

УДК 004.93'1(045)

СИСТЕМА «ELFINTEST» ОБРОБКИ ДАНИХ МОНІТОРИНГУ ДОВКІЛЛЯ НА ОСНОВІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ

В. М. Курочкін

Національний авіаційний університет

glukozavr.91@gmail.com

Проведено роботу по дослідженню теми обробки та аналізу цифрових зображень, акцентуючи увагу на специфіку роботи з даними аерофотозйомки, отриманих за допомогою безпілотного літального апарата (БПЛА), розглянуто основні рівні обробки зображення та методи роботи з ним. Досліджено основні концепції реалізації кластерного аналізу та розпізнавання образів. Побудовано тестове програмне забезпечення «ElfinTest» для створення середовища для проведення експериментів над реальними даними та визначення основних та найбільш інформативних ознак текстур, що можна бачити на даних аерофотозйомки.

Ключові слова: обробка даних, аналіз, цифрове зображення, аерофотозйомка, кластерний аналіз, розпізнавання образів, програмне забезпечення, експеримент.

The topics of processing and analyzing digital image, focusing on the specifics of aerial data obtained by UAV (unmanned aerial vehicle), are studied. The major image processing techniques and methods, basic concepts of cluster analysis implementation and pattern recognition are reviewed. Test software «ElfinTest» built to create an environment for experiments on real data and to determine the main and most informative features of textures that can be met in aerial photography.

Keywords: data processing, analysis, digital images, aerial photography, cluster analysis, pattern recognition, software, experiment.

Вступ

На сьогодні тема обробки та аналізу цифрових даних, особливо фото та відеоматеріалів є однією з актуальних практичних сфер використання інформаційних технологій та математичного апарата для виконання низки задач. Особливої уваги заслуговують кластерний аналіз та розпізнавання образів. На відміну від класичних способів аналізу, в цій області велику увагу приділяють розробці систем, що розв'язують складні інтелектуальні задачі узагальнення, вияву закономірностей, знаходження асоціацій. Розвиток цієї дисципліни також зумовлений активним розвитком теорії штучного інтелекту.

Дослідженнями в цих областях займаються багато крупних компаній та інститутів, проте, як правило, результати роботи представляються у вигляді готових рішень, без розкриття алгоритмів та особливостей технологій.

Однією з актуальних проблем є вузьконаправленість розроблених рішень та відсутність універсальних підходів до розв'язання задачі розпізнавання образів.

Постановка проблеми

Кластерний аналіз та методи розпізнавання образів мають широкий спектр застосування. Є необхідність в розробці спеціалізованих програмних рішень, нових алгоритмів та інформаційних систем, що здатні частково замінити людину, або забезпечити їй підтримку для зведення впливу «людського фактору» до мінімуму та

запобігти можливим помилкам через утомленість, неухважність тощо.

Одними з суттєвих проблем сучасного кластерного аналізу є:

1. Проблема обґрунтування якості результатів аналізу.
2. Проблема аналізу великої кількості різнотипних факторів.
3. Нелінійність взаємозв'язків, наявність пропусків, похибок вимірювання змінних.
4. Проблема стійкості групуючи рішень.

Існує ряд програмних рішень, що реалізують велику кількість різних методів кластеризації, такі як R [1], Matlab [2], системи ГИС (геоінформаційна система) з різноманітними можливостями налаштування.

Проте для розв'язання конкретних практичних задач автоматизованого аналізу вони не підходять, через необхідність налаштування з кожним новим зображенням, і для таких задач як наприклад обробка даних БПЛА є необхідність в розробці спеціалізованого програмного забезпечення згідно з поставленими завданнями.

Такими завданнями можуть бути: визначення типу місцевості, виділення однотипних текстур для підрахунку площі, оцінки якості врожаю методами аналізу посівних площ; виділення неоднорідних об'єктів, такі як військова техніка або наслідки аварій, ознаки небезпеки для упередження катастроф (дим над лісовою зоною або нафтові плями в морі).

Аналіз досліджень і публікацій

Згідно з працею [3] зображення можна визначити як двовимірну функцію $f(x, y)$, де x та y — координати в просторі (на площині), а значення f в довільній точці, що задана парою координат (x, y) , називається *інтенсивністю зображення* в цій точці.

