УДК 528.71

В.В. Гнатушенко, Н.Ю. Калініна, М.Ю. Мирошніченко

ВИДІЛЕННЯ СТРУКТУРНИХ ОСОБЛИВОСТЕЙ ПРОЕКЦІЙНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. У роботі пропонується підхід до вирішення проблеми побудови процедур аналізу зображень на основі використання ентропійних критеріїв. Потреба використання таких процедур обумовлена необхідністю одночасного виявлення й компактного опису структурних особливостей багатовимірних даних, що описують об'єкти розпізнавання.

Ключові слова: структура зображення, ентропія, розпізнавання.

Постановка проблеми.

Сучасний розвиток технологій автоматичної обробки візуальної інформації обумовлює їх широке використання в медицині, аналізі структури металів, цифровій фотограмметрії і т.д. Більшість з них засновано на використанні структурного опису проекційних зображень та їх складових. У цей час відповідні методи значно розвинені стосовно до одновимірних даних, активно розвиваються в області двовимірних даних (зображень) і починають поширюватися в область багатовимірних даних (наприклад, кольорових зображень) [1, 2]. На відміну від більшості класичних завдань автоматичного аналізу зображень у промисловій робототехніці, медицині, охоронних системах і т.п. фотограмметричні (зокрема, аерокосмічні) відеодані характеризуються значно більшою апріорною невизначеністю. Ця невизначеність пов'язана зі зміною освітлення, ракурсу зйомки, сезонними та добовими змінами спостережуваних об’єктів, специфічними відмінностями проекційних зображень, сформованих різними типами відеодатчиків.

Аналіз останніх досліджень та публікацій.

Групою методів, що дозволяють використовувати змістовну ідентичність зображень і долати зазначену апріорну невизначеність, є структурні методи аналізу [3, 4]. На даний час запропоновано багато мір подібності між зображеннями однієї сцени, але майже усі вони засновані на інтенсивностях пікселів та припускають наявність шуму лише для нормального (гаусівського) розподілу.

Одним з відомих підходів до оцінки структури (якості) зображень є ентропійний підхід [2], який полягає в побудові гістограми значень $X(i)$ із використанням інтервалу значень Δx. Ймовірність того, що дане значення належить k інтервалу дорівнює $p_k = m_k / N$, де N – об'єм вибірки. Для цього випадку оцінка ентропії записується як

$$H_s(X) = -\sum_{k=1}^{M} p_k \ln(p_k), \tag{1}$$

де M — число інтервалів.

Однак класична ентропія має ряд властивостей, що перешкоджають її ефективному застосуванню в завданнях, пов'язаних з аналізом структури зображень, тому використовуються також інші функції ентропії. Основними з них є [5]:

1. Ентропія Burg: $H_b(X) = -\sum_{\text{пікселі}} \ln(X)$;
2. Ентропія Frieden: $H_f(X) = -\sum_{\text{пікселі}} X \ln(X)$;
3. Ентропія Gull and Skilling: $H_g(X) = \sum_{\text{пікселі}} X - M - X \ln(X \mid M)$.

Формулювання цілей статті (постановка завдання).

На жаль, всі вдосконалені ентропійні функції уведені формально й мають ряд недоліків, що знижують їхню практичну корисність. Всі вони досягають максимуму, коли сигнал постійний. Якщо сигнал має багато особливостей через шум, то він формально має більшу кількість інформації. Крім того, ці міри не враховують складність структури даних. Стандартні оцінки ентропії мало пристосовані для оцінки кількості інформації в структурованих цифрових даних. Причиною цього є те, що в структурованому зображенні, як правило, виділяються як мінімум дві підмножини, які умовно назвемо об'єктом і фоном. Здатність відокремлювати об'єкт від фону в досить складних випадках є результатом семантичної сегментації, що властива зоровій системі людини. Тому для розробки практично корисних методів виділення структурних особливостей цифрових зображень необхідне введення нових критеріїв.

Основна частина.

