УДК 629.735.083.02/.03.004.58

О.Т. Бем, В.С. Єременко

Національний авіаційний університет, Київ

ОПТИМАЛЬНИЙ ЛІНІЙНИЙ БАЙЄСОВИЙ КЛАСИФІКАТОР В ЗАДАЧАХ ДІАГНОСТИКИ КОМПОЗИТНИХ МАТЕРІАЛІВ

У статті викладено метод статистичної обробки даних для задачі технічної діагностики композитного матеріалу в умовах негауссових даних високої розмірності. Детально представлено теоретичне підґрунтя застосування методу класифікації Байєса для відповідної задачі, наведено умови оптимальності та лінійності байєсового класифікатора.

Ключові слова: *діагностика композитних матеріалів, класифікатор Байєса, емпіричний ризик.*

Актуальність і специфіка діагностики композитних матеріалів

Композитний матеріал (КМ) − це неоднорідний суцільний матеріал, що складається з двох або більше компонентів, серед яких можна виокремити армуючі елементи, що забезпечують необхідні механічні характеристики матеріалу, і матрицю, що забезпечує спільну роботу армуючих елементів. Такі матеріали вигідно вирізняються від інших своїми фізичними та експлуатаційними характеристиками, до основних з яких належать: питома та втомна міцність, жорсткість (модуль пружності), маса, ерозійна стійкість, зносостійкість, діапазон робочих температур. До надійнісних характеристик КМ ставляться високі вимоги, зокрема при їх застосуванні у транспортних засобах і високотехнологічних пристроях. Композитні матеріали формуються одночасно з виробом (деталлю), тому їх властивості неможливо проконтролювати поза виробом. Це означає, що під час виготовлення або експлуатації деталі із КМ у якості діагностичного підходу можливо використовувати виключно методи неруйнівного контролю. Діагностика КМ методами неруйнівного контролю є складною процедурою через низку наведених далі причин.

1) Принципова неможливість застосування єдиного фізичного методу неруйнівного контролю, що витікає з різномаїття типів КМ та технологічних процесів, які задіяні під час їх виготовлення. Це призводить до необхідності проведення теоретичних та експериментальних досліджень кожного окремого типу КМ, або навіть кожного окремого зразка (деталі).

2) Мікроструктурна неоднорідність та анізотропія КМ у межах одного зразка, пов'язана з технологією його виготовлення, що призводить до великого розкиду значень його фізичних характеристик та неможливості коректного застосування класичних методів неруйнівного контролю, які базуються на апріорній інформації про фізичні характеристики зразка.

3) Велика кількість різних типів дефектів, опис яких складно піддається формалізації, що обумовлює до необхідності застосування складних алгоритмів класифікації.

4) Різні типи дефектів діагностуються різними методами неруйнівного контролю (акустичні, термографічні, радіографічні, низькочастотних вібрацій).

Аналіз перерахованих причин дає підстави стверджувати, що для можливості діагностики більшості типів дефектів КМ у будь-якій промисловій (авіакосмічній, суднобудівній, автомобілебудівній, будівельній) або експлуатаційній (транспортній) компанії необхідне розширення промислово-технічної бази, а також розробка окремої методики, яка сполучає та враховує всі дані, отримані різними методами, та розраховує на їхній основі діагностичний вердикт. Методика діагностики КМ включає наступні етапи:

1) Первинна обробка інформаційних сигналів.

2) Виділення діагностичних ознак та оцінка їх діагностичної цінності.

3) Розробка математичної моделі (ММ) для багатопараметричного оцінювання стану виробу, що використовує інформацію, отриману різними методами дефектоскопії.

4) Формування вирішального діагностичного правила на основі розробленої моделі.

Таким чином, метою представленого у статті дослідження є розробка класифікатора для діагностики стану КМ методами неруйнівного контролю. Основним напрямком дослідження є проектування та реалізація ММ, що оперативно і ефективно класифікує стан КМ (тип дефекту, ступінь ушкодження) і може автоматично пристосовуватися до різних наборів еталонних даних, отриманих різними методами дефектоскопії, що дає змогу діагностувати всі представлені еталонами типи дефектів за допомогою єдиної інформаційної системи.

