

АРХІТЕКТУРА ТА КОМПОНЕНТИ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ

УДК 621

Р. Мельник, Р. Тушницький
Національний університет "Львівська політехніка",
кафедра програмного забезпечення

КЕРУВАННЯ ЯСКРАВІСТЮ КЛАСТЕРА ПРИ ДЕКОМПОЗИЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ СПЕКТРІВ

© Мельник Р., Тушницький Р., 2007

Подано результати застосування пакета кластеризації візуальних образів до обробки спектрів для отримання довжини хвиль та їх яскравості. Пакет містить алгоритми трьох рівнів кластеризації: покриття образу прямокутниками, побудови з них зв'язних областей та кластеризації зв'язних областей – смуг хвиль спектрів.

The clustering package to decompose visual patterns was used to analyze the spectrums sample to get a waves length and their brightness. The package contains three level clustering algorithms: coverage of patterns by rectangles, formulation of linked areas and clustering of the linked areas – waves from spectrum.

Вступ

Завданням спектроскопії є дослідження складу речовини за визначеними довжинами хвиль та інтенсивностями спектральних ліній у заданому спектрі. Класичний підхід вимагає проведення низки процедур – фотометрування спектральних ліній відповідними приладами та математичних обчислень. Цей підхід вимагає значних затрат часу та наявності кваліфікованих спеціалістів. Автори статті пропонують автоматизований підхід на основі алгоритмів та програм декомпозиції зображень. У роботі продемонстровано спосіб розв'язання задачі знаходження фрагментів ліній-частого спектра, які представлені різними довжинами хвиль, між якими часто відсутні чіткі межі.

Методи кластерного аналізу широко використовуються для декомпозиції, дослідження та розпізнавання зображень [1–4]. Зокрема, робота [1] містить класифікацію методів кластеризації та спосіб формування контурів виділених кластерів. Роботи [2, 3] присвячені кластеризації графових моделей, якими відображають частини зображень. У роботі [4] до зображень застосовано підхід кластеризації експериментальних даних, на які накладено сітку з певним кроком. У цих та деяких інших роботах не задано засобів керування алгоритмами, такими як крок сітки чи яскравість формованих кластерів. Вони ґрунтуються на одному етапі кластеризації.

Особливістю представленої роботи є дворівнева кластеризація: покриття прямокутниками та формування з них кластерів неправильної форми (регіонів) [5, 6]. Матеріал статті демонструє практичне застосування керування яскравістю кластера в алгоритмі декомпозиції зображень спектрів.

1. Постановка задачі декомпозиції образів

Спектри, зареєстровані на фотопластинці під час спектрального аналізу, мають зображення сірого забарвлення, наприклад, як на рис. 1. На зображенні необхідно знайти координати прямокутних смуг, кожна з яких у спектрі представляє спектральну лінію конкретної довжини хвилі, їх площу та інтенсивність.

Пошук та розпізнавання конкретних спектральних ліній у спектрі, визначення їхніх координат та інтенсивностей можливі на основі алгоритму декомпозиції візуальних образів на геометричні фігури, не беручи до уваги фон. Для цього використаємо дворівневу кластеризацію: покриття прямокутниками та формування з них кластерів довільної форми (регіонів) [5, 6].

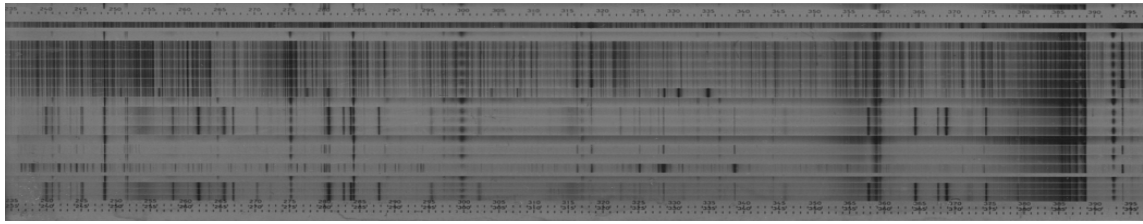


Рис. 1. Лінійчасті спектри, отримані на спектрографі PGS-2
(лінійна дисперсія 7.6 Å/мм)

2. Критерії згортання

Згортання полягає в поділі візуальних образів на класи: групи об'єктів, схожі між собою за певними ознаками. Початково образ (об'єкт) розбивається на мікрооб'єкти за певним правилом. Надалі під час об'єднання мікрооб'єктів утворюються мікрокластери, характеристики F_1, F_2, \dots, F_n яких формуються як суми чи інші функції характеристик мікрооб'єктів, що повинні задовольняти обмеження певного виду. Значення функцій ознак мікрокластерів, що формуються, відповідають за яскравість, колір, співвідношення заповнених та пустих клітинок тощо. Вершини, що не підлягають подальшому згортання, відповідають кластерам результату.

