

PACS numbers: 01.50.hv, 81.05.Qk

КЛАСИФІКАЦІЯ ПОДРІБНЕНИХ ВУГЛЕЦЕВИХ ВОЛОКОН ЗА РОЗМІРОМ ПРИ ВИРОБНИЦТВІ КОМПОЗИЦІЙНИХ МАТЕРІАЛІВ

А.С. Довбиш, А.Ф. Будник, Н.І. Андрієнко

Сумський державний університет,
вул. Римського-Корсакова, 2, 40007, Суми, Україна
E-mails: kras@id.sumdu.edu.ua, andriienko@sumdu.edu.ua

Розглядається інформаційний синтез здатної навчатися системи підтримки прийняття рішень для автоматизації контролю розміру подрібнених вуглецевих волокон, що використовуються для наповнення матриці при виробництві композиційних матеріалів на основі політетрафторетилену. Для підвищення достовірності розпізнавання запропоновано алгоритм навчання з оптимізацією системи контрольних допусків.

Ключові слова: СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, КОМПОЗИЦІЙНИЙ МАТЕРІАЛ, ЗОБРАЖЕННЯ, НАВЧАННЯ, ОПТИМІЗАЦІЯ, СИСТЕМА КОНТРОЛЬНИХ ДОПУСКІВ.

(Одержано 22.04.2010, у відредагованій формі – 23.11.2010)

1. ВСТУП

Виробництво високоякісних фторопластових композитів на основі політетрафторетилену (ПТФЕ) із заданими технічними характеристиками вимагає розроблення та застосування АСК технологічним процесом на основі машинного навчання та розпізнавання образів. Відомі методи розпізнавання образів носять модельний характер, оскільки орієнтовані на апріорно чітке розбиття класів розпізнавання [1-3]. На практиці апріорне розбиття простору ознак на класи розпізнавання є нечітким через перетин класів і довільні початкові умови формування образів. Тому перспективним шляхом для вирішення проблеми підвищення функціональної ефективності АСКТП є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної технології (ІЕІ-технологія) [4], що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи підтримки прийняття рішень (СППР), яка є обов'язковою складовою інтелектуальної АСК.

У статті запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР для оцінки якості подрібнених вуглецевих волокон, що використовуються в технологічному процесі виробництва фторопластових композиційних матеріалів.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай дано вхідний математичний опис класифікатора у вигляді навчальної матриці яскравості зображень подрібнених вуглецевих волокон, одержаних в технологічному процесі виробництва композиційних матеріалів на основі політетрафторетилену, $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $m = \overline{1, M}$, $i = \overline{1, N}$,

$j = \overline{1, n}$, де M, N, n – кількість класів розпізнавання (зображень), ознак розпізнавання та реалізацій образу відповідно. Відомі алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o\}$, що характеризують геометричні параметри волокон, одержаних в дробарці в поточний час, і вектор параметрів навчання $g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle$, де x_m, d_m, δ – еталонний вектор-реалізація класу X_m^o , радіус контейнера класу X_m^o , що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, і параметр поля контрольних допусків відповідно. При цьому задано такі обмеження: x_m – вектор вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу X_m^o , $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань центру класу X_m^o від центру найближчого (сусіднього) до нього класу X_c , і $\delta \in [0; \delta_H/2]$, де δ_H – нормоване (експлуатаційне) поле допусків на ознаку розпізнавання.

На етапі навчання необхідно оптимізувати параметри навчання за усередненим інформаційним критерієм функціональної ефективності (КФЕ) і на етапі екзамену прийняти високостовірне рішення про належність вектора-реалізації образу, що розпізнається, до деякого класу із заданого алфавіту $\{X_m^o\}$.

3. МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ

Вхідний математичний опис СППР, що навчається, подамо у вигляді структури

$$\Delta_B = \langle T, G, \Omega, Z, \theta, Y, X; \Phi_1, \Phi_2, \Phi_3 \rangle, \tag{1}$$

де T – множина моментів часу зняття інформації; G – простір вхідних сигналів(факторів), які діють на систему; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів системи.