Для акустичних методів дефектоскопії виділені ІП з певною мірою наближення описують реакцію

© О.Т. Бем, В.С. Єременко

поверхні зразка КМ на зовнішній механічний або акустичний вплив. Отже ІП опосередковано пов'язані з показниками питомої або втомної міцності, модуля пружності, тощо. Цей факт дає підстави розглядати їх як випадкові величини. Фактор, що впливає на стан КМ, може бути як ендогенним (внутрішнім), так і екзогенним (зовнішнім), невідомі зовнішні впливи породжують невизначеність інформативних даних, яку можна формалізувати як випадкову складову або шум. Отже, емпіричні дані, що підлягають аналізу, містять деяку сумарну невизначеність, яка викликана методичними та інструментальними похибками вимірювань через наступні причини та обставини:

– вплив факторів, які не підлягають контролю;
– апаратні спотворення інформативного сигналу;
– шуми інформаційного каналу;
– флуктуації навколишнього середовища;
– вплив антропогенного фактору операторів неруйнівного контролю.

Наведені причини обумовлюють необхідність проектування узагальненої стохастичної математичної моделі, яка буде теоретично обґрунтованою з точки зору апарату математичної статистики та теорії ймовірностей.

Результатом діагностики КМ виступає вердикт (цільова функція y), який є кінцевим результатом розрахунків моделі та відносить зразок КМ до однієї з категорій дефектності в залежності від застосованого діагностичного правила (наприклад, вердиктом обирають категорію, ймовірність якої найвища). Таким чином, у термінах формування математичної моделі вердикт є категоріальною залежною змінною моделі, кількість градацій якої дорівнює кількості можливих категорій дефектності плюс один (для бездефектних зразків). Незалежні змінні (предиктори, ознаки) моделі – це ІП, на основі яких відбувається розрахунок ймовірності дефекту; вони можуть бути кількісними коваріатами або номінативними факторами.

Отже, математична модель, що проектується, повинна використовувати дані, отримані різними методами неруйнівного контролю; ці дані можуть бути різного типу, і можна передбачити, що у прикладних задачах зв'язок між результуючою залежною змінною та ознаками, що її описують, часто є нелінійним. Щоб описати (відтворити) належним чином нелінійний зв'язок між цільовою функцією (відповіддю моделі) і ознаками, які її характеризують (об'єктом), необхідно спочатку оцінити ймовірнісний простір, тобто функції розподілу всіх можливих категорій об'єкта. Практичні дослідження у сфері діагностики КМ [4] у багатьох випадках надають підстави стверджувати, що ймовірнісні розподіли ІП не є гауссовими. Відмінність від закону розподілу Гаусса не дозволяє коректне застосування великої кількості класичних статистичних процедур обробки даних. Тому було вирішено обрати більш широкий ніж гауссовий клас функцій для апроксимації розподілів ймовірності категорій об'єктів, а саме експоненціальні розподіли [3]. Клас багатовимірних експоненціальних розподілів включає в себе рівномірний, нормальний, пуассонівський, гіпергеометричний, Г-розподіл та багато інших, що дає змогу коректно апроксимізувати такими функціями розподіли різноманітної складної форми. У загальному випадку клас експоненційних розподілів можна задати наступною аналітичною конструкцією, за допомогою якої апроксимують функції правдоподібності (щільності ймовірностей) для кожного класу об'єктів (типу дефектів):

$$p(x \mid y) = \exp\left(c_y(\delta) \cdot \left\langle \Theta_y, x \right\rangle + b_y(\delta, \Theta_y) + d(\delta, x)\right),$$

де c_y, b_y, d – довільні числові функції; δ – параметр розсіювання; $\Theta_y \in \Re^n$ –параметр зсуву, обидва параметри можуть бути числом, вектором або матрицею.

Аналіз сучасних методів класифікації

Процес діагностування технічного стану поверхні композитного матеріалу за набором ІП, математично формалізується як задача класифікації об'єктів в просторі ознак (розпізнавання образів з вчителем). На теперішній час розроблено багато методів класифікації серед, короткий огляд основних з них викладено нижче.

В основі логічних методів класифікації [3, 5] лежить принцип індуктивного виводу логічних закономірностей (індукції правил), такі методи як правило, не мають аналітично вираженої цільової функції для оптимізації, найпоширенішим і перспективним напрямом таких методів є вирішальні дерева що спираються на математичний апарат теорії графів і ланцюги Маркова. Сучасними представниками алгоритмів вирішальних дерев є: класичні вирішальні дерева, ліс випадкових дерев, ансамбль «слабких» дерев з стохастичним градієнтним прискоренням, C4.5-дерева.

