

Н.Ф. Казакова, канд. техн. наук, доцент
О.О. Фразе-Фразенко, аспірант

СИНТЕЗ МЕТОДУ ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ У СИСТЕМАХ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НА ОСНОВІ УСЕРЕДНЕННЯ ПЕРЕПАДІВ ЯСКРАВОСТІ

Анотація. *Пропонується до впровадження у системах захисту інформації метод виділення контурів на цифровому зображенні в основу якого покладено використання функції, яка застосовується для побудови низькочастотних фільтрів. Метод може бути використаний в системах ідентифікації, які розпізнають об'єкти на зображенні. Метод має найбільш високу точність обчислення градієнта та здатність придушувати шуми у порівнянні з іншими існуючими методами.*

Ключові слова: безпека, захист інформації, ідентифікація, контур, зображення

Аннотация. *Предлагается к внедрению в системах защиты информации метод выделения контуров на цифровом изображении, в основу которого положено использование функции, что применяется для построения низкочастотных фильтров. Метод может быть использован в системах идентификации, которые распознают объекты на изображении. Метод имеет наиболее высокую точность вычисления градиента и способность подавлять шумы в сравнении с другими существующими методами.*

Ключевые слова: безопасность, защита информации, идентификация, контур, изображение

Abstract. *It is proposed to introduce a system of information protection method for edge detection on the digital image. The basis of the method is a function that is used to construct low-pass filters. The method can be used in identification systems which recognize objects in an image. The method has the highest accuracy of the calculation of the gradient. The method is capable of suppressing noise in the image.*

Keywords: security, information security, identification, contour, image

Постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями. Завдання аналізу та розпізнавання зображень у системах доступу до технологічних систем та мереж на сьогодні не має достатньо ефективних рішень: точність розпізнавання варіюється від 60 до 70%. Це потребує розробки та синтезу нових методів та алгоритмів аналізу зображень складних об'єктів на основі сучасного програмно-математичного підходу. Об'єктом аналізу, як показав огляд літературних джерел, найчастіше є півтонове зображення об'єкту, контур якого необхідно виділити та формально описати для подальшого зберігання у відповідних базах даних. Для систем ідентифікації, які розпізнають об'єкти на цифровому зображенні, найбільш корисною інформацією є відомості саме про контури, тобто про лінії, що проходять на границях однорідних областей. Вважається, що такими областями є об'єкти, для яких різниця яскравостей будь-яких двох елементів зображення (пікселів, групи пікселів), не перевищує певного порогу. Тому, по завершенні попередньої обробки зображення, система розпізнавання, в першу чергу, робить пошук контурів зображення.

Аналіз останніх досліджень і документів, у яких викладено підходи до вирішення проблеми. Проблема автоматичного аналізу форми та стану просторових об'єктів, інформація про які представлена у вигляді плоских зображень, є актуальною для систем забезпечення превентивної безпеки. Зазначеній проблемі достатньо приділяли увагу зарубіжні вчені, включаючи вчених країн СНД, а саме: Т. Kanade та В. Lucas (Канада), У. Претт, М. Kaas, А. Witkin, D. Terzopoulos, S. Arulampalam, R. Gonzalez, R. Woods (США), М. Rachuta, В. Wilamowski, А. Malinowski (Польща), Б. Залеський, О. Ферцев, О. Кравчонок, Я. Фурман, А. Кравецький, Р. Хафізов, Н. Соловійов, О. Сергеев, М. Красильников (Росія) та ін.

Метою статті є синтез методу виділення контурів, який може бути використаний в системах ідентифікації, що розпізнають об'єкти на цифровому зображенні. При цьому однією з задач є демонстрація переваг методу у порівнянні з традиційно використовуваними – операторами Робертса, Прюїтт, Собеля та Шарра, а також показ точності обчислення градієнта та здатності придушувати шуми зображення.