Мікрооб'єкти образу утворюються при його поділі сіткою. Кроки сітки вибираються з ряду величин $1 \times 1, 1 \times 2, 2 \times 1, 2 \times 2$ тощо (керує кроком користувач). Кожний елементарний квадрат – піксель – набуває значення у діапазоні від чорного до білого, яке позначимо як b – яскравість мікрооб'єкта. Діапазон яскравості зображено на рис. 1.

Значення яскравості мікрооб'єкта обчислюється за формулами відносного заповнення клітинки у відсотках від чорного:

$$b = (256 - c_i) \times 100 / 256,$$

або у відсотках від білого:

$$b = c_i \times 100 / 256,$$

де c_i ($i=1,2,3$) – значення однієї із компонент R (G або B) кольору сірого пікселя.

Використаємо позначення B_k для інтегральної характеристики яскравості кластера як середнє зважене значення яскравостей 2 мікрооб'єктів з номерами i та j , що його формують:

$$B_k = \frac{b_i \times a_{i1} \times a_{i2} + b_j \times a_{j1} \times a_{j2}}{a_{i1} \times a_{i2} + a_{j1} \times a_{j2}},$$

де b_i, b_j – яскравості складових мікрооб'єктів, $a_{i1}, a_{i2}, a_{j1}, a_{j2}$ – значення геометричних розмірів мікрооб'єктів (довжини сторін прямокутника).

Використаємо позначення B_r для інтегральної характеристики яскравості регіону (зв'язної області кластерів) як середнє значення яскравості s кластерів, що його формують:

$$B_r = 1/s \times \sum b_i.$$

Використаємо позначення I_L для інтенсивності спектральної лінії, що в цьому випадку збігається із значенням B_r .

Введені ознаки використовуються у критеріях вибору кластерів для об'єднання та формування регіонів за їх яскравістю.

Критерій об'єднання двох об'єктів містить два обмеження: на інтенсивність I насичення сірого кольору, в межах якого сприймаються (відчуваються) мікрооб'єкти чи кластери та на яскравість кластера B_k , що утворюється в результаті об'єднання сусідніх кластерів на кроці алгоритму. Інтенсивність – це поріг чутливості алгоритму до відтінків сірого кольору. Спектром вихідного зображення можна керувати значенням порогу чутливості, а саме вибираючи для нього верхню I^+ і нижню I^- межі (рис. 2). Обмеження на яскравість B кластера також впливає на кількісні та якісні показники декомпозиції зображення.



Рис. 2. Діапазон значень яскравості мікрооб'єктів та поріг чутливості алгоритму

3. Виділення спектральних ліній у спектрі

Приклад спектра для опрацювання наведено на рис. 3. Перш ніж використати базовий алгоритм декомпозиції до зображення спектра, необхідно застосувати фільтр для зняття вуалі, характерної для цих зображень. Розроблено два способи фільтрування:

1) віднімання числового значення сірого кольору вуалі від всіх значень кольорів пікселів цілого зображення (рис. 4);

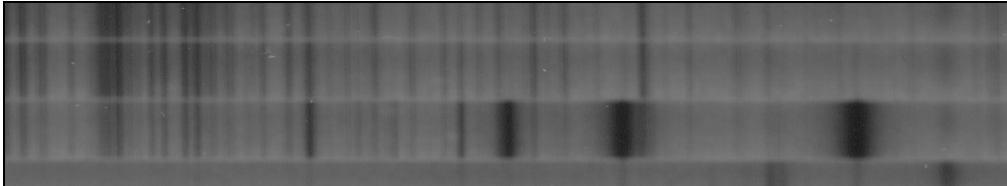


Рис. 3. Вихідне зображення спектра

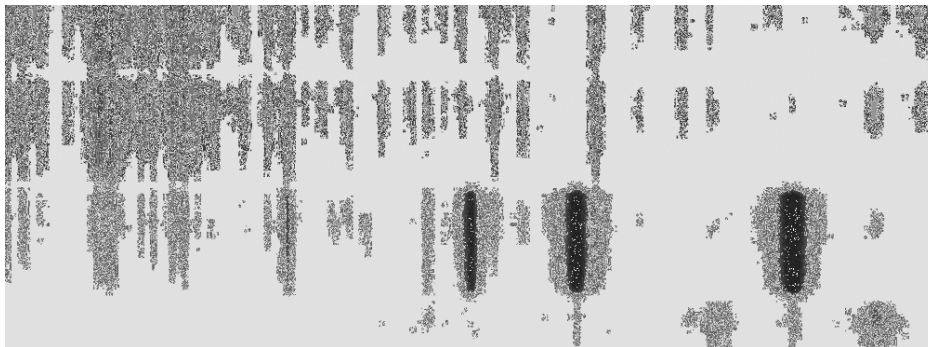


Рис. 4. Застосування фільтра віднімання

2) обнулення кольору пікселя у випадку рівності його числовому значенню сірого кольору вуалі (рис. 5).