Категорійну модель у вигляді діаграми відображення множин в процесі навчання СППР показано на рис. 1.

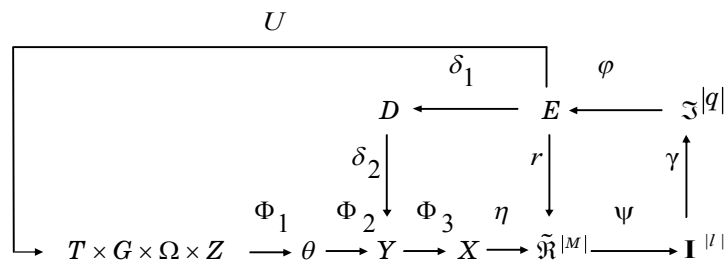


Рис. 1 – Структурна діаграма процесу навчання СППР

На рис. 1 прийнято такі позначення: Y – множина сигналів, які знімаються з виходу блоку первинної обробки інформації, $\tilde{\mathbb{R}}^{|M|}$ – нечітке розбиття, $I^{|I|}$ – множина можливих рішень, E – множина значень інформаційного КФЕ, $\mathfrak{Z}^{|q|}$ – множина точнісних характеристик, θ – спектр яскравості зображення, $\Phi_1: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow \theta$ – оператор обробки

зображень в полярних координатах, Φ_2 – оператор формування вибіркової множини Y (вхідна навчальна матриця яскравості зображень), Φ_3 – оператор формування бінарних навчальних матриць. Оператор $U : E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес навчання і дозволяє оптимізувати параметри його плану, які визначають, наприклад, обсяг і структуру випробувань, черговість розгляду класів розпізнавання та інше. Принциповою відмінністю ІЕІ-технології є корекція розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ шляхом ітераційної оптимізації параметрів навчання за інформаційним критерієм. Контур оптимізації СКД, яка утворює D , замикається послідовно оператором $\delta_1 : E \rightarrow D$ і оператором $\delta_2 : E \rightarrow D$, який змінює реалізації образу в процесі максимізації критерію $E_m \in E$.

4. ОПИС АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ СППР

За умови існування для ознак розпізнавання однієї шкали виміру доцільною є реалізація алгоритму паралельної оптимізації СКД. У цьому випадку вхідними даними є значення навчальної матриці яскравості зображень $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, а параметром оптимізації є параметр поля допусків δ , областю значень якого є інтервал $[1; \delta_H/2]$, де δ_H – ширина нормованого поля допусків. Розглянемо кроки реалізації цього алгоритму.

1. Обробка вхідних зображень в полярній системі координат з метою забезпечення інваріантності алгоритму навчання до зсуву, повороту та масштабу.
2. Побудова вхідної реалізації зображення у вигляді усередненої функції яскравості від радіуса рецепторного поля.
3. Формування вхідної цілої навчальної матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$.
4. Формування еталонного вектора y_1 шляхом статистичного усереднення значень ознак в стовпчиках матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$.
5. Обнуляється лічильник кроків зміни параметра δ : $l := 0$.
6. Запускається лічильник: $l := l + 1$ і обчислюються нижні та верхні контрольні допуски для всіх ознак: $\{A_{HK,i}[l] := y_{1,i} - \delta[l]\}$ і $\{A_{BK,i}[l] := y_{1,i} + \delta[l]\}$, $i = \overline{1, N}$ відповідно, де $y_{1,i}$ – вибіркоче середнє значення i -ї ознаки для векторів-реалізацій класу X_1^o , який є найбільш бажаним для ОПР.
7. Реалізується базовий алгоритм навчання за такою схемою:
 - 1) формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, яке здійснюється за правилом:

$$x_1^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{1,i} - \delta \leq y_{1,i}^{(j)} \leq y_{1,i} + \delta, \\ 0, & \text{if else.} \end{cases} \quad (2)$$

- 2) формування масиву еталонних двійкових векторів-реалізацій $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$, елементи яких визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases} \quad (3)$$

де ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^o$.