Викладення основного матеріалу. З використанням ідеї [1, 12], синтезуємо спосіб виділення контурів зображення, який базується на обчисленні градієнта зображення із застосуванням матриць згортки з наступним порівнянням значень градієнта в кожній точці зображення з певним порогом.

Для рішення поставленого завдання, а також з метою порівняння ефективності роботи, використаємо достатньо поширені методи, які у своїй основі містять процедури обчислення градієнта зображення. До них, згідно [2-4], відносяться методи, з використанням операторів Робертса, Прюїтта, Собеля, Шарра. Ці методи, згідно зазначених першоджерел, вважаються стандартними. Метод, який в подальшому нами пропонується, не зважаючи на те, що використовує з них окремі елементи, є альтернативним та більш ефективним.

Більшість алгоритмів, що виділяють контури на цифрових зображеннях, засновані на обчисленні градієнта зображення. Як відомо, наприклад, з [1], для функції f градієнт має вигляд:

$$\nabla = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f \\ \frac{\partial}{\partial y} f \end{bmatrix}.$$

Найбільш раннім алгоритмом з виявлення контурів зображення є алгоритм Л. Робертса.

Алгоритм Робертса [5] заснований на диференціюванні амплітуди сигналу. Така процедура є рівносильною до обчислення дискретних різниць амплітуд відліків [6]. Це може бути відображено так:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \square Dif \langle f_x(x, y) \rangle = f(x, y) - f(x-1, y); \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \square Dif \langle f_y(x, y) \rangle = f(x, y) - f(x, y-1).$$

Приведене означає, що градієнт зображення може бути обчислений за допомогою матриць згортки, а саме:

$$G_x \begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} * A, G_y \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} * A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2},$$

де A – вихідне зображення; $*$ – оператор згортки; G – градієнт зображення.

Перехресний оператор Робертса [7] є найбільш простим та швидким методом виділення контурів. З метою значного збільшення швидкості обчислення градієнта, але, як показано далі – при значному зниженні точності, оператор Робертса може бути записаний у спрощеній формі:

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}; A' = |a_{11} - a_{22}| + |a_{12} - a_{21}|,$$

де A' – оброблене зображення.

Оператор Дж. Прюїтт ґрунтується на понятті центральної різниці [6]:

$$\frac{\partial f(x, y)}{\partial x} = \frac{(f(x+1, y) - f(x-1, y))}{2}; \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} = \frac{(f(x, y+1) - f(x, y-1))}{2}.$$

Завдяки оператору Прюїтт градієнт зображення може бути обчислений по матрицях згортки, тобто:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A; G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} * A; G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Втім, суттєвим недоліком оператора Прюїтт є його чутливість до шуму на зображенні [1].

Аналогічно операторові Прюїтт, оператор Собеля (див., наприклад, [8]), який найбільш часто використовується при розпізнаванні зображень, також в своїй основі спирається на поняття центральної різниці. Відмінністю є той факт, що вага центральних пікселів збільшується вдвічі:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A; G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * A; G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

В різних програмних продуктах для підвищення продуктивності, як правило, для зниження кількості арифметичних операцій, матриці згортки Собеля можуть представлятися у вигляді добутків:

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * ([+1 \ 0 \ -1] * A); G_y = \begin{bmatrix} +1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} * ([1 \ 2 \ 1] * A).$$

Головним недоліком оператора Собеля є те, що він не має повної обертальної симетрії. З метою зменшення цього негативного ефекту Г. Шарром був розроблений метод, який базується на тому, що в отриманих ним матрицях згортки ваги центральних пікселів перевершують ваги крайніх пікселів в 3,3 рази [9]. Це записується у вигляді:

$$G_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & +3 \\ -10 & 0 & +10 \\ -3 & 0 & +3 \end{bmatrix} * A, G_y = \begin{bmatrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ +3 & +10 & +3 \end{bmatrix} * A, G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Аналогічно розглянутим методам, в практичному використанні широко використовуються методи, засновані на лапласіані зображення [10], тобто: $\nabla^2 f = \frac{\partial^2}{\partial x^2} f + \frac{\partial^2}{\partial y^2} f$. Його особливістю, на відміну від оператора Собеля, є інваріантність до обертання [11], що дозволяє його легко використання у системах розпізнавання. Для обчислення лапласіана використовуються часткові похідні другого порядку:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = ((f(x+1, y) - f(x, y)) - (f(x, y) - f(x-1, y))) = f(x+1, y) - 2f(x, y) + f(x-1, y),$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = ((f(x, y+1) - f(x, y)) - (f(x, y) - f(x, y-1))) = f(x, y+1) - 2f(x, y) + f(x, y-1),$$

сума яких дорівнює: $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 4f(x, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)$.

Приведене означає, що для обчислення лапласіана зображення може бути застосована матриця згортки, тобто:

$$\nabla^2 = \begin{bmatrix} 0 & +1 & 0 \\ +1 & -4 & +1 \\ 0 & +1 & 0 \end{bmatrix} * A.$$

Як альтернатива методам, що обчислюють градієнт або лапласіан зображень, досить часто застосовуються статистичні методи [1]. Такі методи містять у собі два етапи. На першому етапі обчислюється середнє арифметичне значення яскравості поточного робочого вікна [5]:

$$\bar{r} = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n A(i, j),$$

де m, n – кількість пікселів по вертикалі та горизонталі в робочому вікні.

На другому етапі обчислюється середньоквадратичне відхилення яскравості елементів робочого вікна від середнього арифметичного їхньої яскравості:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (A(i, j) - \bar{r})^2}.$$

Заключний етап – значення всіх елементів робочого вікна множаться на отримане середньоквадратичне відхилення, тобто – $A'(i, j) = \sigma \cdot A(i, j)$.

Аналогічно методам, що засновані на обчисленні градієнта зображення та розглянуті вище, нижче запропонований метод виділяє контури зображення, розраховуючи для кожного пікселя зображення перепади яскравості його сусідніх пікселів по двох напрямках, усереднюючи отримане значення. Для цього у якості бази може бути використана функція, яка докладно розглянута в [12]:

$$F(x) = \frac{e^{\cos(x^2)-2}}{a \cdot x^2 + 1}. \quad (1)$$

Згідно до [12], по (1) розраховуються матриці згортки. Матриці являють собою поля з розмірами 5×5 . Елементами матриць є значення функції (1). Вага пікселів залежить від відстані до центрального пікселя. Відстань до центрального пікселя використовується як аргумент x функції (1). Для зручності значення функції (1) округляються. Параметр a , згідно статистичних даних, приймається рівним 0,09 та, при необхідності, може бути змінений в будь-яку сторону з довільним кроком. Матриця згортки обчислюється у такий спосіб:

– для першої складової:

$$D_1 = \begin{bmatrix} 0 & +F(x=2) & +F(x=\sqrt{2}) & +F(x=2) & 0 \\ +F(x=2) & +F(x=1) & +F(x=0) & 0 & -F(x=2) \\ +F(x=\sqrt{2}) & +F(x=0) & 0 & -F(x=0) & -F(x=\sqrt{2}) \\ +F(x=2) & 0 & -F(x=0) & -F(x=1) & -F(x=2) \\ 0 & -F(x=2) & -F(x=\sqrt{2}) & -F(x=2) & 0 \end{bmatrix};$$

– для другої складової:

$$D_2 = \begin{bmatrix} 0 & +F(x=2) & +F(x=\sqrt{2}) & +F(x=2) & 0 \\ -F(x=2) & 0 & +F(x=0) & +F(x=1) & +F(x=2) \\ -F(x=\sqrt{2}) & -F(x=0) & 0 & +F(x=0) & +F(x=\sqrt{2}) \\ -F(x=2) & -F(x=1) & -F(x=0) & 0 & +F(x=2) \\ 0 & -F(x=2) & -F(x=\sqrt{2}) & -F(x=2) & 0 \end{bmatrix}.$$

