$$\sum_{k=1}^{n}\prod_{i=k}^{n}\lambda(Z_{i1}) \geq \sum_{k=1}^{n}\prod_{i=k}^{n}\lambda(Z_{i2}), \quad (12)$$

А отже, використовуючи отриманий вираз, можна сформулювати правило формування «сигнальних» множин $\{Z_n\}$, n = 1,2,..., при яких забезпечується мінімум $\bar{t}_1$, при заданому розподілі ймовірностей $P(t_0)$ інтервалу t_0 між неправильними виявленнями об'єкту. При чому, це правило буде полягати в наступному: «сигнальна» множина$\{Z_n\}$ містить всі послідовності Z_n, що задовольняють умові:

$$\Lambda(Z_n) = \sum_{k=1}^{n}\prod_{i=k}^{n}\lambda(Z_{i1}) \geq C_n, \quad (13)$$

$P(t_0) = n$ де константа C_n вибирається таким чином, щоб ймовірність виконання умови (13) при відсутності об'єкту, дорівнювала заданому значенню ймовірності $P(t_0) = n$.

При фіксованому значенні ймовірності $P(t_0) = n$ будь-яка сигнальна множина, що не співпадає повністю із визначеною нерівністю (13) буде містити послідовності Z_n, при яких

$$\sum_{k=1}^{n}\prod_{i=k}^{n}\lambda(Z_{i1}) < C_n, \quad (14)$$

а це відповідно (12) призведе лише до збільшення $\bar{t}_1$.

Таким чином, при розв'язанні задачі виявлення сторонніх об'єктів вага ймовірності пропуску сигналу в загальній ефективності алгоритму обробки сигналів значно вище ніж при вирішенні задач радіолокації чи в асинхронних системах передачі даних, оскільки період огляду в таких системах є не одновимірним. В результаті, при незначному коливанні значень середнього часу не виявлення $\bar{t}_1$, границя між умовами (13) та (14) стає нечіткою і постає гостра необхідність зниження значення C_n, що в даних умовах є небажаним.

Література

1. Дэвид А. Компьютерноезрение. Современныйподход / Дэвид А. ; [пер. с англ.]. – М. : Издательскийдом «Вильямс», 2004. – 928 с..

2. Ширман Я.Д. Теория и техникаобработкирадиолокационнойинформации на фонепомех / Я.Д. Ширман, В.Н. Манжос. – М. : Радио и связь, 1981. – 416 с.

3. Купер Дж. Вероятносные методы анализа сигналов и систем / Дж. Купер, К. Макгиллем ; [пер. с англ.]. – М. : Мир, 1989. – 376 с.

Рецензент: д.т.н. Троцишин І.В.
Надійшла 6.2.2012 р.

УДК 621

Ю.П. КЛЬОЦ
Хмельницький національний університет

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ БУЛЬОК ПІНИ НА ЗОБРАЖЕННЯХ

В статті розглянуто відомі методи ідентифікації границь об'єктів на зображенні та запропоновано метод ідентифікації бульок на зображенні піни.

The paper considers the known methods of identifying the boundaries of objects in the image and presented the method of identifying bubbles in the image of foam.

Ключові слова: Канні, ідентифікація границь, ідентифікація бульок.

Вступ

Задачі аналізу піни виникають під час підбору компонентів спінених композицій. Розвиток хімічної промисловості, поява нових хімічних сполук сприяє широкому використанню спінених композицій. До них відносяться як рідкі композиції, що використовуються при хімічному чищенні тканин, формуванні піни при гасінні пожеж, так і затверділі композиції, спінений бетон, монтажна піна, різноманітні губки, дитячі іграшки.

Існує багато сполук, на основі яких можна створювати спінені композиції. Для підбору оптимальних параметрів піни необхідно досліджувати її характеристики: кількість бульок, їх діаметри, час, протягом якого піна зберігає свої властивості.

Для проведення аналізу за допомогою usb-камери з високою роздільною здатністю та мікроскопу через фіксовані проміжки часу піна фотографується. Зазвичай, отримані зображення аналізуються в ручному режимі. Досліджувані зразки містять велику кількість бульок, тому такий підхід до аналізу вимагає значних витрат часу, що значно сповільнює процес підбору композицій із заданими параметрами.