- 3) розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих "сусідів": $\mathfrak{N}_m^2 = \langle x_m, x_l \rangle$, де x_l – еталонний вектор сусіднього класу X_l^o .
- 4) оптимізація кодової відстані d_m відбувається за рекурентною процедурою:

$$d_m(k) = [d_m(k-1) + h \mid d_m(k) \in G_m^d], \quad (4)$$

де k – змінна числа збільшень радіуса контейнера K_m^o ; h – крок збільшення радіуса; G_m^d – область допустимих значень радіуса d_m . При цьому береться $E_m(0) = 0$.

- 5) пошук глобального максимуму КФЕ в робочій області його визначення: $E_m^* = \max_{\{d\}} E_m$, де $\{d\} = \{d_1, \dots, d_k, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_l) - 1]$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною еталонного вектора $x_m \in X_m^o$.

8. Якщо $E_1^*[l] \geq E_1^*[l-1]$, то виконується пункт 5, інакше – пункт 6.

9. Якщо $\delta \leq \delta_H/2$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 6.

10. $\{A_{HK,i}^* := A_{HK,i}[l-1]\}; \{A_{BK,i}^* := A_{BK,i}[l-1]\}, i = 1, N; E_1^* := E_1^*[l-1]$ і "ЗУПИН".

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Логарифмічна статистична інформаційна міра Кульбака, що дозволяє оцінювати диференційну інформативність ознак розпізнавання, має вигляд:

$$\begin{aligned} E_m^{(k)} &= 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[(D_1^{(k)} + D_2^{(k)}) - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right] = \\ &= \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[1 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right], \end{aligned} \quad (5)$$

де α – помилка першого роду, β – помилка другого роду, D_1 – перша достовірність, D_2 – друга достовірність.

Алгоритм екзамену у рамках ІЕІ-технології ґрунтується на аналізі значень функції належності реалізації, що розпізнається, контейнеру відповідного класу.

5. ПРИКЛАД РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМУ РОЗПІЗНАВАННЯ

Технологічний процес подрібнення вуглецевої тканини складається з декількох етапів [5]. Спочатку тканина розрізається ножовим барабаном.

Потім тканина потрапляє в дробильну камеру і під впливом молотків, дека і решета відбувається подальше подрібнення її до вуглецевого волокна. Після такого подрібнення вуглецеве волокно є руноподібними грудками переплутаних між собою волокон з насипною густиною $0,069 \text{ г/см}^3$, що відповідає довжині волокон $0,4 \div 8 \text{ мм}$, тобто значно більшою, ніж потрібно за технологією отримання цільового композитного складу. Тому вуглецеве волокно повинне бути піддане повторному подрібненню при зміні діаметра сепаруючих решіток до досягнення насипної густини вуглецевого волокна $\rho \approx 0,5 \text{ г/см}^3$ і необхідного розподілу за довжиною. На кожному етапі після подрібнення за допомогою мікроскопа отримують зображення подрібнених волокон з дробарки. На рис. 2 показано зображення волокон трьох класів: волокна нормального розміру, волокна, що перевищують необхідні показники довжини, і волокна, що мають розміри менше норми.