Після округлення:

$$D_1 = \frac{1}{38} \begin{bmatrix} 0 & +2 & +3 & +2 & 0 \\ +2 & +8 & +14 & 0 & -2 \\ +3 & +14 & 0 & -14 & -3 \\ +2 & 0 & -14 & -8 & -2 \\ 0 & -2 & -3 & -2 & 0 \end{bmatrix} * A; \quad D_2 = \frac{1}{38} \begin{bmatrix} 0 & +2 & +3 & +2 & 0 \\ -2 & 0 & +14 & +8 & +2 \\ -3 & -14 & 0 & +14 & +3 \\ -2 & -8 & -14 & 0 & +2 \\ 0 & -2 & -3 & -2 & 0 \end{bmatrix} * A;$$

$$D = \sqrt{D_1^2 + D_2^2}.$$

Після обчислення D для отримання бінарного масиву контурів зображення кожний елемент D порівнюється зі встановленим статичним або динамічним порогом.

Завдяки тому, що в основі запропонованого методу лежить функція (1), що використовується для побудови фільтра низьких частот [12], запропонований метод має позитивну характеристику – придушує шуми.

Порівняємо запропонований альтернативний метод виділення контурів зі стандартними, які були розглянуті вище.

Для тестового порівняння стандартних методів, які виділяють контури на цифрових зображеннях, із пропонуваним методом, використовувалося зображення вкладених овалів (рис. 1). Кожен овал був заповнений напівтоною заливкою з певним кроком зміни тону. Як слідує з [12], така методика є зручною та доцільною для тестування методів, які виділяють границі. Це пояснюється тим, що використовується множина однорідних областей, які можуть чергуватися з довільно встановленим кроком, і множина границь між ними.

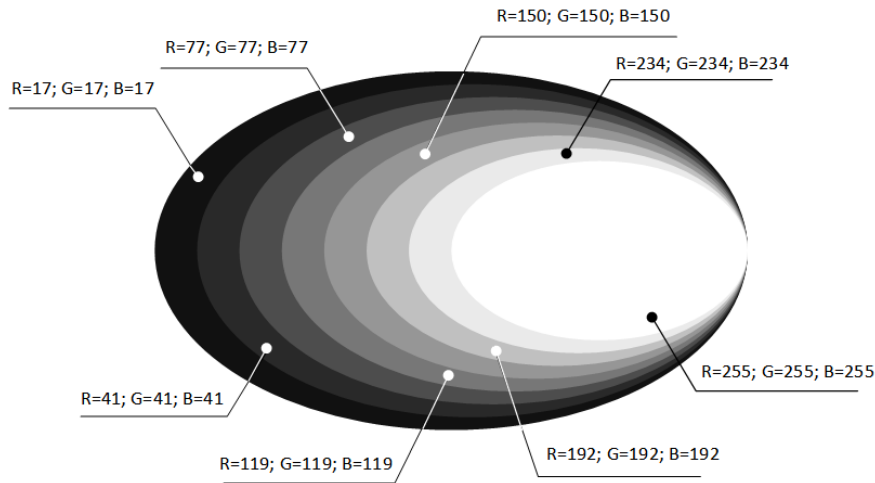


Рис. 1 – Тестове зображення

Характеристики зображення (рис. 1): 8 градаций синтезованого сірого кольору з каналів R, G та B: крок зміни кольорів RGB – довільний (значення каналів R, G та B вказані на рисунку); розміри: 422 пікселів по вертикалі; 255 пікселів по горизонталі; роздільна здатність: 360 dpi; колірний режим: RGB, 8 bit; фон: білий.

Обробка та аналіз зображення полягали у наступному: обробка початкового зображення відповідним оператором та отримання контурів; побудова гістограми градієнтів; аналіз гістограми градієнтів; підрахунок часу, витраченого на обробку зображення відповідним оператором. Т.ч., на рис. 2...6 показані результати застосування вище зазначених операторів, які виділяють границі. З метою більш наглядного відображення, на рисунках відтінки, близькі до «білого» кольору, штучно інвертовані в колір, близький до «чорного» та навпаки.