Постановка задачі

З огляду на складність ручного підрахунку бульок піни, низьку достовірність результату та значні часові витрати, що накладають обмеження на проведення досліджень, необхідно провести аналіз відомих методів визначення об'єктів на зображенні та розробити метод автоматичної ідентифікації бульок піни.

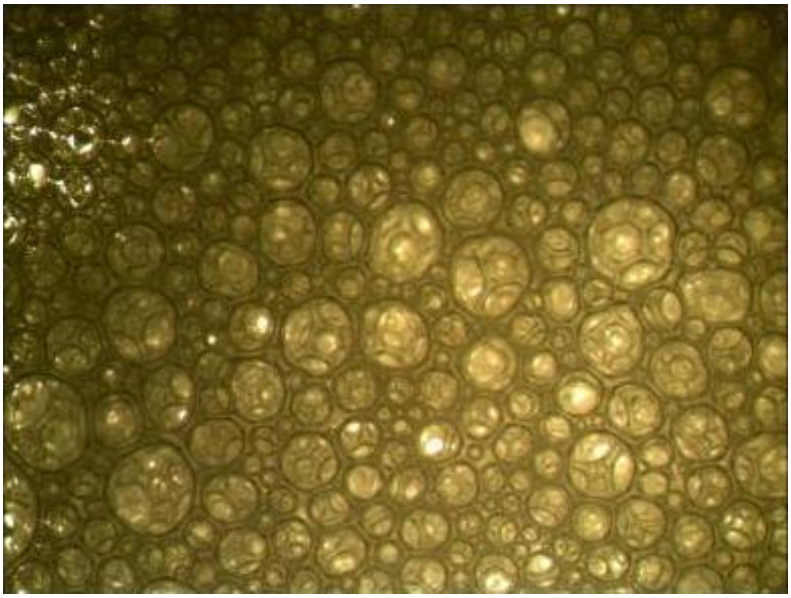

Рис. 1. Фотографія піни

Основна частина

З метою автоматичного отримання статистичних даних, що характеризують піну, представлену на рис. 1, необхідно провести ряд перетворень вхідних даних, що представлені у вигляді зображення піни.

Для вирішення задачі автоматичної ідентифікації бульок піни запропоновано підхід, послідовність етапів якого представлено на рис. 2.

Першим етапом є отримання кольорового зображення піни. Зображення отримується шляхом фотографування піни цифровою usb-камерою з високою роздільною здатністю, що змонтована в мікроскопі.

Другим етапом є масштабування зображення, котре проводиться з метою зменшення витрат апаратних ресурсів для подальшого аналізу фотографії і виключення з аналізу дрібних елементів, що не несуть корисної інформації. Коефіцієнт масштабування вибирається таким чином, щоб на кінцевій фотографії ширина межі бульки складала 2-3 пікселі. У випадку, якщо ширина межі бульки становитиме менше 2-х пікселів, то при подальшій обробці зображення такі бульки не буде опрацьовано. У випадку, якщо ширина межі бульки більша 3-х пікселів, то апаратний ресурс нераціонально використовуватиметься.

Зазвичай масштабування зображень реалізовується засобами інтерполяції за сусідніми елементами, білінійної або бікубічної інтерполяції. Оскільки зображення зменшується, то для задачі ідентифікації бульок піни достатньо використовувати білінійну інтерполяцію.