В основі метричних методів класифікації [1, 5] лежить не поняття відмінності об'єктів між собою, а поняття схожості об'єктів, яке характеризує функція відстані (метрика). До них належать методи найближчих сусідів, метод парзенівського вікна, метод потенційних функцій, метод радіальних базисних функцій, метод роздрібних еталонів, алгоритми розрахунку оцінок Журавльова.

Метод опорних векторів [3, 5] є одним із найефективніших підходів до задач класифікації сьогодення, його суть полягає у штучному збільшенні розмірності простору ознак, і пошуку розділяючої гіперплощини в новому спрямленому гіперпросторі.

Методи класифікації на основі генетичних алгоритмів [3] належать до адаптивних алгоритмів пошуку оптимальних рішень, вони моделюють принципи еволюції біологічних видів у визначеному набором правил навколишньому середовищі.

Класичним підходом до класифікації об'єктів є стохастичні методи [1, 3, 5, 6], зокрема методи на основі узагальненого рівняння Байєса. Недоліками цього методу є підвищені вимоги до об'єму вибірки та зменшена чутливість до розпізнавання категорій що рідко зустрічаються. Перший із недоліків можна зменшити методами бутстрепу, суттю яких є штучне збільшення об'єму вибірки із збереженням її статистичних характеристик. Метод Байєса має строге обґрунтування з точки зору теорії ймовірностей і є канонічним для моделювання явищ випадкового характеру. Діагностування методом Байєса при вирішенні практичних задач дозволяє отримати апостеріорні ймовірності кожної категорії для даного об'єкта, тобто одразу надається і результат класифікації і його ймовірнісна оцінка.

Байєсовий класифікатор

Розглянемо вибірку об'ємом $N, i \in N$, що складається з пар об'єктів $x_{i,j} \in X$ (i-й вектор з j ознаками) і правильних відповідей $y_i \in Y$ (ідентифікатор класу/категорії). Множина пар скалярних добутків об'єкт/відповідь є ймовірнісним простором, для якого за теоремою Байєса справедливе рівняння [1]:

$$p(x, y) = p(x) \cdot P(y \mid x) = P(y) \cdot p(x \mid y),$$

де $p(x, y)$ − дискретний розподіл для пар об'єкт / відповідь; $p(x)$ − спільна багатовимірна щільність ймовірностей для всіх об'єктів (без розділення на категорії); $P(y)$ − апріорна ймовірність для певної категорії y; $p(x \mid y)$ − функція правдоподібності для однієї категорії y; $P(y \mid x)$ − апостеріорна ймовірність однієї категорії y при сталому векторі ознак $x = \text{const}$.

Апостеріорна ймовірність $P(y \mid x)$ характеризує наскільки ймовірно, що даний вектор $x = \text{const}$ належить до розподілу $p(x \mid y)$ категорії y. $P(y \mid x)$ розраховують після того, як оцінені щільності ймовірностей для кожної з категорій об'єктів. Апріорна ймовірність категорії $P(y)$ математично формалізує той факт, що об'єкти з різних категорій надходять у спільний ймовірнісний простір з певною частотою.

Поставленою задачею класифікації для об'єкту x є пошук такої категорії y, апостеріорна ймовірність якої максимальна при сталій апріорній ймовірності цієї категорії $P(y) = \text{const}$ і сталому векторові ознак $x = \text{const}$:

$$\begin{aligned} a(x) &= \arg\max_{y_i \in Y} P(y \mid x) = \\ &= \arg\max_{y_i \in Y} \left(P(y) \cdot p(x \mid y) / p(x)\right) = \\ &= \arg\max_{y_i \in Y} P(y) \cdot p(x \mid y), \end{aligned} \tag{1}$$

де $a(x)$ − байєсовий класифікатор, що відносить об'єкт $x = \text{const}$ до тієї категорії, апостеріорна ймовірність якої найбільша; $\arg\max_{y_i \in Y}(\bullet)$ − математично виражає пошук найбільшого значення з набору аргументів $y_i \in Y$.