Позначимо через X матрицю з додатковими елементами $X \in \mathbb{R}_{+}^{n\times m} = \ = \{X = (x_{ij}) \,|\, x_{ij} > 0 \ i = \overline{1,n};\ j = \overline{1,m}\}$, що має n рядків и m стовпців, і нехай $\mathbf{p} \in \Delta_n = \{\mathbf{p} = (p_1, p_2, ... p_n)^T \,|\, \sum_{i=1}^{n} p_i = 1, p_i > 0, \forall i = \overline{1,n}\}$. Тоді для кожної матриці $X \in \mathbb{R}_{+}^{n\times m}$ можна визначити функцію

$$H(\mathbf{p}, X) = \ln\left(\sqrt{\mathbf{p}^T} X \cdot X^{-T} \sqrt{\mathbf{p}}\right) - \ln m \qquad (2)$$

де X^{-T} — транспонована матриця, елементами якої є зворотні значення елементів матриці X. Якщо X — елементи деякої функції, упорядковані певним чином, то про $H(\mathbf{p}, X)$ будемо говорити як про деякий функціонал, певний на класі матриць $X \in \mathbb{R}_{+}^{n\times m}$. Можна показати, що функція $H(\mathbf{p})$ має всі основні властивості ентропії [2]. Компоненти p_i^* вектора $\mathbf{p}^*$ несуть інформацію про структурні відмінності значень елементів рядків матриці й мають цікаві властивості: їхні більші значення вказують на деструктивні рядки, тобто рядки, що істотно відрізняються за структурою значень своїх елементів від типових рядків. Оскільки ентропія є логарифмом суми відношень середніх арифметичних і середньої гармонійної величин,

$$H(\mathbf{p}, X) = \ln\left(\sqrt{\mathbf{p}^T} X \cdot X^{-T} \sqrt{\mathbf{p}}\right) - \ln m = \ln\left(\sum_{j=1}^{m} \sqrt{\mathbf{p}^T} X_j \cdot X_j^{-T} \sqrt{\mathbf{p}}\right) - \ln m \ , \qquad (3)$$

то її значення можна трактувати як міру розходження елементів матриці X. Дуже часто при вирішенні прикладних завдань аналізу зображень виникає необхідність їхньої градації по яскравостям (наприклад, при сегментації). Розглянемо бінаризацію зображень як окремий випадок градації яскравостей пікселів, коли вся сукупність елементів матриці зображення розбивається на дві групи. Тоді $H(\mathbf{p}, X) = H(\mathbf{p}, X \cdot D(\mathbf{q}))$ для будь-якої діагональної матриці $D(\mathbf{q})$ з вектором $\mathbf{q} \in \mathbb{R}_{+}^{m}$ на головній діагоналі. Для визначеності виберемо одну градацію елементів стовпців матриці X рівній одиниці, а другу – нулю. Тоді можна перейти до ентропії бінарної матриці $H_{бін}(\mathbf{p})$:

$$H_{бін}(\mathbf{p}) = \sqrt{\mathbf{p}^T} X \cdot (E - X)^T \sqrt{\mathbf{p}} \qquad (4)$$

Після заміни змінних $\mathbf{u} = \sqrt{\mathbf{p}}$ від виразу (4) можна перейти до квадратичної форми

 ISSN 1562-9945

$$H_{бін}(\mathbf{u}) = \mathbf{u}^T \cdot X \cdot (E - X)^T \cdot \mathbf{u} = 0,5 \cdot \mathbf{u}^T \cdot (X \cdot (E - X)^T + (E - X) \cdot X^T) \cdot \mathbf{u} = \mathbf{u}^T Q \mathbf{u} \quad (5)$$

де матриця $Q = X \cdot (E - X)^T$ і виконується умова $\mathbf{u}^T \cdot \mathbf{u} = 1$.

Найважливішу роль у вирішенні задач обробки багатовимірних даних пропонованим методом грає максимальне значення ентропії $H^*_{бін}(\mathbf{p})$ й вектор $\mathbf{p}^*$, що «доставляє» (5) це значення. У загальному випадку, дорівнюючи часткові похідні до нуля $\frac{\partial H_{бін}(\mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}} = 0$, можна показати, що максимальне значення ентропії $H_{бін}(\mathbf{u})$ «доставляє» власний вектор матриці Q, що відповідає її максимальному власному значенню $\lambda_{\max}$. Оскільки всі елементи матриці X — нуль або одиниця, то будуть справедливі співвідношення $X^T \cdot X = \mathbf{e}^T X$ $(E - X)^T (E - X) = (E - X)^T \mathbf{e}$, звідки маємо остаточний результат:

$$H^*_{бін} = \max_{\mathbf{p} \in \Delta_n} H(\mathbf{p}) = 0.5 \cdot \sqrt{\mathbf{e}^T \cdot X \cdot (E - X)^T \cdot \mathbf{e}}\,. \quad (6)$$

Запропонований критерій був використаний у програмному забезпеченні аналізу структури фотограмметричних зображень. Рисунок 1 демонструє приклад застосування запропонованого алгоритму для виділення структурних особливостей зображень в умовах невизначеності. Попередня обробка лівого знімка полягала в бінаризації та фільтрації по площі. У результаті було отримане зображення (рис.1 праворуч), що містить тільки об'єкти, які становлять інтерес для проведення наступного (тематичного) аналізу. Прикладом такого аналізу може слугувати моніторинг (визначення змін) забудови територій.