У праці [3] інтенсивність також називають рівнем сірого, проте в даній роботі використовується загалом значення кольору в точці в кольоровій системі RGB та YUV [4].

Цифровим зображенням є функція $f(x, y)$, де величини x та y приймають кінцеве число дискретних значень.

Виділяють комп'ютеризовані процеси низького, середнього та високого рівнів. До процесів низького рівня відносять примітивні операції передобробки з ціллю зменшення шуму, збільшення контрасту та чіткості зображення.

До середнього — сегментація, класифікація, стиск зображення. А третій рівень охоплює задачі «осмислення» набору розпізнаних об'єктів, як це робиться в аналізі зображень та в граничному представленні, реалізація пізнавальних функцій, які прийнято пов'язувати з зором.

Задачі низького рівня обробки виконують методи побудовані на основі локальних лінійних згорток, вони відіграють важливу роль у процесі роботи з зображенням, оскільки недостатня чіткість або наявність великої кількості шумів може сильно вплинути на результат.

Кластерний аналіз є одним з найбільш досліджуваних прикладів обробки зображення середнього рівня, який використовується в будь-яких задачах, пов'язаних з обробкою даних, один із процесів «інтелектуального аналізу даних» (Data Mining) [5].

Постановка завдання на кластеризацію можна сформулювати таким чином.

Є вибірка об'єктів дослідження $s = \{o^{(1)}, \dots, o^{(N)}\}$, яка сформована в результаті відбору деяких представників генеральної сукупності Ω . Необхідно сформувати $K \geq 2$ класів (груп об'єктів). Кожен об'єкт генеральної сукупності описаний за допомогою набору змінних X_1, \dots, X_n . Набір $X = \{X_1, \dots, X_n\}$ може включати змінні різних типів (кількісні і якісні, номінальні, булеві, порядкові).

Існує декілька підходів до розв'язання задач кластерного аналізу, які ґрунтуються на різних уявленнях про задачу, використання специфічної для кожної предметної області додаткової інформації і т.д.

Імовірнісний підхід. Припускається, що кожен об'єкт, що розглядається, належить одному з K класів.

Підхід що використовує аналогію з центром ваги. Для кожної групи визначається вектор середніх показників, що інтерпретується як «центр ваги» групи (алгоритм К-середніх).

Підхід на основі теорії графів. Початково будується мінімальне остове дерево графа, в якому вершини відповідають об'єктам, а ребра мають довжину рівною відстані між відповідними об'єктами. Для створення кластерів із побудованого дерева вижальються ребра максимальної довжини.

Ієрархічний підхід. Групувані рішення являють собою вкладену ієрархію підгруп.

Підхід на основі поняття найближчого сусіда. Групування реалізується послідовно шляхом приписування об'єкта кластеру, в якому знаходиться найближчий об'єкт, за умови, що відстань до об'єкта не більша за заданий поріг.

Нечіткі алгоритми. Припускається, що кожен кластер являє собою нечітку множину об'єктів (алгоритм нечітких С-середніх).

Підхід, що використовує штучні нейронні сітки. Типова архітектура являє собою однослойну сітку, де кожен нейрон відповідає певному кластеру. В процесі навчання сітки відбувається ітеративна зміна ваги між вхідними та вихідними вузлами сітки. Таким чином відбувається пошук оптимального критерію групування.

Еволюційний (генетичний) підхід. Використовується поняття популяції — набору різних варіантів групування та еволюційних операторів (селекція, рекомбінація, мутація).

Цілі

Постає задача побудови системи дослідження цифрових зображень з можливістю визначення основних кластерів, з подальшим розпізнаванням та можливістю навчання, визначаючи нові невідомі системі типи текстур. Виявленням потенційно цікавих спостерігачу явищ та об'єктів, чим є невідомі текстури, неоднорідності, або задані наперед текстури. Для розв'язання поставленої задачі необхідно розробити тестове програмне забезпечення, що дає змогу вивчати методи та досліджувати зображення на практиці.