Таким чином, для побудови байєсового класифікатора, який за вектором ознак об'єкта $x_i \in X$ розраховує до якої з категорій $y_i \in Y$ віднести об'єкт, необхідно розрахувати апріорну ймовірність $P(y) = N_y / N$, де N_y − кількість об'єктів категорії y; N − кількість об'єктів всіх категорій. Після цього необхідно для даних кожної категорії y розрахувати багатовимірну щільність ймовірності $p(x \mid y)$ для вектора ознак x. Тоді, після розрахунку функціоналу (1) отримують класифікатор, розрахований за принципом максимуму апостеріорної ймовірності (байєсовий класифікатор).

Оптимальність байєсового класифікатора

Геометричним змістом класифікації є здатність класифікатора $a(x)$ розділяти гіперплощинами множину всіх об'єктів на області A_k, що не перетинаються, кожна з яких обмежує категорією відповідного типу дефекту: $A_k = \{x \mid a(x) = k\}$, $x \in X; k \in Y$. Такий підхід піддається математичній формалізації наступним чином: нехай деякий об'єкт дійсно відноситься до категорії y, а модель класифікувала його, як об'єкт із категорії k. Ймовірність правильної класифікації розраховують як інтеграл по області A_k в просторі пар об'єкт\відповідь всіх категорій моделі (ймовірність того, що даний об'єкт x належить до області A_k). Але якщо цей вектор x істинно належить до категорії A_y (як у даному випадку), то цей самий інтеграл визначає ймовірність невірної класифікації об'єкта x до категорії k, при тому, що істиною є $x \in A_y, y \neq k$:

$$P(A_k, y) = \int_{A_k} p(x, y) dx,$$

де $P(A_k, y)$ − ймовірність похибки, тобто того, що вектор x належить до області A_k, враховуючи те,

що відомо, що правильна відповідь y (тобто в дійсності $x \in A_y$).

Для того щоб оцінити похибку вводять поняття штрафу за невірну класифікацію між всіма можливими результатами $\lambda_{yk} \in [0,1]$, при $y \neq k$, така похибка в загальному випадку залежить від категорій об'єктів y і k. Оцінка середнього ризику для класифікатора $a(x)$ визначається формулою:

$$R(a) = \sum_{y \in Y} \sum_{k \in Y} \lambda_{yk} \cdot P(A_k, y) \qquad (2),$$

де $R(a)$ − оцінка середнього ризику класифікатора $a(x)$; λ_{yk},− матриця штрафів для всіх можливих результатів; функціонал (2) характеризує якість класифікації.

Для визначення виду класифікатора $a(x)$, який має мінімальне значення середнього ризику розглянемо дві теореми із теорії ймовірностей:

1. Якщо відомі $p(x \mid y)$ і $P(y)$, то мінімальний середній ризик $R(a)$ має байєсовий класифікатор $a(x)'$:

$$a(x)' = \arg\min_{k \in Y} \left(\lambda_{yk} \cdot P(y) \cdot p(x \mid y) \right) \qquad (3)$$

У загальному випадку в рівнянні (2) λ_{yk},− це матриця. Визначення (3) для кожного вектору x являється розрахунково-складною процедурою, що зважаючи на передбачену багатовимірність проектованої моделі, є суттєвим фактором, так як для кожного об'єкту (множини ознак) необхідно виконувати дії над елементами матриці, розмір якої пропорційний кількості можливих категорій дефектів. Проте, можна спростити розрахунки, відштовхуючись від специфіки поставленої задачі. Математично коректним способом спрощення функціоналу, який треба мінімізувати, є наступна теорема, що є доповненням до попередньої:

2. Баєссовий класифікатор, який має мінімальне значення середнього ризику буде мати вигляд наступного функціоналу:

$$a(x)' = \arg\min_{y \in Y} \left(\lambda_y \cdot P(y) \cdot p(x \mid y) \right). \qquad (4)$$

Якщо задовольнити наступні дві умови:

− складові матриці штрафів, які відповідають правильним відповідям рівні нулю $\lambda_{yy} = 0$, іншими словами, якщо об'єкт із категорії y правильно віднесли до області A_y, то штраф за похибку класифікатора рівний нулю;

− значення штрафу залежить тільки від категорії, до якої об'єкт дійсно належить, а не від тих всіх можливих категорій до яких його можна помилково віднести $\lambda_{yk} \equiv \lambda_y$.