Для оцінки порівняльної точності обчислення градієнта були побудовані гістограми градієнтів (рис. 7...11).

Як видно, найгіршу якість при розпізнаванні контурів показав найпростіший, але найшвидший оператор – оператор Робертса.

Градієнт, обчислений для оператора Робертса, у багатьох точках зображення має значно менші значення (на рис. 2 лінії контурів більш тонкі) в порівнянні зі значеннями, обчисленими іншими операторами. Крім того, виявився суттєвий недолік оператора: частина контурів переривається, чого, як видно з рис. 3...6, не спостерігається при застосуванні інших операторів. Як наслідок, це може привести до того, що для контурів зображення, які подібні один до одного, такий градієнт приймає однакові значення. Можна також відзначити, що на гістограмі, побудованій для оператора Робертса (рис. 7), практично відсутні малі значення. Це означає, що зазначений оператор недостатньо точно виділяє слабкі контури зображення.

По гістограмам градієнтів, обчислених з використанням операторів Прюїтт, Собеля та Шарра, видно, що по точності виділення контурів оператор Прюїтт поступається операторам Собеля та Шарра. Такий висновок слідує з того, що в гістограмах Собеля та Шарра градієнт приймає значення з усього допустимого діапазону, а в гістограмі Прюїтт є «пробіли». Уважний аналіз рис. 3 цей факт підтверджує.

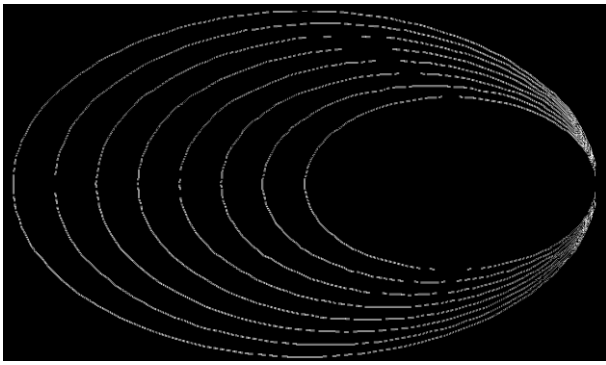


Рис. 2 – Зображення контурів, отримане у результаті застосування оператора Робертса

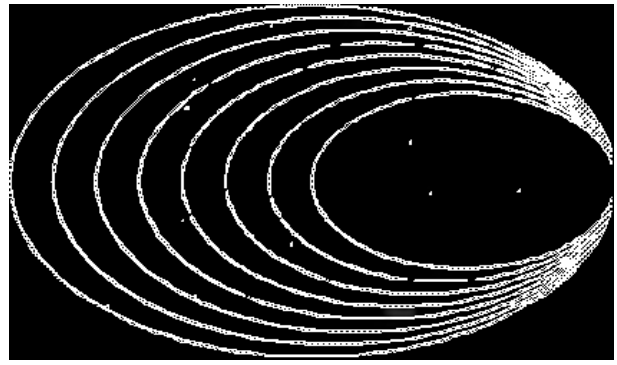


Рис. 3 – Зображення контурів, отримане у результаті застосування оператора Прюїтт

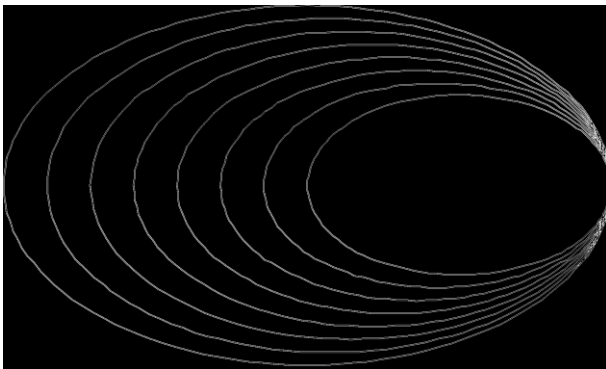


Рис. 4 – Зображення контурів, отримане у результаті застосування оператора Собеля