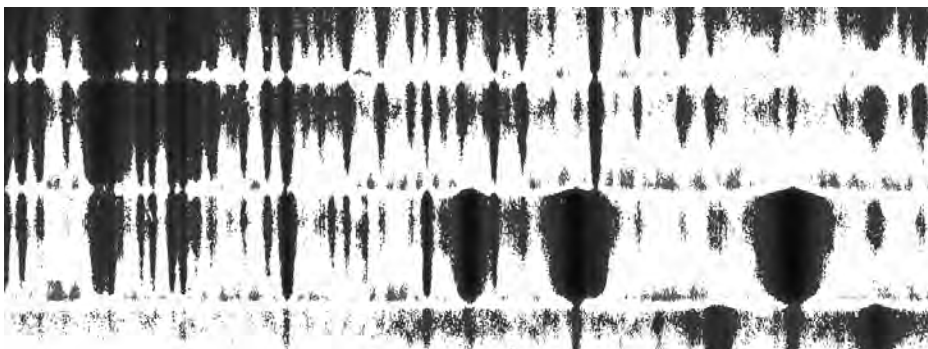


Рис. 5. Застосування фільтра обнулення

Перший варіант є корисний у випадку, коли спектрограма зазнала певних потемнінь із часом. Використовуючи цей фільтр, можна відновити вихідну інтенсивність спектральних ліній. Фільтр обнулення застосовується у випадках, коли спектрограма містить певний процент потемніння. У цьому випадку нанесені спектри на таку спектрограму не втратять своєї вихідної інтенсивності. Зауважимо, що останній фільтр дає змогу отримати частину спектральних ліній, які "з'їдає" фільтр віднімання. Тобто, фільтри дають змогу користувачу спростити процес задавання меж чутливості алгоритму та обмежень на яскравість кластера.

Приклад застосування фільтра віднімання продемонстровано на рис. 6 під час віднімання фону між спектрами.

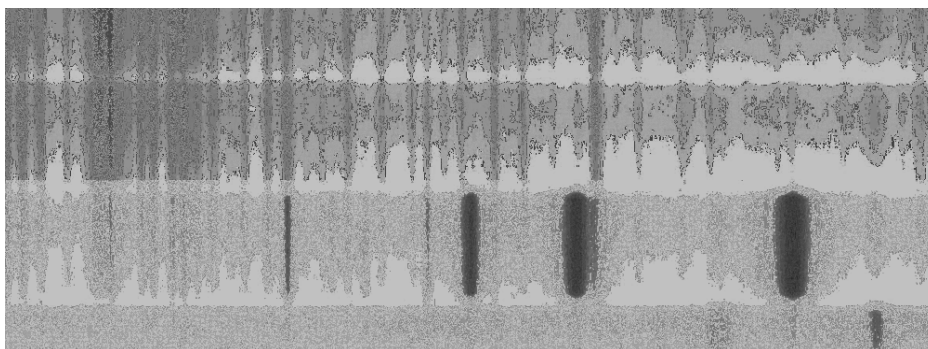


Рис. 6. Спектри без фону

Для формування регіонів-еквівалентів спектральних ліній запропоновано каскадну зміну параметра чутливості алгоритму до інтенсивності сірого кольору. Задається діапазон зміни параметра, наприклад, 10–40%, у межах якого з певним кроком зміни величини параметра здійснюється декомпозиція зображення: спершу відбувається опрацювання за мінімальної чутливості до сірого кольору, потім процедура повторюється із більшим значенням чутливості до сірого кольору. При цьому чергове збільшення параметра дає змогу сформувати нові лінії. Дані про спектральні лінії заносяться послідовно до масиву результату і видаляються із поточного зображення. Процедура дає змогу розпізнати сусідні спектральні лінії, коли за високої чутливості до сірого відбувається злиття сусідніх регіонів в один.