Функціонал (4) формалізує концепцію байєсового класифікатора з мінімальною оцінкою емпіричного ризику, розрахований за принципом максимуму апостеріорної ймовірності з додатковим коефіцієнтом за штраф від невірної класифікації λ_y.

Оптимальним за величиною середнього ризику байєсовим класифікатором у строгому сенсі є такий, для якого оцінені ймовірнісні розподіли всіх категорій є повністю репрезентативними підмножинами з генеральної сукупності істинних розподілів цих категорій. Однак, дослідник зазвичай не має ні генеральної сукупності, ні повністю репрезентативних підмножин з неї, ні істинних розподілів, тоді на практиці використовують оцінки щільностей ймовірностей, в такому випадку байєссовий класифікатор не можна називати оптимальним у строгому сенсі.

Щоб знайти апостеріорні ймовірності приналежності об'єкту x до кожної з категорій дефекту (класу об'єктів) треба розрахувати направляючий вектор гіперплощини (вектор коефіцієнтів) w, виходячи із оптимізаційної задачі, якою є максимізація функції правдоподібності:

$$L(w) = \ln\left(\prod_{i=1}^{N} p(y_i \mid x_i) \right) = \\ = \sum_{i=1}^{N} \ln\left(\frac{1}{1 + e^{\langle w, x_i \rangle \cdot y_i}} \right) + \mathrm{const}(w) \to \max_w . \qquad (5)$$

Такий розрахунок стане статистично коректним, якщо задовольнити наступні припущення:

1) існує деякий сукупний ймовірнісний простір $p(x_i, y_i)$, який представлений парами об'єкт / відповідь;

2) виконується гіпотеза незалежності спостережень у сукупній вибірці: щільність ймовірності сукупного розподілу можемо представити добутком щільностей ймовірностей всіх об'єктів;

3) функції правдоподібності всіх класів об'єктів належать до сімейства експоненціальних.

Представлені припущення призводять до того, що максимізація логарифму правдоподібності (5) еквівалентна мінімізації наступного функціоналу, який називають функціоналом апроксимованого емпіричного ризику:

$$Q(w) = \sum_{i=1}^{N} \left(M_i(w) < 0 \right) = \\ = \sum_{i=1}^{N} \ln\left(1 + e^{-\langle w, x_i \rangle \cdot y_i} \right) \to \min_w . \qquad (6)$$

Вираз $M_i = \langle w, x_i \rangle \cdot y_i$ має просторову інтерпретацію відступу від об'єкта до розділяючої гіперплощини: чим більше це значення, тим ближче об'єкт знаходиться до центру свого класу в ймовірнісному просторі об'єкт/відповідь, і тим точніше його можна класифікувати. Рівняння (6) математич-

но формалізує мінімізацію суми похибок для класифікатора, іншими словами, його можна інтерпретувати як розрахунок направляючого вектора w для лінійної розділяючої гіперплощини, яка розділить весь простір об'єктів на два півпростори, мінімізуючи суму невірних класифікацій $\sum_{i=1}^{N}\lambda_i$ (об'єктів, для яких відступ менше нуля).

Логарифмічна функція втрат у даному методі оптимізації класифікатора виступає гладкою апроксимацією кусково неперервної функції $\mathrm{sign}()$ і мажорує її зверху (рис. 1). Це дозволяє застосовувати ефективні оптимізаційні методи для пошуку глобального або локального мінімуму функції, який необхідний для зменшення кількості похибок, які припускає модель на навчальній вибірці.

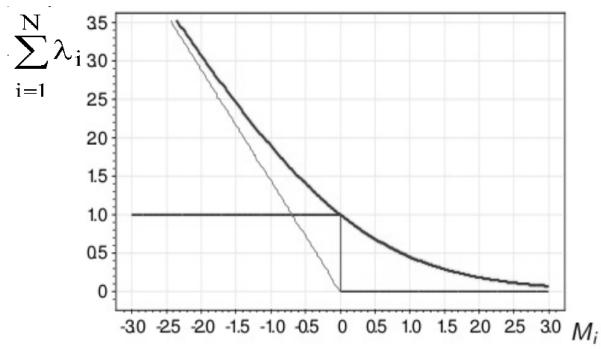

Рис. 1. Заміна кусково неперервної функції втрат $\mathrm{sign}()$ на логарифмічну

Отже, логарифмічна функція втрат виступає вигідною для оптимізації заміною ступінчатої функції $\mathrm{sign}()$, яка залежить від кількості похибок при класифікації; її застосування є статистично виправданим і доведеним за умови експоненціальності розподілів об'єктів кожної категорії та рівності параметрів розкиду цих розподілів.