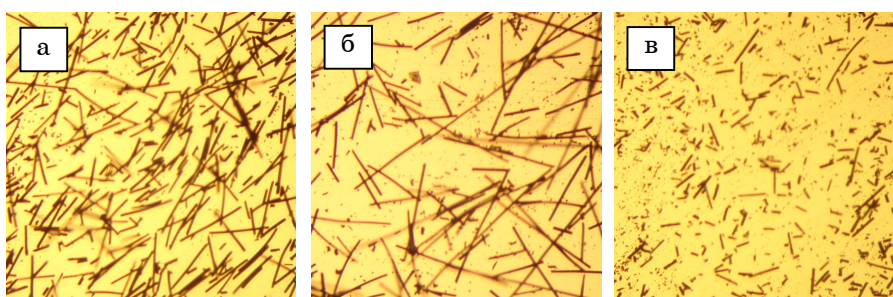


Рис. 2 – Зображення подрібнених вуглецевих волокон: а) клас X_1^o (нормальний стан); б) клас X_2^o (більше норми); в) клас X_3^o (менше норми)

Після обробки вхідних зображень у полярній системі координат було отримано спектри яскравості зображень для трьох RGB-складових і на їх основі сформовано багатовимірну навчальну матрицю. Результати проведення базового алгоритму навчання показали, що значення КФЕ навчання СППР є недостатньо високими, а для першого класу взагалі відсутня робоча область визначення функції критерію (5). Тому з метою підвищення достовірності розпізнавання зображень було реалізовано у рамках ІЕІ-технології алгоритм паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Результати паралельної оптимізації системи контрольних допусків показано на рис. 3.

На рис. 3 темна ділянка визначає робочу область обчислення КФЕ (5). Аналіз рис. 3 показує, що оптимальне значення параметру поля допусків дорівнює $\delta = \pm 50$ при максимальному усередненому значенні КФЕ $E_{\max} = 0,94$, що значно перевищує його значення після реалізації базового алгоритму.

Графіки залежності середнього значення КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання показано на рис. 4.

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальний радіус контейнера класу X_1^o дорівнює $d_1 = 47$ (в кодових одиницях), класу X_2^o – $d_2 = 45$ і класу X_3^o – $d_3 = 45$.

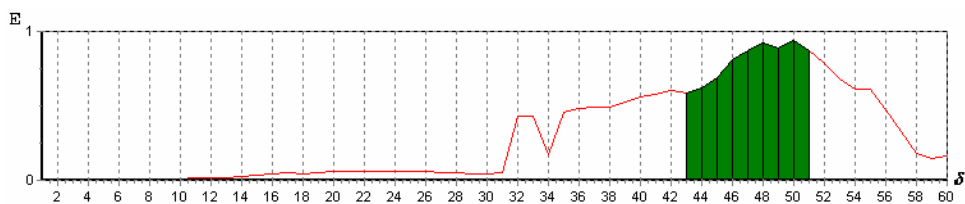


Рис. 3 – Графік залежності середнього значення КФЕ від параметра поля допусків δ

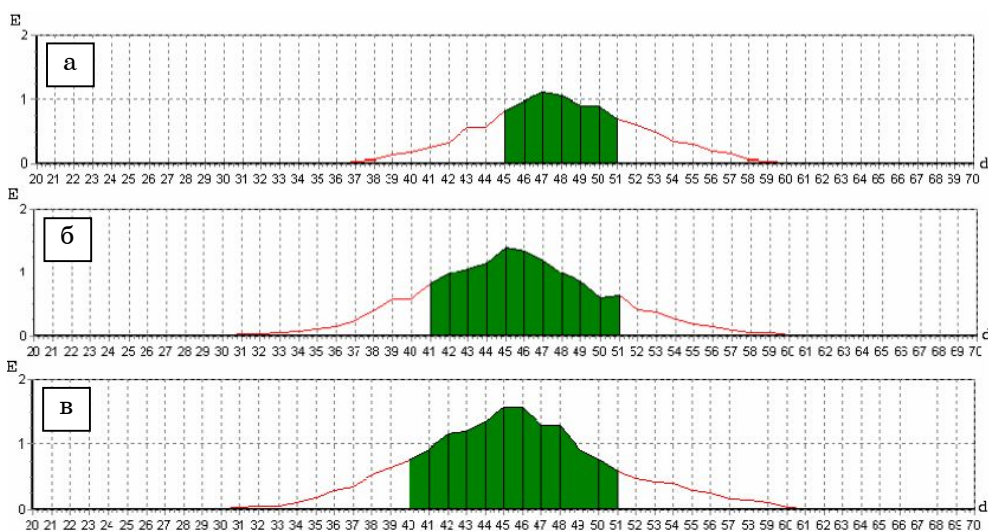


Рис. 4 – Графік залежності значення КФЕ від радіусів контейнерів: а) клас X_1^o ; б) клас X_2^o ; в) клас X_3^o