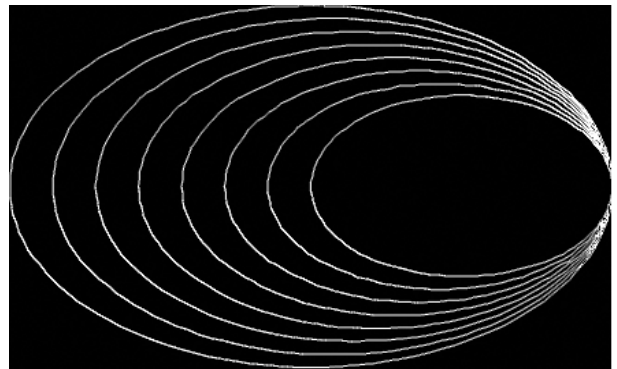


Рис. 5 – Зображення контурів, отримане у результаті застосування оператора Шарра

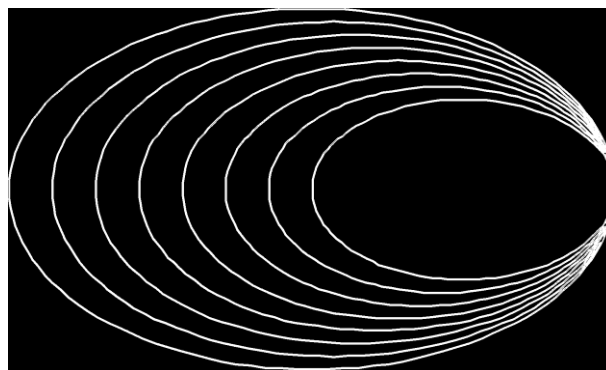


Рис. 6 – Зображення контурів, отримане у результаті застосування пропонованого оператора