Виклад основного матеріалу

Виконуючи наукову роботу на тему «Багато-поточкова технологія автоматизованої обробки даних моніторингу довкілля на основі аерофото-зйомки», було поставлене завдання на дослідження можливостей обробки даних моніторингу у вигляді цифрових зображень з метою покращення якості та підкреслення особливостей,

виявлення найбільш інформативних ознак для подальшого аналізу. Під аналізом зображення розуміємо кластерний аналіз, класифікацію текстур, ідентифікацію неоднорідностей з можливістю подальшого розпізнавання.

Результатом дослідження має бути розроблене програмне забезпечення, що виконує поставлене завдання. У результаті роботи над темою було побудовано тестове програмне забезпечення «ElfinTest» на об'єктно-орієнтованій мові програмування Java 8 [6] для обробки та аналізу цифрового зображення.

Середовище програмування — IntelliJ IDEA.

Java-додатки транслюються в спеціальних байт-код, тому можуть працювати на будь-якій віртуальній Java-машині, незалежно від комп'ютерної архітектури. Швидкодія програмного забезпечення залежить від потужності комп'ютера та швидкості центрального процесора.

На рис. 1 схематично показано діаграму системи «ElfinTest».

Основою програми є клас Algorithm, від якого наслідують реалізації алгоритмів аналізу та обробки вхідної матриці значень (наприклад, зображення), що мають методи run та getResults, які запускають основний крок роботи алгоритму та повертає результат його роботи.

Manager є статичним класом для врегулювання комунікації в додатку, також дає доступ до Image control, який дозволяє отримати актуальне зображення, додати нове, зберігаючи історію змін та надаючи можливість відмінити останні дії.

Користувач має змогу запускати дії над зображенням через клас Menu та отримує результати через вікно з зображенням Image label або спеціалізоване спливаюче вікно Popup з необхідною інформацією.

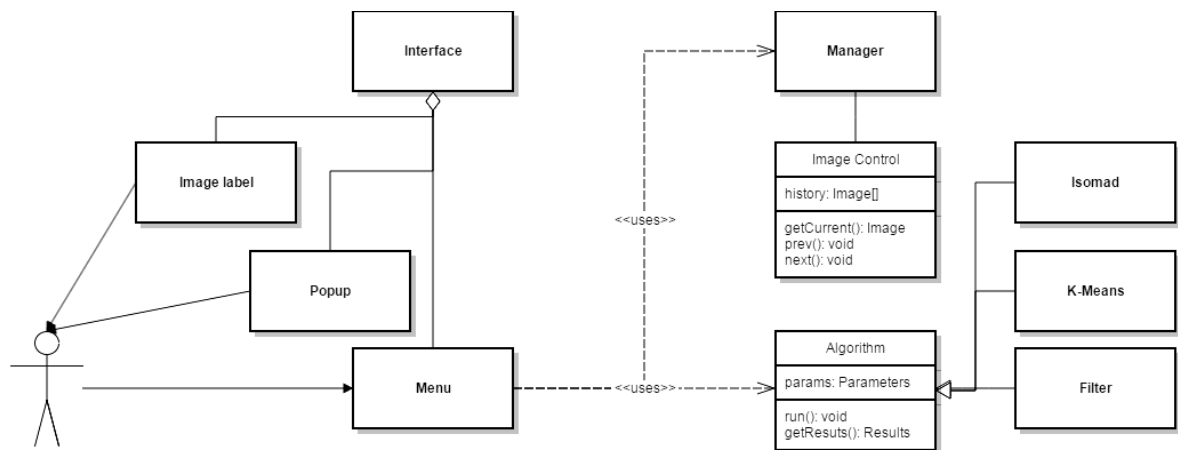


Рис. 1. UML-подібна діаграма, що схематично описує систему «ElfinTest»

Було реалізовані такі операції та перетворення.

Прості перетворення зображення: монохромне перетворення; лінеаризація; логарифмізація; еквалізація; адаптивна еквалізація; гамма-корекція [7];

Фільтрації зображення: низькочастотні; високочастотні; контрастні; стабілізатори; згладжування [8];

Методи кластеризації: К-середніх; ИСОМАД; максимінного критерію; проста кластеризація; на основі еталонів; модифікації відомих методів [9];

Методи контурного аналізу: оператори Собеля; оператори Превіт; метод Кенні та інші [7].