Лінійність байєсового класифікатора

Однією із задач проектування математичної моделі є її розрахункова продуктивність. Зважаючи на те, що при використанні емпіричних даних, які отримані різними методами неруйнівного контролю, кількість ознак об'єктів може сягати декількох сотень, то розрахунок криволінійної розділяючої гіперплощини, яка буде мати мінімальний емпіричний ризик, є невиправдано розрахунково ємною процедурою. Для того, щоб спроектована модель аналізу й обробки даних могла оперативно та ефективно функціонувати з великою кількістю ознак без залучення високопродуктивних спеціалізованих комп'ютерів було вирішено у якості класифікатора обрати лінійну розділяючу гіперплощину. Отже, було вирішено визначити умови, за яких відповідна гіперплощина буде лінійною. Оптимальний байєссовий класифікатор буде лінійним якщо задовольнити три наступні умови [2]:

− ймовірнісні розподіли кожної категорії об'єктів належать до сімейства експоненціальних;

− функції правдоподібності всіх класів об'єктів мають однакові функції $d()$ та параметр розсіювання δ, або коваріаційні матриці всіх класів однакові;

− серед ознак, що входять у вектор x_j є хоча б одна константа для всіх об'єктів. На практиці до вектору ознак додають ще одну складову, яка на всіх об'єктах є тотожною одиниці.

За рахунок останнього пункту теореми можна звести байєсовий класифікатор до виду, коли всі його складові, від яких залежать похибки від невірної класифікації, будуть лише доданком w_0. Тобто параметри лінійного класифікатора можна розділити таким чином, що тільки вільний член w_0 буде залежати від похибок від невірної класифікації, а скалярний добуток всіх інших складових не буде від них залежати. Сам класифікатор тоді буде мати вигляд:

$$a(x) = \mathrm{sign}\left(\langle w, x\rangle \cdot y + w_0\right),$$

$$w_0 = \ln\left(\frac{\lambda_-}{\lambda_+}\right)$$

де $\langle w, x\rangle$ − скалярний добуток вектора коефіцієнтів (які треба розрахувати) на вектор ознак; y – бінарний ідентифікатор класу об'єкта (+/ –); $w_0 = \frac{\lambda_-}{\lambda_+}$ – вільний член, що залежить тільки від штрафів за невірну класифікацію на двох класах (+/ −).

Апостеріорні ймовірності для двох класів (y_+ і y_-) у зазначеному випадку розраховують за допомогою логістичних функцій:

$$P(y_+ \mid x) = \frac{1}{1 + e^{-\langle w,x\rangle}};$$

$$P(y_- \mid x) = \frac{1}{1 + e^{\langle w,x\rangle}};$$

при виконанні умови повної ймовірності:

$$P(y_+ \mid x) + P(y_- \mid x) = 1.$$

Отже, використовуючи логістичні функції при проектуванні математичної моделі, запропоновано розраховувати апостеріорні ймовірності для двох категорій стану еталонних зразків (*Без дефекту / Дефект №1*). Після розрахунків апостеріорних ймовірностей всіх категорій дефектів зазвичай застосовують таке діагностичне правило: об'єкт належить до тієї категорії, апостеріорна ймовірність якої найбільша.

Висновки і перспективи

У результаті дослідження запропоновано стохастичну модель на основі методу класифікації Байєса для сімейства експоненціальних розподілів. Метод дає змогу оцінювати апостеріорні ймовірності приналежності об'єкта діагностики, представленого вектором параметрів, до кожної з передбачених категорій дефекту, на основі результатів аналізу багатократних вимірювань еталонних зразків. Такі апостеріорні ймовірності розраховують на основі багатовимірних експоненціальних щільностей ймовірностей без розрахунку їх аналітичного рівняння і його ознак, що робить метод Байєса непараметричним, а отже більш універсальним в практичних задачах. У статті наведені умови, за яких байєсовий класифікатор буде лінійним, а отже розділяюча гіперплощина у просторі ознак також буде лінійною, що дає вигідні передумови для оптимізації такого класифікатора методами машинного навчання. Наведено один із підходів до оптимізації класифікатора, що реалізовує принцип мінімального емпіричного ризику, який вважається пріоритетним для задач технічної діагностики. Обумовлено застосування згладжуючої логістичної функції втрат від невірної класифікації, в околі умов поставленої задачі.