Висновки та перспективи подальших досліджень.

Проведені дослідження дозволили зробити висновок, що застосування ентропії бінарної матриці дає можливість ефективного виділення структурних особливостей зображення. Цю ідею можна розвити й далі, розбиваючи зображення на блоки й визначаючи ентропію не для всієї бінарної матриці, а для кожного блоку окремо з наступним їхнім підсумовуванням.

Перспективи подальших досліджень за проблематикою роботи пов’язані з встановленням кількісного зв'язку між просторовим розрізненням зображень (як основної характеристики інформативності з позицій дешифрування), отриманих у результаті попередньої обробки, і вірогідністю розпізнавання структурних особливостей (об'єктів).

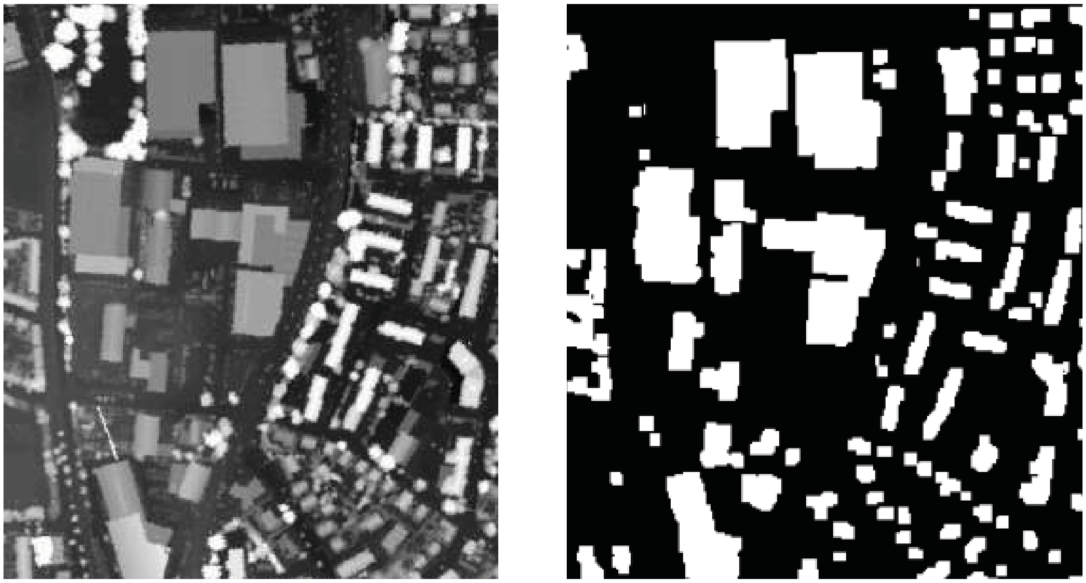

Рисунок 1

ЛІТЕРАТУРА

1. Бутенков С.А. Формализация неопределенности в многомерных данных. Сб. трудов международной научно-технической конференции „Интеллектуальные системы" (IEEE AIS'03), Москва, Физматлит, 2003, с. 104-113.
2. Куренков Н.И., Лебедев Б.Д. Энтропийный анализ многомерных данных. // Современные проблемы механики гетерогенных сред. Сб. ИПМ РАН к 10-летию его основания. М.: РАН, 2000.
3. Потапов А.С. Иерархические структурные методы автоматического анализа аэрокосмических изображений: Дис. ...канд. техн. наук: 05.11.07, СПб., 2005. - 158 с.
4. Гнатушенко В. В. Структурна модель цифрових зображень / В. В. Гнатушенко, Н. Ю. Калініна // Матеріали Міжнародної наукової конф. «Математичні проблеми технічної механіки-2009» // Дніпродзержинськ: ДДТУ.- 2009. – С. 203.
5. Starck J.L., Murtagh F., Gastaud R. A new entropy measure based on the wavelet transform and noise modeling. Special Issue on Multirate Systems, Filter Banks, Wavelets, and Applications of IEEE Transactions on CAS II, 45(8), 1998.

 ISSN 1562-9945