Для перевірки ефективності роботи системи було проведено емпіричні експерименти на основі реальних даних аерофотозйомки, такі як показано на рис. 2.

На рис. 3 показано результат автоматизованої кластеризації на основі методу ИСОМАД після попередньої обробки вхідного зображення з метою покращення якості та підкреслення особливостей областей зображення.

Можна бачити що (4) кольором виділено лісові зони, (3) — поле (пшеничне), (2) — землю, та (1) — зелене поле.

Незважаючи на деяку помилку, результат наблизений до очікуваного.

Робота алгоритму побудована на таких ознаках: математичне очікування за кольоровими складовими в системі RGB та математичному очікуванню та середньоквадратичному відхиленні Y складової (що відповідає за яскравість) системи YUV [7] та без врахування взаємного розташування пікселів областей.



Рис. 2. Приклад аерофотозйомки, знімок, зроблений з борту літака або БПЛА місцевості з полями декількох типів, лісами тощо

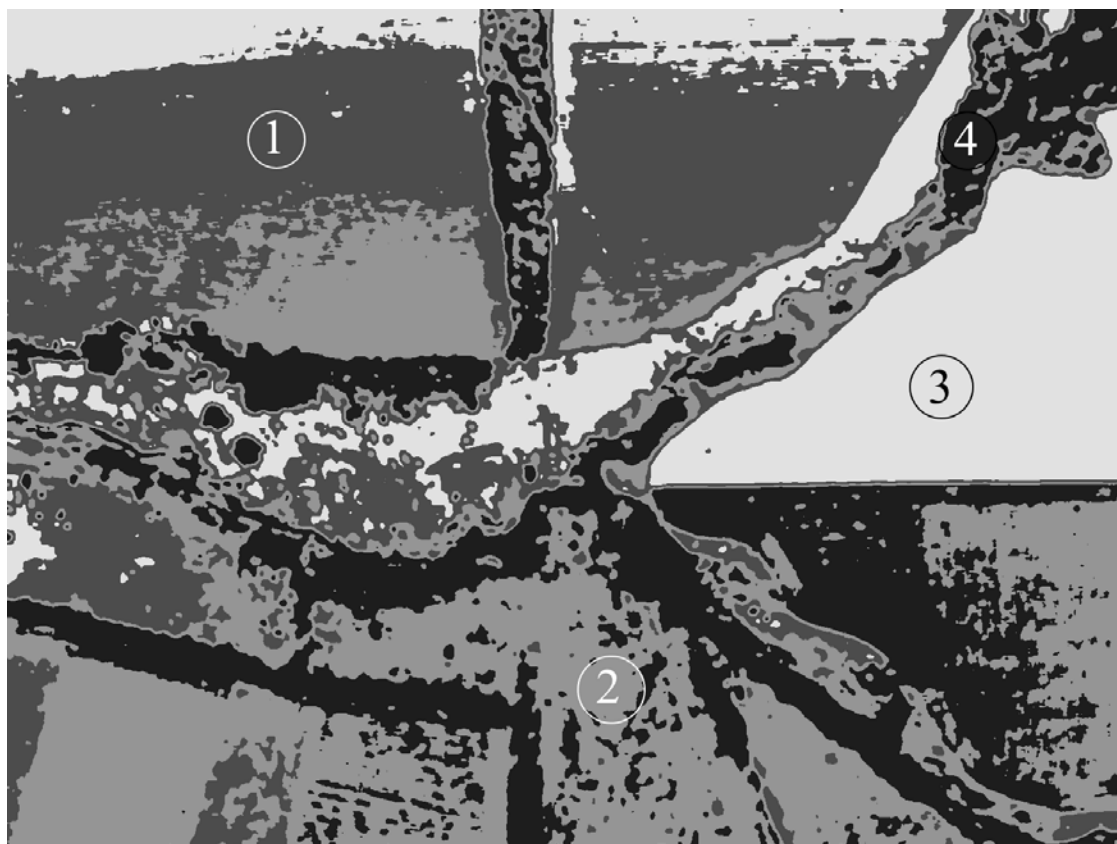


Рис. 3. Результати кластеризації на основі методу ICOMAD в системі «ElfinTest»

Для аналізу беруться сусідні пікселі що складають матрицю інтенсивностей певного розміру, для кращих результатів — це матриці від 5×5 до 19×19 пікселів.