Наведені у статті методи є основою функціонування та оптимізації низки стохастичних алгоритмів класифікації, зокрема біноміальної і мультиноміальної регресії, які можуть бути ефективно застосовані в задачах розпізнавання типу і ступеня дефектності КМ. Розрахунок представлених алгоритмів може бути частково або повністю реалізовано апаратом штучних нейронних мереж, що надає підґрунтя для їх застосування у якості складової комплексних математичних моделей та ансамблів алгоритмів класифікації.

Наступним запланованим етапом досліджень у сфері неруйнівного контролю КМ є аналіз методів оцінки діагностичної цінності інформативних ознак, їх перетворення та конструювання нових ознак. Такі методи відбору предикторів використовують для моделей з великою кількістю різнородних вхідних даних, що особливо актуально для проектування універсальної інформаційної системи оцінки стану виробу з КМ.

Необхідним майбутнім етапом дослідження є апробація представлених методів з використанням емпіричних даних, що отримані різними методами дефектоскопії. Після дослідження ефективності методів необхідною є розробка та проектування інформаційно-діагностичного комплексу, який враховує наведену специфіку і включає в себе методичну, апаратну та програмну складові. Слід зазначити, що для ефективного процесу розробки відповідного діагностичного комплексу і можливості впровадження вдосконалень на майбутніх етапах необхідно застосовувати модульний підхід до проектування як на апаратному, так і на програмному рівнях.

Список літератури

1. *Бурау Н.І. Розпізнавання технічного стану об'єктів на основі штучних нейронних мереж / Н.І. Бурау, О.В. Зажицький. – К.: НАУ, 2014.*
2. *Christopher M. Bishop Pattern Recognition and Machine Learning» / Christopher M. Bishop // Springer, 2006.*
3. *Профессиональный информационно-аналитический ресурс «MachineLearning.ru» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.machinelearning.ru/wiki/ – Название с домашней страницы.*
4. *Еременко В.С. Апроксимація законів розподілу інформативних параметрів при неруйнівному контролі композиційних матеріалів / В.С. Еременко, Є.Ф. Суслов, С.Р. Сунетчієва // Наукоємні технології. – 2012, – №3 (15).*
5. *Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / П. Флах .− М.: ДМК, 2015.*
6. *Неделько В.М. Регрессионные модели в задаче классификации / В.М. Неделько // Сиб. журн. индустр. матем. – 2014. – Т 17, № 1. − С. 86-98.*

Надійшла до редколегії 11.02.2015

Рецензент: д-р техн. наук, проф. І.П. Захаров, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків.

ОПТИМАЛЬНЫЙ ЛИНЕЙНЫЙ КЛАСИФИКАТОР БАЙЕСА В ЗАДАЧАХ ДИАГНОСТИКИ КОМПОЗИТНЫХ МАТЕРИАЛОВ

О.Т. Бем, В.С. Еременко

В статье изложено метод статистической обработки данных для задачи технической диагностики композитного материала в условиях негауссовых данных высокой размерности. Детально представлено теоретическое обоснование применения метода классификации Байеса для соответствующей задачи, приведены условия оптимальности и линейности данного классификатора.

Ключевые слова: *диагностика композитных материалов, классификатор Байеса, эмпирический риск.*

APPLYING OF OPTIMAL LINEAR BAYESIAN CLASIFICATOR IN CASE OF DIAGNOSTICS OF COMPOSITE MATERIALS

O.T. Bem, V.S. Eremenko

The article is described the method of statistical diagnostics of composite materials in a case of non Gaussian high dimensional data. The theoretical foundation about applying of the Bayesian method of classification for the corresponding tasks is described in detail. The optimality and linearity conditions of appropriate method are stated.

Keywords: *diagnostics of composite materials, Bayesian classifier, empirical risk.*