

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.9

Є.М. БОЧКОВ

Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

КОМПЛЕКСНИЙ ДЕСКРИПТОР ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ СИСТЕМ КЛАСИФІКАЦІЇ

Анотація. Представлено новий комплексний дескриптор зображень, що включає в себе дескриптори HTD, EHD та кольорову гістограму. Даний дескриптор розраховано для колекції зображень біопсії легенів. Отримані дані використані для навчання класифікатора – нейронної мережі з одним прихованим шаром. Наведено результати дослідження ефективності класифікації з використанням запропонованого дескриптора.

Ключові слова: HTD, EHD, перетворення Радона, нейронні мережі.

Аннотация. Представлено новый комплексный дескриптор изображений, включающий в себя дескрипторы HTD, EHD и цветовую гистограмму. Данный дескриптор рассчитан для коллекции изображений биопсии легких. Полученные данные использованы для обучения классификатора – нейросети с одним скрытым шаром. Представлено результаты исследования эффективности классификации с использованием предложенного дескриптора.

Ключевые слова: HTD, EHD, преобразование Радона, нейросети.

Abstract. The new complex image descriptor that includes HDT, EDH and color histogram is introduced. This descriptor is calculated for collection of lung biopsy images. Calculated data is used for one hidden layer neural network training. Results of the classification performance investigation are presented.

Keywords: HTD, EHD, Radon transform, neural networks.

Вступ

В останні двадцять років системи комп'ютерного зору, машинного навчання та штучного інтелекту знайшли багато застосувань в медицині. Вони дозволяють суттєво зменшити обсяг рутинної роботи, яку необхідно виконувати медичному персоналу.

Існує багато систем, які виконують класифікацію зображень тканинного та клітинного рівнів. Звичайною практикою є розробка кожної такої системи для конкретного застосування – діагностування раку легенів чи крові [1-4]. Такий підхід збільшує час та вартість розробки прикладних програмних рішень.

Потрібно зауважити, що подібні системи мають однакову структуру. Алгоритм їх роботи включає:

- попередню обробку зображень (стандартні операції на зразок корекції гістограми та усунення шуму);

- розрахунок дескрипторів зображення;

- власне класифікацію (найчастіше виконується стандартним класифікатором, таким як нейромережа або машина опорних векторів зі стандартним набором ядерних функцій).

Перший та останній крок є типовими. Крок, пов'язаний з розрахунком дескрипторів зображення є специфічним для кожної прикладної задачі.

Актуальність

Враховуючи, що системи, які розглядаються, працюють з одним типом зображень, було б доцільно використовувати деякий універсальний дескриптор, що дозволило б уніфікувати усю процедуру класифікації і використовувати один й той самий програмний продукт для вирішення різних прикладних задач.

Мета

Метою даної роботи є розробка комплексного дескриптору медичних зображень тканинного та клітинного рівнів, подальше використання якого дозволить зменшити час та вартість розробки прикладних систем класифікації зображень за рахунок їх уніфікації.

Задачі

1. Дослідити існуючі дескриптори зображень.
2. Розробити та реалізувати комплексний дескриптор зображень.
3. Оцінити ефективність використання розробленого дескриптору для задач класифікації медичних зображень клітинного/тканинного рівнів.

Дослідження існуючих дескрипторів

Для того, щоб дескриптор був придатний для вирішення різних задач, він повинен включати в себе різні аспекти інформації про зображення – текстуру, колір, морфологічні характеристики. Вирішення проблеми уніфікації опису контекстної інформації медіафайлів призвело до появи стандарту MPEG-7 [6]. Цей стандарт включає у себе в тому числі набір візуальних дескрипторів, які описують згадані вище аспекти інформації про зображення. Було вирішено використати за основу дескриптори цього стандарту.

Кольорова гістограма – дескриптор, що відображає характеристики кольору та яскравості зображення.

Представляє собою сукупність 32-елементних векторів яскравості, отриманих для кожного каналу схеми RGB. Загальний розмірність дескриптору – 96 елементів [6].

Homogeneous Texture Descriptor (HTD) – дескриптор текстури, побудований на основі відгуків фільтрів Габора в частотній області. Представляє собою 62-х чисельний вектор. Перехід до частотної області виконується за допомогою перетворення Радона з подальшим одномірним перетворенням Фур'є. Таке перетворення еквівалентно двомірному перетворенню Фур'є і дає можливість зручно представити частотні регіони за допомогою полярних координат [5].

