.05.2008

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.В. Єпифанов, Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського «ХАІ», Харків.