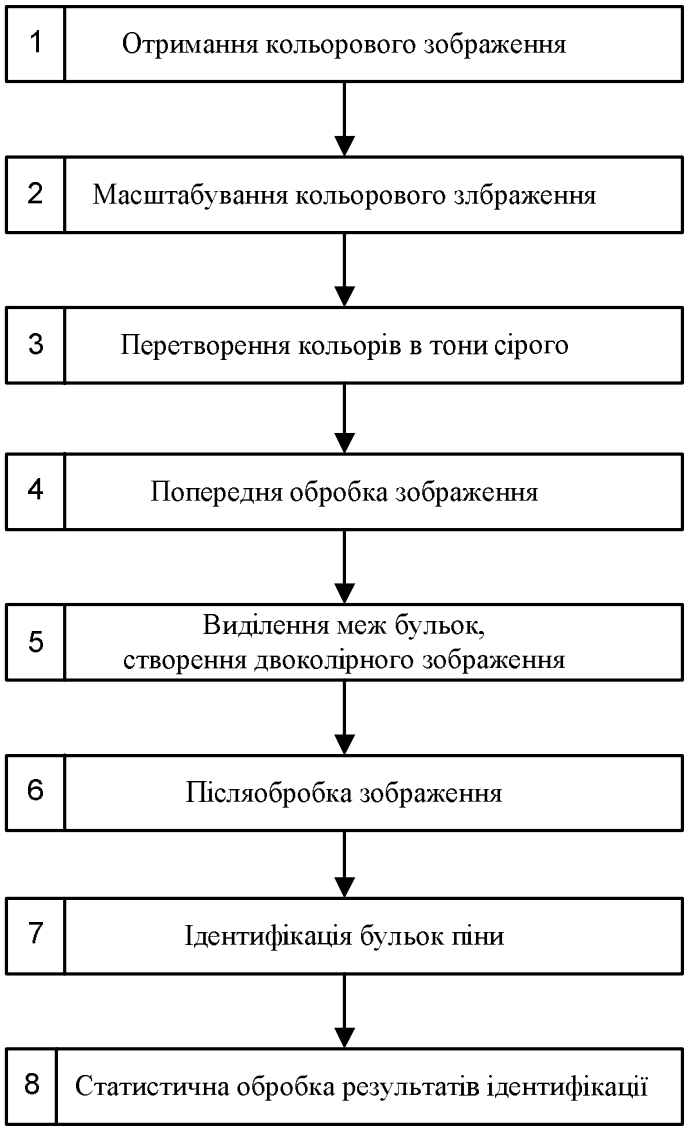

Рис. 2. Метод опрацювання зображень

Оскільки відомі методи ідентифікації меж об'єктів на зображенні ґрунтуються на аналізі фотографії в тонах сірого, то необхідно перетворити кольорове зображення бульок в напівтонове [1]. Для такого зображення можна використовувати методи ідентифікації меж об'єктів. Перетворення в тони сірого проводиться для кожного пікселя кольорового зображення. Значення інтенсивності пікселя напівтонового зображення визначається за формулою: $I_s = 0.2989 \times I_r + 0.5870 \times I_g + 0.1140 \times I_b$, де I_s, I_r, I_g, I_b – відповідно інтенсивність сірого пікселя та інтенсивності червоної, зеленої і синьої складових кольорового пікселя [2].

Для усунення впливу неоднорідного освітлення зображення доцільно виключити з нього загальний фон та підвищити його контрастність [3]. Виключення із зображення загального фону здійснюється в два етапи. На першому формується фонове зображення, а на другому від основного зображення, що представляється двовимірною матрицею, віднімається матриця фонового зображення. Значенням кожного пікселя фонового зображення є середнє арифметичне інтенсивності сусідніх пікселів. Кількість сусідніх пікселів обирається залежно від товщини меж бульок.

Вирівнювання контрасту проводиться за допомогою «розтягування» початкового діапазону яскравості до діапазону від мінімально можливої до максимально можливої яскравості.

Для виділення меж бульок піни можна використати один з класичних методів визначення границь об'єктів на зображенні [4]. До таких методів відносять фільтр Собеля, фільтр Превіта, фільтр Робертса, фільтр Лапсасіан-Гауссіан та метод Канні.

Фільтр Собеля це дискретний диференціальний фільтр, що обчислює наближене значення градієнта чи норми градієнта для яскравості зображення. Фільтр Собеля базується на згортці зображення невеликими цілочисельними фільтрами в вертикальному та горизонтальному напрямках.