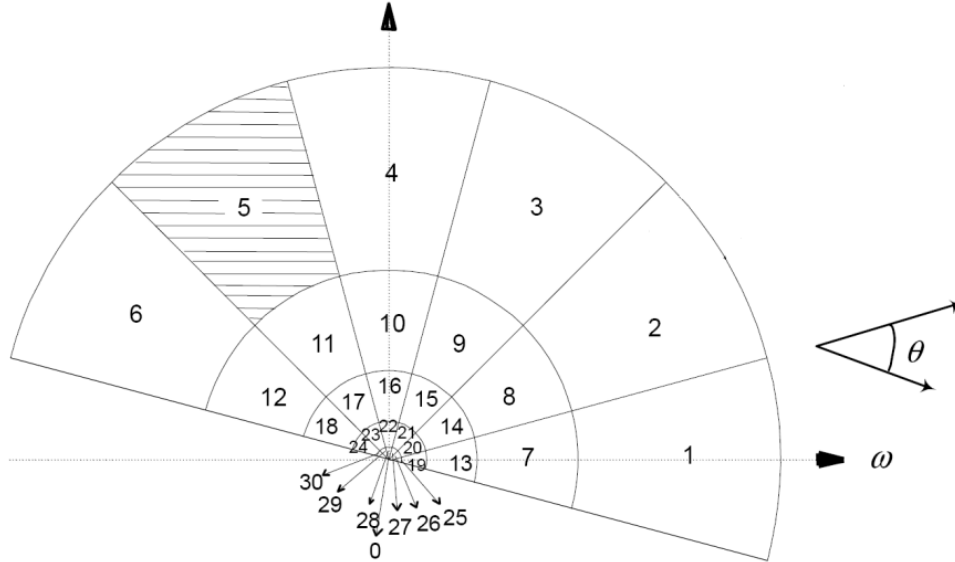


Рисунок 1– Схема розбиття частотної області на канали для побудови дескриптора НТД [5]

Як показано на рис. 1, частотне представлення зображення центральносиметричне. Більша частина енергії сигналу зосереджена в області низьких частот – в центрі. В той же час, інформація про текстуру належить до височастотної частини сигналу. Для того, щоб адекватно представити текстурну інформацію у дескрипторі, площа височастотних каналів більша. Центри каналів розраховуються наступним чином [5]:

$$\theta_r = 30^\circ \times r, 0 \leq r \leq 6,$$

$$\omega_s = \omega_0 \cdot 2^{-s}, 0 \leq s \leq 4, \omega_0 = 3/4,$$

де θ_r – радіальна, а ω_s – частотна координати.

З точки зору обробки сигналів, кожне розбиття, представлене на рис. 1 реалізується набором ідеальних фільтрів. Для того, щоб «згладити» «гострі» границі полоси пропускання ідеального фільтру, використовуються фільтри Габора в частотній області. Функція Габора, що використовується для побудови банку фільтрів визначається як [5]:

$$G_{p,r}(\omega, \theta) = \exp \left[\frac{-(\omega - \omega_s)^2}{2\sigma_{\omega_s}^2} \right] \left[\frac{-(\theta - \theta_r)^2}{2\sigma_{\theta_r}^2} \right],$$

де $G_{p,r}(\omega, \theta)$ – функція Габора для s-го радіального індексу і r-го кутового. $\sigma_{\omega_s}, \sigma_{\theta_r}$ – відповідно середньоквадратичні відхилення функції Габора в кутовому та радіальному напрямках.

Дескриптор текстури складається з ознак, отриманих з частотних каналів, представлених на рис. 1. Для кожного з них розраховуються перші та другі моменти енергії, які позначаються як $[e_1, e_2, e_3, \dots, e_{30}]$ та $[d_1, d_2, d_3, \dots, d_{30}]$ відповідно та розраховуються за формулами [5]:

$$e_i = \log(1 + p_i),$$

$$p_i = \sum_{\omega=0}^1 \sum_{\theta=0}^{360} \left[G_{P_{r,s}}(\omega, \theta) \cdot |\omega| \cdot F(\omega, \theta) \right]^2,$$

$$d_i = \log(1 + q_i),$$

$$q_i = \sqrt{\sum_{\omega=0}^1 \sum_{\theta=0}^{360} \left\{ \left[G_{P_{r,s}}(\omega, \theta) \cdot |\omega| \cdot F(\omega, \theta) \right]^2 - p_i \right\}^2},$$

де $|\omega|$ – якобіан між частотами в полярній та декартовій системах координат. $F(\omega, \theta)$ – перетворення Фур'є зображення $f(x, y)$.