4. Результати досліджень

Для керування процесом розпізнавання використовують такі параметри: мінімальна площа лінії – площа регіону, яку можна вважати за лінію, стартова та кінцева чутливості, що дає змогу дослідити спектр лише у визначеному проміжку, крок зміни чутливості. Також важливими є геометричні розміри сітки покриття кластерами, головна та діагональна відстані – для утворення регіонів.

На рис. 7, *a* зображено вихідне зображення фрагмента спектра мінералу піриту (FeS_2). Мінімальна та максимальна яскравість кластера становить відповідно 54% та 81%. На рис. 7, *b* зображено результат застосування фільтра віднімання для значення числа вуалі 58. У результаті мінімальна та максимальна яскравість кластера тепер становить відповідно 0% та 23%. Для зручності відображення результатів шкалу 0 – 23 приведено до масштабу 0 – 256 (рис. 7, *c*), де яскравість x кожного кластера в новому масштабі визначається у загальному випадку за формулою:

$$l_r = 100 \times \frac{(d - c)(b - a + x)}{d(b - a)},$$

де a , b – відповідно мінімальне та максимальне значення вихідного масштабу; c , d – відповідно мінімальне та максимальне значення результуючого масштабу.

На рис. 8 зображено послідовність та кількість виділених спектральних ліній на кроці.