Фільтр Превіта – це метод виділення границь в обробці зображень, який обчислює максимальний відгук на множині ядер згортки для знаходження локальної орієнтації границі в кожному пікселі. Цей метод виділення границь також називається підстановкою шаблонів границь, оскільки зображення зіставляється набору шаблонів, і кожен представляє деяку орієнтацію границі. Величина і орієнтація границі в пікселі визначається шаблоном, котрий краще за інші відповідає локальному околу пікселя.

Фільтр Робертса – один з ранніх алгоритмів виділення границь, який обчислює суму квадратів різниць між діагонально суміжними пікселями. Це може бути виконано згорткою зображення з двома ядрами. Перетворення кожного пікселя фільтром Робертса може показати похідну зображення вздовж ненульових діагоналей, і комбінація цих перетворених зображень може також розглядатися як градієнт від двох верхніх пікселів до двох нижніх.

Фільтр Лапласіан-Гауссіан – аналог неперервного оператора Лапласа, що визначається як відношення на графі або дискретній сітці. Дискретний Лапсасіан-Гауссіан визначається як сума других похідних і обчислюється як сума перепадів інтенсивності кольору на сусідах центрального пікселя.

Метод Канні – оператор виявлення границь, що використовує багатоступеневий алгоритм для виявлення широкого спектра границь на зображеннях. Алгоритм детектора границь Canny не обмежується обчисленням градієнта зображення. У контурі границі залишаються лише точки максимуму градієнта зображення. Інформація про напрямок границі використовується для того, щоб видаляти точки саме поряд із границею і не розривати саму границю у районі локальних максимумів градієнта.

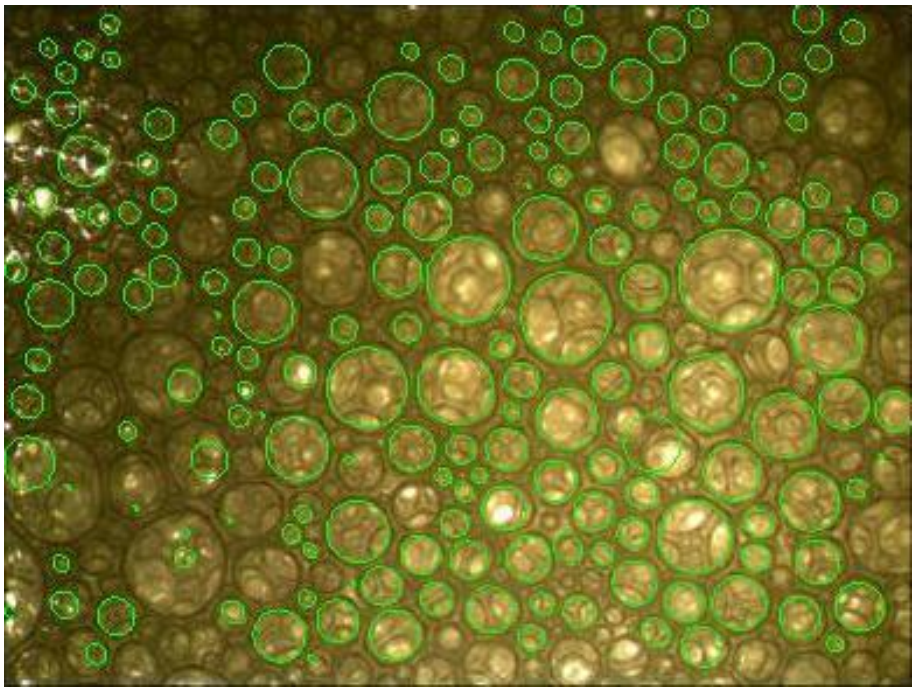

Рис. 3. Ідентифікація бульок піни за методом Канні

Отримані після фільтрації границі бульок піни можуть містити поодинокі розриви та хибно визначені лінії. Для усунення розривів в границях бульок здійснюється замикання границь шляхом послідовного виконання морфологічних операцій нарощування та ерозії [5]. Нарощування полягає в заміні значень пікселів фону, що межують з об'єктом на значення 1. Внаслідок цього до об'єкта додається шар товщиною в один піксель. Ерозія полягає в заміні значень пікселів границі об'єкта на значення нуль. Внаслідок виконання цієї операції видаляється шар границі товщиною в один піксель.