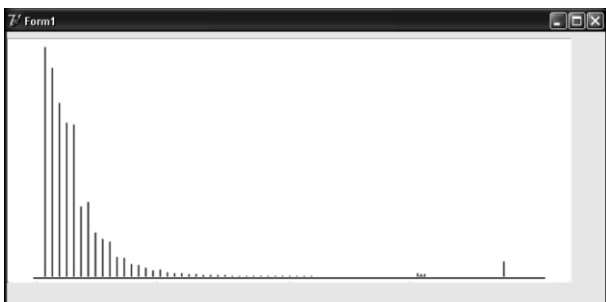


Рис. 7 – Гістограма градієнта: застосування оператора Робертса

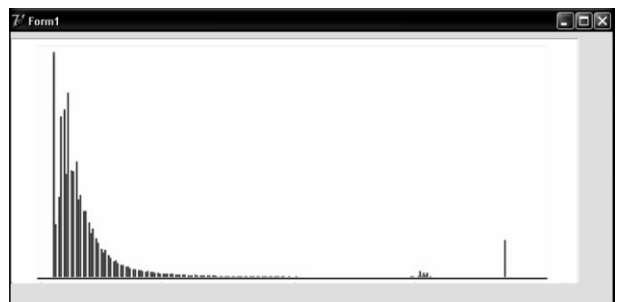


Рис. 8 – Гістограма градієнта: застосування оператора Прюїтт

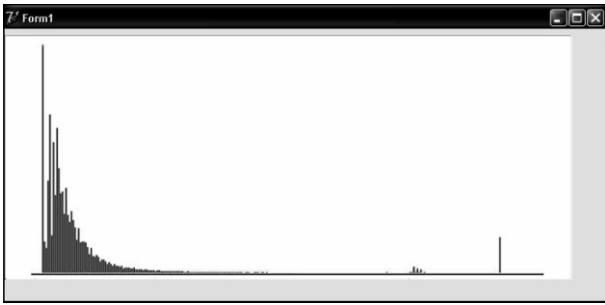


Рис. 9 – Гістограма градієнта: застосування оператора Собеля

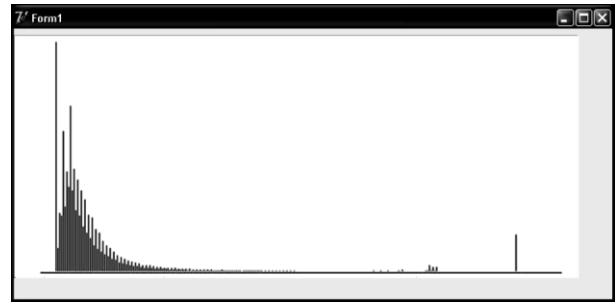


Рис. 10 – Гістограма градієнта: застосування оператора Шарра

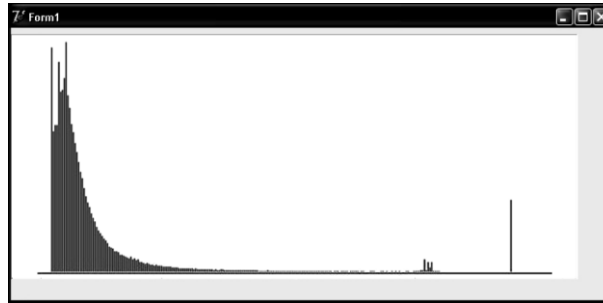


Рис. 11 – Гістограма градієнта: застосування пропонованого оператора

Аналіз гістограм градієнтів Собеля та Шарра свідчить про еквівалентну точність роботи обох операторів. Лише уважний аналіз як зображень, приведених на рис. 4 та рис. 5, так і гістограм на рис. 9 та рис. 10, свідчить про більш точне розпізнавання на основі використання оператора Шарра.

Гістограма градієнта (рис. 11), обчисленого пропонованим методом, містить весь діапазон значень градієнта. Аналіз гістограми показує, що градієнт, розрахований пропонованим методом, приймає більші значення частіше, ніж градієнти, які використовуються у широкому вжитку. Як наслідок, це означає, що пропонований метод виявив більше границь перепадів яскравості пікселів зображення, яке аналізується, ніж стандартні методи.

Крім зазначеного, відзначимо наявність ефекту придушення шумів на зображенні, оскільки гістограма градієнта пропонованого методу має більше «гладку» форму, ніж гістограми стандартних методів. Очевидність цього факту також підтверджується візуальним аналізом якості побудованих контурних ліній: на рис. 6 (пропонований метод) вони набагато гладкіші, ніж на рис. 2...5 (методи Робертса, Прюїтт, Собеля та Шарра відповідно).

Для тестування вище приведених методів та пропонованого методу розпізнавання контурів зображення, використовувався комп'ютер з процесором, який має чотири ядра та тактову частоту 2,5 ГГц. Ємність оперативної пам'яті – 4 Гбайт. У табл. 1 відображений час обробки зображення загальноприйнятими методами та пропонованим. Там же приведені аналогічні результати, отримані у [1].

Як видно з табл. 1, найшвидшим є оператор Робертса. Оператори Прюїтт, Собеля та Шарра мають практично однаковий час виконання. Пропонований метод дещо програє загально прийнятим методам. Розрахована різниця між отриманими результатами та результатами з [1] свідчить про їх тотожність і, т.ч., про достовірність.

Таблиця 1 – Час обробки зображення

Оператор →		Робертса	Прюїтт	Собеля	Шарра	Пропонований
Час, мс	РД*	204	220	219	224	242
	[1]	281	295	295	297	312
Δ		77	75	76	73	70

* – розраховані дані

Висновок. Запропонований до використання метод виділення контурів, що використовує альтернативну функцію, яка, як правило, застосовується для побудови низькочастотних фільтрів, може бути використаний в системах ідентифікації, які розпізнають об'єкти на цифровому зображенні. Метод є найбільш повільним щодо його виконання на ЕОМ, але він має найбільш високу точність обчислення градієнта та здатність придушувати шуми.