Результати кластеризації на основі набору еталонних зразків поля (1), пшеничного поля (3), лісу (4) та землі (2) демонструє рис. 4.

На показаному прикладі досить низький рівень помилки, і основні елементи успішно ідентифіковані.

Великою перевагою кластеризації на основі еталонів є більша точність визначення типів текстур за їх реальними приналежностями, а не статистичними даними як працюють алгоритми

кластеризації. Також наявність деяких помилок може свідчити про деякі особливості місцевості, так як частина поля, ідентифікована як ліс, може означати високий вміст землі, що має бути покрита рослинністю — можлива ознака низької врожайності області.

На рис. 5 показано зображення прикладу військової техніки на полі.

Після попередньої обробки та перетворення до рис. 6 було виділено особливості області з технікою та після кластеризації зображення отримано результат на рис. 7, де кластер виділений як (1) уособлює шукану техніку.

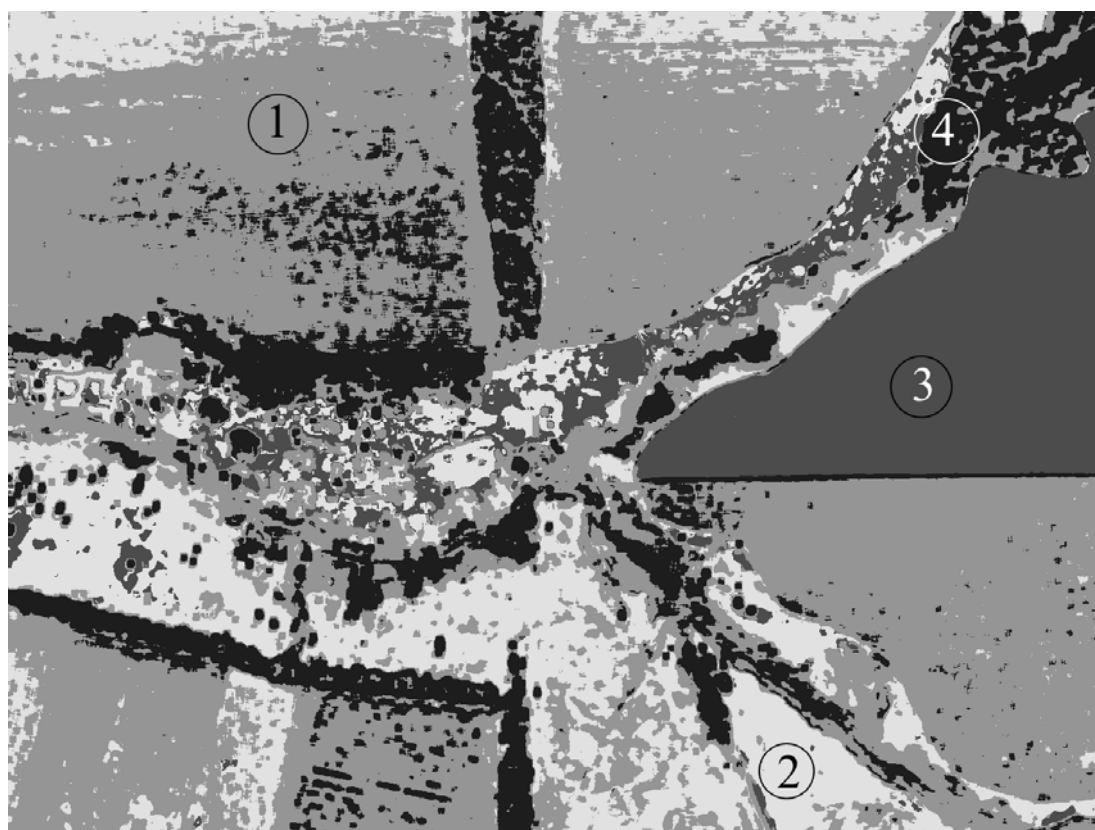


Рис. 4. Результат кластеризації на основі еталонних зразків в системі «ElfinTest»