В дескриптор також включається середня яскравість зображення f_{DC} та її середньоквадратичне відхилення f_{SD} . Вихідний дескриптор буде представляти собою вектор [5]:

$$HTD = [f_{DC}, f_{SD}, e_1, e_2, \dots, d_1, d_2, \dots, d_{30}]$$

Edge Histogram Descriptor (EHD) – текстурний дескриптор, що розраховується як гістограма градієнту яскравості зображення за напрямками [6].

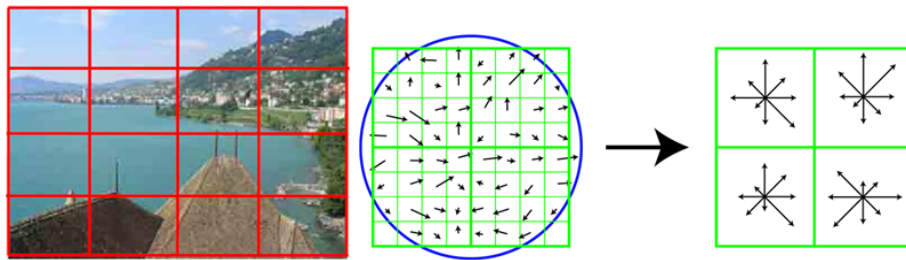


Рисунок 2 – Ілюстрація принципу побудови EHD

Для кожної точки зображення розраховується градієнт. Зображення розбивається на 16 комірок (рис. 2). Для кожної комірки розраховується сума градієнтів за певним напрямком. Таким чином дескриптор представляє собою 64 чисельний вектор ($16 \cdot 4 = 64$) [6].

Розробка комплексного дескриптору

В даній роботі запропоновано комплексний дескриптор, який включає в себе гістограму яскравості зображення та дескриптори текстури HTD і EHD. В результаті загальний дескриптор представляє собою 222 розмірний вектор, елементи якого приймають значення від -1 до 1.

Процедура побудови комплексного дескриптору включає:

1. Розрахунок спеціалізованих дескрипторів.
2. Об'єднання отриманих дескрипторів в один з виконанням операції нормалізації.
3. Зменшення розмірності зменшення дескриптору. Отримані дескриптори можуть містити в собі інформацію, що частково співпадає. Тому на цьому етапі розмірність комплексного дескриптору буде зменшена. Для цього можна використати, наприклад, метод головних компонент.

Тестові дані

В якості тестових даних використовувалась колекція з 361 зображення (~760x480px) біопсії легенів трьох класів: «немає ознак захворювання» (normal), «присутні ознаки захворювання» (insitu), «гостра форма захворювання» (invasive). Зразки зображень представлені на рис. 3.