Видалення хибно визначених ліній здійснюється шляхом заповнення замкнутих контурів бульок білим кольором та подальшим морфологічним перетворенням зображення шляхом накладання структурного елемента «хрест» розміром 3×3 пікселі. В результаті такої обробки із зображення зникнуть одиночні білі пікселі та лінії, що не утворюють замкнених фігур.

Після проведених перетворень на модифікованому зображенні залишаються об'єкти складної форми, що повторюють контури ідентифікованих бульбашок піни. Аналіз кожного білого об'єкта дозволяє виявити центр кожної бульки та її ефективний діаметр. Цент бульки визначається як центр маси білого об'єкта на фото, а ефективний діаметр – як діаметр круга, по площі рівного площі білого об'єкта.

Результат аналізу піни за допомогою методу Канні представлено на рис. 3.

Для визначення найбільш ефективного методу опрацюємо фотографію піни за кожним з них. Результати аналізу представимо в таблиці 1.

Таблиця 1

Результати ідентифікації границь об'єктів за різними методами

№ п/п	Метод	Фактична кількість бульок N_f	Ідентифіковано бульок N_i	Не ідентифіковано бульок N_n	Хибно ідентифіковано бульок N_h	Коефіцієнт точності, K_t, %
1	Ручний підрахунок	224	224	0	0	100,00%
2	Фільтр Собеля	224	346	109	231	32,65%
3	Фільтр Превіта	224	277	183	236	32,18%
4	Фільтр Робертса	224	344	188	308	26,67%
5	Фільтр Лапласіан-Гауссіан	224	424	53	253	30,68%
6	Метод Канні	224	186	61	23	64,74%

Оцінку методів ідентифікації границь об'єктів проведемо шляхом визначення міри розбіжності (1).

$$K_t = \frac{N_f}{N_f + |N_f - N_i| + N_n + N_h}, \quad (1)$$

де K_t – коефіцієнт точності, характеризує якість роботи методу, N_f – фактична кількість бульок на фотографії, отримана в результаті еталонного ручного підрахунку, N_i – кількість бульок, ідентифікованих за допомогою відповідного методу визначення границь, N_n – кількість не ідентифікованих бульок (помилки першого роду), N_h – кількість хибно ідентифікованих бульок (помилки другого роду).

Максимізація значення коефіцієнту точності свідчить про кращі результати ідентифікації.

На основі даних таблиці 1 можна стверджувати, що найкращі результати з ідентифікації бульок показав метод Канні. Його результати на даному етапі дослідження є прийнятними для розв'язання задачі автоматизації отримання та опрацювання статистичної інформації, що характеризує піну та її поведінку в часі.

Проведемо аналіз, для чого розділимо діапазон допустимих радіусів бульок на 25 інтервалів, побудуємо гістограму розподілу радіусів бульок піни (рис. 4), та порівняємо її з гістограмою, отриманою в результаті еталонного ручного аналізу (рис. 5).

Для порівняння двох гістограм використаємо критерій Пірсона c^2:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{k} \frac{(x_i - y_i)^2}{y_i}, \quad (2)$$

де c^2 – критерій Пірсона, x_i – кількість ідентифікованих бульок, що відповідають і-му інтервалу радіусів, y_i – фактична кількість бульок, що відповідають і-му інтервалу радіусів, k – кількість стовпців даних (інтервалів діапазону допустимих радіусів).