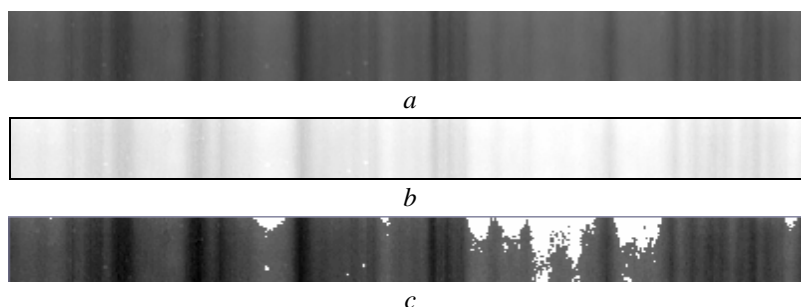


Рис. 7. Вхідний спектр та спектри після використання фільтра віднімання

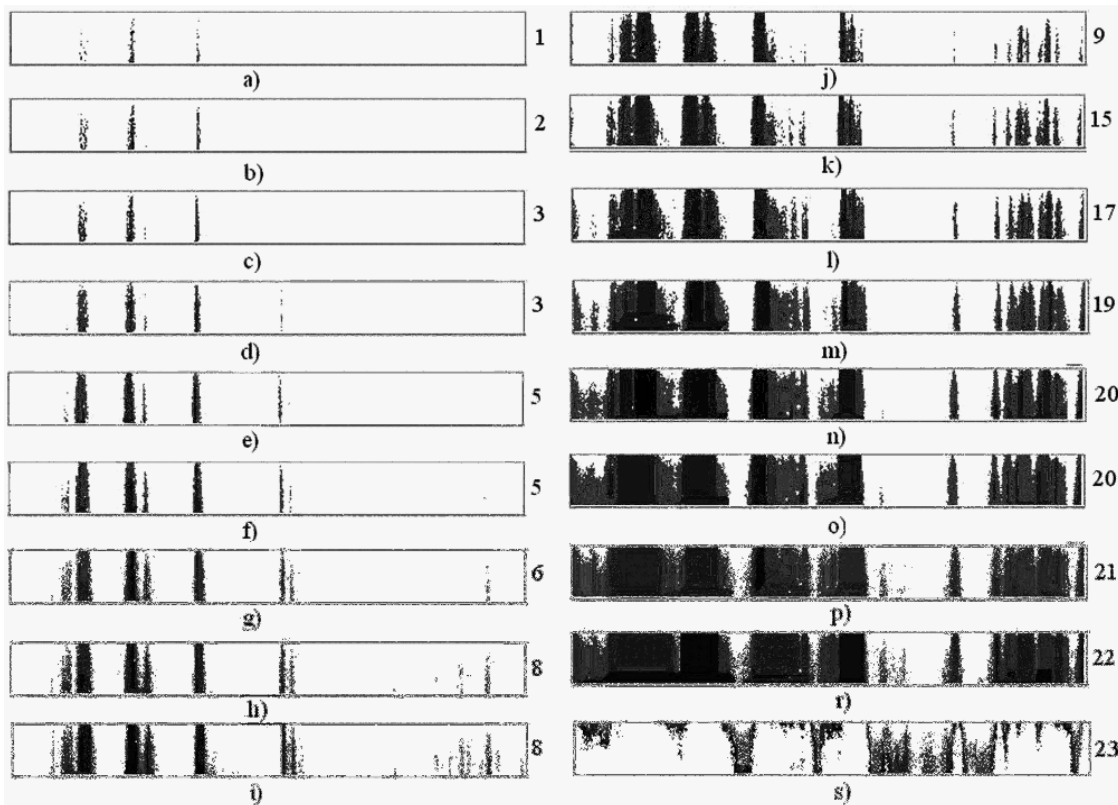


Рис. 8. Дослідження ділянки 3600–3700 Å спектра піриту (FeS_2). $I^+ = 25\%$, I^- становить:
 a – 20%; b – 19%; c – 18%; d – 17%; e – 16%; f – 15%; g – 14%; h – 13%; i – 12%;
 j – 11%; k – 10%; l – 9%; m – 8%; n – 7%; o – 6%; p – 5%; r – 4%; s $I^+ = 5\%$, $I^- = 2\%$

На рис. 8, a – c виділено три спектральні лінії. Подалишим збільшенням чутливості отримуємо нові спектральні лінії. До рис. 8, i визначено 10 ліній. Рис. 8, j – 8, r дають змогу визначити ще 12 ліній. Для знаходження останньої лінії необхідно встановити інші параметри чутливості алгоритму, а саме $I^+ = 5\%$, $I^- = 2\%$ (рис. 8, s). Користувач контролює параметрами процедури, тому є можливість проаналізувати певні ділянки з іншими параметрами.



Рис. 9. Декомпований спектр піриту

Характеристики ліній спектра

Спектральна лінія	Довжина хвилі, Å	Інтенсивність, I_L	К-сть кластерів	Площа лінії
1	3600	9	17	79
2	3603	8	24	103
3	3605	5	9	50
4	3610	14	38	169
5	3614	17	52	262
6	3623	18	42	246
7	3626	16	15	69
8	3636	17	27	169
9	3643	10	11	49
10	3645	9	18	110
11	3653	14	17	128
12	3654	14	8	60
13	3660	5	22	107
14	3664	5	9	16
15	3667	4	10	15
16	3674	5	28	370
17	3682	10	13	45
18	3685	10	17	80
19	3688	2	10	15
20	3690	2	14	19
21	3693	14	8	25
22	3695	10	28	106
23	3699	10	20	69

На рис. 9. зображено отриманий спектр мінерала піриту із 23 спектральними лініями. Характеристики цих ліній наведено у таблиці.

5. Програмний пакет

Розроблено експериментальний програмний пакет з інтерфейсом користувача, що контролює всі етапи роботи: введення окремого спектра або набору спектрів, контроль параметрів керування, вивід варіантів кластеризації (повної, уточненої), відновленого зображення та повний звіт про виконання алгоритму, числові параметри результатів: довжини хвиль спектральних ліній, їх інтенсивність. Пакет реалізує два етапи алгоритму кластеризації: покриття образу прямокутниками та формування зв'язних областей з прямокутників. Пакет має засоби для керування як для покриття прямокутниками, так і для формування зв'язних областей. Зокрема, розмір сітки покриття, яскравість кластера, головна та діагональна відстані. Протокол роботи програми заноситься у вихідний інтерфейс.

Висновки

Проведені дослідження показали можливість застосування програмного пакета декомпозиції образів до опрацювання зображень лінійчастих спектрів емісійного спектрального аналізу, складовими частинами яких є визначені спектральні лінії різної інтенсивності та площі як важливої інформації щодо складу речовин, які вивчаються фахівцями спектроскопії.

1. Andy M Yip, Chris Ding, Tony F.Chan . *Dynamic Cluster Formation Using Level Set Methods*. – *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.28, n. 6, pp.877-889, June, 2006. 2. Leo Grady, Eric L.Schwartz. *Isoperimetric Graph partitioning for Image segmentation*. – *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.28, n. 3, pp.469-475, March, 2006. 3. M Pavan, M Pelillo. *Dominant sets and Pairwise Clustering*. – *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.29, n. 1, pp.167-172, January, 2007. 4. Zhiven Yu, Hau-San Wong. *GCA: A real-time grid based clustering algorithms for large data set*. *Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR`06)*, pp. 740-743. 5. Мельник Р.А., Дівеев І.Б. Кластеризація образів як інструмент для їх апроксимації та кодування // *Відбір та обробка інформації*. – 2006. – Вип. 25(101). – С.99–102. 6. Melnyk R., Tushnytskyu R. *Decomposition of Visual Patterns // Досвід розробки та застосування приладо-технологічних САПР в мікроелектроніці: Матеріали ІХ Міжнародної науково-технічної конференції CADSM 2007*. – Львів. – С. 278–279.