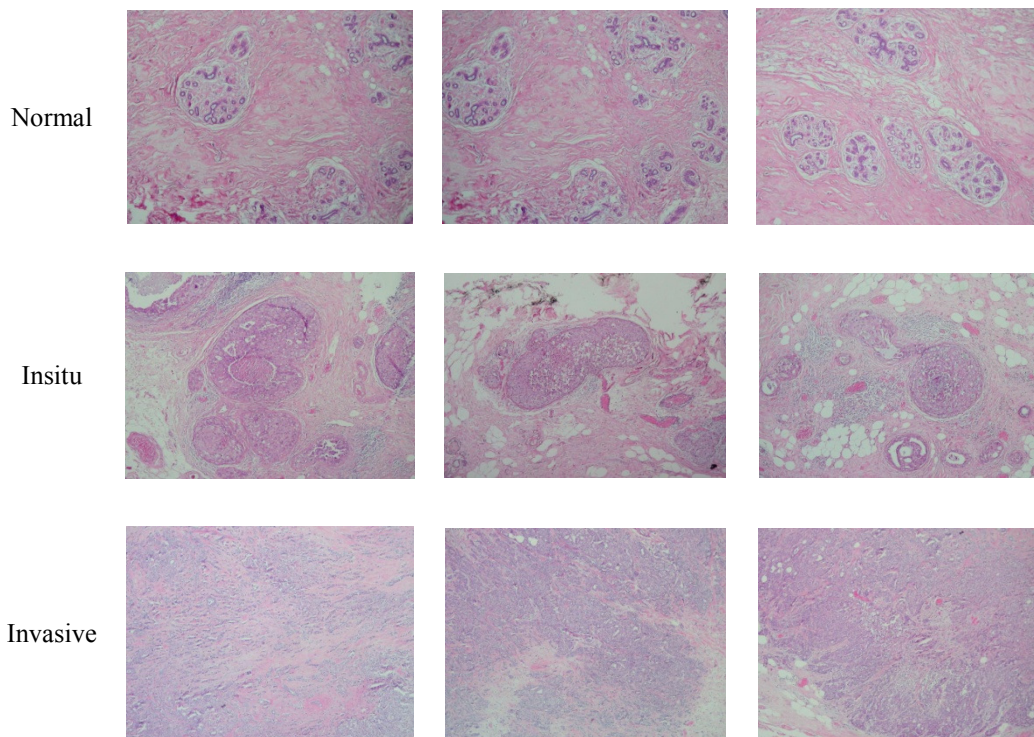


Рисунок 3 – Приклади зображень трьох класів

Дослідження ефективності дескриптору

Для оцінки ефективності комплексного дескриптору в порівнянні з його складовими було побудовано та досліджено класифікатори окремо для кольорової гістограми, дескрипторів НТД, ЕНД та запропонованого.

В якості класифікатора використовувався багатoshаровий класифікаційний перцептрон з одним прихованим шаром. Розмір прихованого шару для кожного становив 100 нейронів. Під час навчання навчальна вибірка становила 70% колекції, контрольна та тестова – по 15%. Для оцінки ефективності використовувалась загальна помилка класифікації – відношення загальної кількості усіх помилок до кількості класифікованих екземплярів.

Результати дослідження представлено в таблиці 1.

Таблиця 1 – Результати дослідження ефективності класифікації

Дескриптор	Кольорова гістограма	НТД	ЕНД	Запропонований комплексний дескриптор
Загальна помилка класифікації	0.42	0.33	0.35	0.28

Як видно з таблиці 1, найгіршу ефективність продемонстрував класифікатор на основі кольорової гістограми, найкращу – класифікатор на основі запропонованого дескриптору. В даному випадку текстурні ознаки зображення показали кращу роздільну здатність. Проте поєднання текстурних і кольорових ознак дало змогу покращити ефективність класифікації.

Висновки

Враховуючи, що дескриптори зображень розраховувались без жодних знань з предметної області, класифікація виконувалась стандартним класифікатором, а також досить складний експериментальний матеріал («на око» неспеціалісту неможливо відрізнити зображення класів Normal та Insitu), система продемонструвала непогану ефективність класифікації – середня помилка на тестових даних становила

0.28. Результати експерименту показали, що використання ознак різних типів дозволило дещо покращити ефективність класифікації (на 0.05), що доводить наявність деяких перспектив використання комплексних дескрипторів зображень у задачах класифікації.

Список літератури

1. Breast Cancer Detection and Classification of Histopathological Images [Електронний ресурс] / S. Singh. – Режим доступу: <http://www.ijest.info/docs/IJEST11-03-05-179.pdf>.
2. Breast Cancer Diagnosis From Biopsy Images Using Generic Features and SVMs [Електронний ресурс] / A. Brook – Режим доступу: http://eprints.pascal-network.org/archive/00002664/01/breast_cancer.pdf.
3. Automated cancer diagnosis based on histopathological images: a systematic survey [Текст] / C. Demir, B. Yener // Technical report, Rensselaer polytechnic institute. – 2009. – № 1. – С. 57–65.
4. Multifeature Prostate Cancer Diagnosis and Gleason Grading of Histological Images [Текст] / M. Teverovskiy, D. Verbel, P. Kumar // IEEE transaction on medical imaging. – 2007. – № 10. – С. 117–125.
5. Efficient Use of MPEG-7 Edge Histogram Descriptor [Текст] / C. S. Won, D. K. Park, S. J. Park // ETRI Journal. – 2002. – № 1. – С. 23–30.
6. Применение MPEG-7 для классификации и поиска визуальных данных [Електронний ресурс] / К. Вихровский, А. Игнатенко. Режим доступу : <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/161>.

Відомості про авторів

Бочков Євген Миколайович – аспірант кафедри АІВТ ВНТУ.