Рис. 5. Приклад аерофотозйомки, знімок, зроблений з борту літака, або БПЛА з метою спостереження за пересуванням танку [10]



Рис. 5. Результат обробки після контрастування та побудови маски за СКВ ковзним вікном

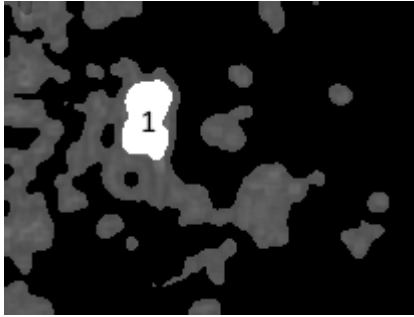


Рис. 6. Результат кластеризації після попередньої обробки, де (1) однозначно виділена

Висновок

Проведено дослідження можливостей обробки та аналізу даних моніторингу з метою виділення основних текстур на зображенні, їх класифікація та ідентифікація неоднорідних об'єктів.

Також було виділено певну ефективність методів лінеаризації та еквалізації, низькочастотної фільтрації для покращення результатів кластерного аналізу.

Визначено набір інформативних ознак, для проведення кластеризації, а саме використання кольорової системи YUV для виділення окремо від кольорових складових яскравість.

Використання математичного очікування та середньоквадратичного відхилення по області яскравості та обмеження математичним очікуванням за кольоровими складовими в системі RGB для найкращого виділення особливостей області. А також визначення найбільш оптимальних та задання динамічних параметрів для методу ІСОМАД, з метою автоматизації його роботи.

Покладено початок роботи з еталонами для створення умов для побудови ефективної системи аналізу даних аерофотозйомки з виділенням та розпізнавання основних типів текстур з можливістю навчання.

Побудовано тестове програмне забезпечення «ElfinTest» для оцінки ефективності роботи алгоритмів та визначення найбільш оптимальних налаштувань для розв'язання низки завдань ос-

вітлених у роботі з можливістю подальшого інтегрування в системи автоматизованого аналізу цифрових даних.

Подальші дослідження містять продовження вивчення існуючих алгоритмів кластеризації та класифікації, в тому числі, побудова систем на базі нейронних сіток та розширення бази еталонних зразків. Побудова ефективних спеціалізованих алгоритмів з використанням паралельних обчислень.

ЛІТЕРАТУРА

1. *The Comprehensive R Archive Network* [Електронний ресурс]. — Режим доступу до ресурсу: <http://cran.rstudio.com/index.html>.
2. *Matlab: The language of Technical Computing* [Електронний ресурс]. — Режим доступу до ресурсу: <http://www.mathworks.com/products/matlab/>
3. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. — М. : Техносфера; пер. с англ. под редак. П. А. Чочиа. — 2005. — 1072 с.
4. *Лугун А. О. Комп'ютерна графіка* / А. О. Лугун, О. О. Шумейко. — Д. : Біла К. О., 2010. — 83 с.
5. *Бериков В. Б. Современные тенденции в кластерном анализе* / В. Б. Бериков, Г. С. Лбов. — Новосибирск: ин-т математики им. С. Л. Соболева СО РАН, 2008. — 26 с.
6. *Oracle. Technology Network for Java Developers* [Електронний ресурс] / Oracle. — Режим доступу до ресурса: <http://www.oracle.com/technetwork/java/>.
7. *Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and applications* [Електронний ресурс] / Richard Szeliski. — Режим доступу до ресурса: <http://szeliski.org/Book/>
8. *Приставка П. О. Поліноміальні сплайни при обробці даних : монографія.* / П. О. Приставка. — Д. : Вид-во Дніпропетр. ун-ту, 2004. — 236 с.
9. *Jain K. A. Algorithms for clustering data* / K. A. Jain, C. R. Dubes. — Michigan : Michigan State University, 1998. — 334 с.
10. *Канал Юрія Кас'янова на Youtube* [Електронний ресурс]. — Режим доступу до ресурса: https://www.youtube.com/channel/UCTG6ke99C4U6GNEx7h_apwA

Стаття надійшла до редакції 19.05.2015