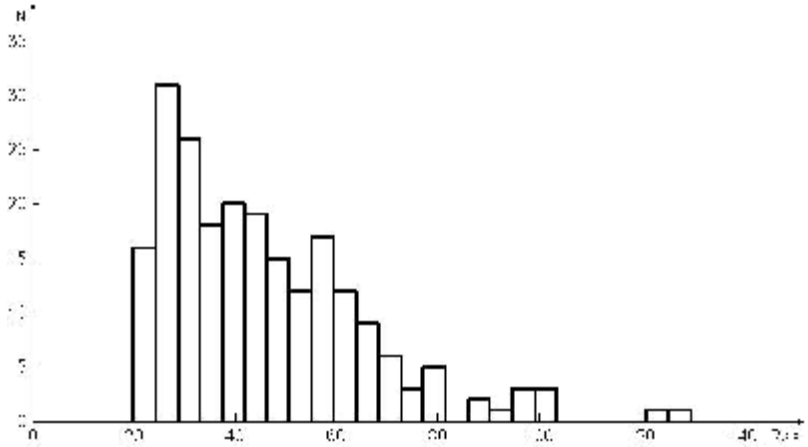

Рис. 4. Гістограма розподілу радіусів ідентифікованих бульок піни

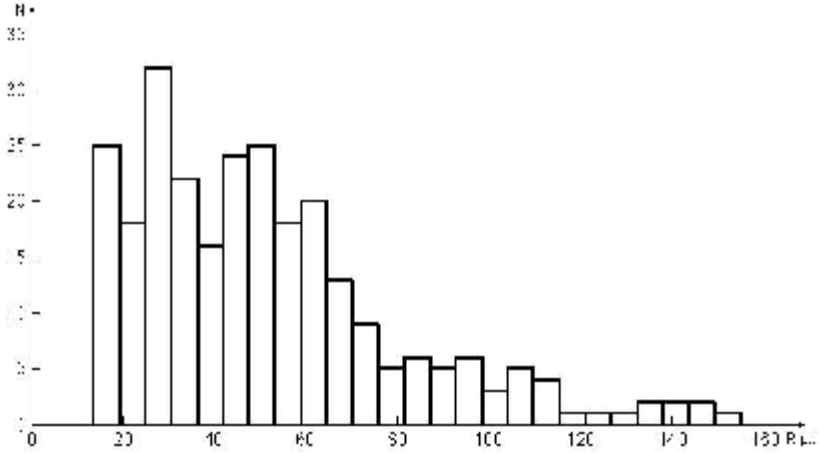

Рис. 5. Гістограма розподілу радіусів бульок піни

Розрахувавши c^2 з отриманих даних маємо $c^2 = 60.7$. Кількість степенів свободи, що визначається кількістю інтервалів діапазону допустимих радіусів, для отриманих гістограм складає 24.

Згідно таблиці критичних значень критерію c^2 при кількості степенів свободи $k = 24$ та критичному значенні критерію $\chi^2_{крит} = 60.7$ рівень розбіжності теоретично розрахованого розподілу кількості та радіусів бульок піни фактичному розподілу складає 13,7%.

З отриманого результату можна зробити висновок, що похибка методу ідентифікації бульок піни на зображенні складає 13,7%.

Висновок

Аналіз методів виявлення границь об'єктів на зображеннях показав, що кращі результати дає метод Канні, який було обрано для реалізації методу ідентифікації бульок піни. Час роботи програмного забезпечення, що реалізує запропонований метод, складає 1–2 секунди і є прийнятним для забезпечення неперервного контролю стану піни.

Похибка методу ідентифікації бульок піни на зображенні складає 13,7%, що є достатнім на даному етапі досліджень.

В подальших дослідженнях необхідно підвищити достовірність отриманого результату.

Література

1. Haralick M., Shapiro L. Computer and Robot Vision. V. I. Addison-Wesley, 2007.

2. Grudland M., Dodgson N.A. The Decolorize Algorithm for Contrast Enhancing, Color to Grayscale Conversion. // Technical Report, No. 649, Computer Laboratory, Cambridge University, October 2005.

3. Parker B., James R. Algorithms for Image Processing and Computer Vision. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1997.

4. Прэтт У. Цифровая обработка изображений В 2 т. М: Мир, 1982.

5. Lam L, Lee S-W., Suen C. Y. Thinning Methodologies - A Comprehensive Survey // IEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. V. 14, № 9. 2002. P. 869–884.

6. Кендалл М., Стьюарт А. Статистические выводы и связи. – М. : Наука, 1973.

Рецензент: д.т.н. Поморова О.В.
Надійшла 14.2.2012 р.