Результати фізичного моделювання, одержані в режимі екзамену, підтвердили високу достовірність розпізнавання та надійність запропонованого алгоритму. При цьому алгоритм є інваріантним для зображень, що формувалися за довільних початкових умов.

6. ВИСНОВКИ

1. Реалізація у рамках ІЕІ-технології алгоритму навчання СППР для контролю подрібнених вуглецевих волокон малих розмірів забезпечує його інваріантність до зсуву і повороту як шляхом оброблення зображень в полярних координатах, так і шляхом цілеспрямованого пошуку глобального максимуму інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції.

2. Одержані результати дозволяють автоматизувати контроль розмірів подрібнених вуглецевих волокон і підвищити функціональну ефективність системи керування виробництвом високоякісних композиційних матеріалів на рівні нанотехнологій.

SIZE CLASSIFICATION OF CHOPPED CARBON FIBERS IN THE COMPOSITE MATERIALS MANUFACTURING

A.S. Dovbysh, A.F. Budnik, N.I. Andriienko

Sumy State University,
2, Rimsky-Korsakov Str., 40007, Sumy, Ukraine
E-mails: kras@id.sumdu.edu.ua, andriienko@sumdu.edu.ua

Information synthesis of the learning decision support system for automation of the chopped carbon fibers size control used for the matrix filling within the manufacturing of composite materials based on polytetrafluoroethylene is considered. To improve the reliability of recognition learning algorithm with the optimization of the precision control is proposed.

Keywords: DECISION SUPPORT SYSTEM, COMPOSITE MATERIAL, IMAGE, LEARNING, OPTIMIZATION, PRECISION CONTROL SYSTEM.

КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗМЕЛЬЧЕННЫХ УГЛЕРОДНЫХ ВОЛОКОН ПО РАЗМЕРУ ПРИ ПРОИЗВОДСТВЕ КОМПОЗИЦИОННЫХ МАТЕРИАЛОВ

А.С. Довбыш, А.Ф. Будник, Н.И. Андриенко

Сумский государственный университет,
ул. Римского-Корсакова, 2, 40007, Сумы, Украина
E-mails: kras@id.sumdu.edu.ua, andriienko@sumdu.edu.ua

Рассматривается информационный синтез обучаемой системы поддержки принятия решений для автоматизации контроля размера измельчённых углеродных волокон, используемых для наполнения матрицы при производстве композиционных материалов на основе политетрафторэтилена. Для повышения достоверности распознавания предложен алгоритм обучения с оптимизацией системы контрольных допусков.

Ключевые слова: СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ, КОМПОЗИЦИОННЫЙ МАТЕРИАЛ, ИЗОБРАЖЕНИЕ, ОБУЧЕНИЕ, ОПТИМИЗАЦИЯ, СИСТЕМА КОНТРОЛЬНЫХ ДОПУСКОВ.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. В.И. Васильев, *Распознающие системы. Справочник.* (Киев: Наукова думка: 1983).
2. Б.В. Анисимов, В.Д. Курганов, В.К. Злобин, *Распознавание и цифровая обработка изображений.* (М.: Высшая школа: 1983).
3. С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин, *Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности.* (М.: Финансы и статистика: 1989).
4. А.С. Довбиш, *Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник.* (Суми: Видавництво Сум ДУ: 2009).
5. А.Ф. Будник, О.А. Будник, М.В. Бурмістр, *Вісник СумДУ. Серія: Технічні науки №1, 64* (2007).