Література

1. Хрящев, Д. А. Об одном методе выделения контуров на цифровых изображениях [Текст] / Д. А. Хрящев // Вестник АГТУ. Серия : Управление, вычислительная техника и информатика. – Астрахань : АГТУ. – 2010. – №2. – С. 181-187. – ISSN 2072-9502.
2. Анисимов, Б. В. Распознавание и цифровая обработка изображений : навчальний посібник для студентів ВНЗ. – М. : Высшая школа, 1983. – 295 с., ил. – ISBN відсутній.
3. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений : монографія : пер. з англ. П. Чочиа / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М : Техносфера, 2005. – 1007 с. – ISBN 5-94836-028-8.
4. Holoborodko, P. Noise Robust Gradient Operators [Електронний ресурс] // Портал : Applied mathematics and beyond. – Режим доступу \www/ URL : <http://www.holoborodko.com/pavel/image-processing/edge-detection/>. – Заголовок з екрану, доступ вільний, 18.05.2013.
5. Хусаинов А.А., Михайлова Н.Н. Программирование алгоритмов машинной графики в VC++ Builder [Електронний ресурс] // Портал : lib.gendocs. – Режим доступу \www/ URL : <http://lib.gendocs.ru/download/docs-2637/138500-2637.doc>. – Заголовок з контейнера, доступ вільний, 21.05.2013.
6. Фисенко, В. Т. Компьютерная обработка и распознавание изображений : навчальний посібник / В. Т. Фисенко, Т. Ю. Фисенко. – СПб. : СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с. – ISBN відсутній.
7. Мартыненко, Т. В. Модификация методики оценки качества контурной сегментации изображений рентгенограмм [Текст] / Т. В. Мартыненко, Д. Е. Лабинская // Збірник наукових праць ДонНТУ. Серія : Обчислювальна техніка та автоматизація. – Донецьк : ДонНТУ. – 2012. – №171(19). – [готується до випуску]. – [Електронний ресурс] // Портал : Портал магистров ДонНТУ. – Режим доступу \www/ URL : http://masters.donntu.edu.ua/2012/fknt/shevchenko_d/library/article2.htm. – Заголовок з екрану, доступ вільний, 21.05.2012.
8. Ватутін, Е. І. Програмна оптимізація оператора Собеля з використанням SIMD-розширень процесорів сімейства x86 [Текст] / Е. І. Ватутін, С. Ю. Мірошниченко, В. С. Титов // Телекомунікації. – 2006. – №6. – С.12-16. – [Електронний ресурс] // Портал : Znaimo. – Режим доступу \www/ URL : http://www.evatutin.narod.ru/evatutin_opt_02_simdsobel.pdf. – Заголовок з контейнера, доступ вільний, 01.03.2012.
9. Двойной И. Р. Использование полярной цветовой модели для выделения лица на изображении / И. Р. Двойной, И. И. Сальников // «Студенческий научный форум» : IV Междунар. студ. электр. научн. конф., 15 февр. – 31 марта 2012 г. : тезисы докл. – М. : Российская академия естествознания. – С. 1-3. – ISBN відсутній.
10. Сойфер, В. А. Методы компьютерной обработки изображений : монографія. – М. : Физматлит, 2003. – 784 с. – ISBN 5-9221-0270-2.
11. Шалагинов, М. Ю. Задачи с оператором Лапласа на топологических поверхностях [Текст] / М. Ю. Шалагинов, М. Г. Иванов, М. В. Долгополов // Вестник СГТУ : Серия : Физико-математические науки. – Самара : СГТУ. – 2011. – №2(23). – С. 243-250. – ISBN відсутній.
12. Попов, Г. А. Об одном методе низкочастотной фильтрации гидролокационных изображений [Текст] / Г. А. Попов, Д. А. Хрящев // Вестник АГТУ. Серия : Морская техника и технология. – 2010. – №1. – С. 63-68. – ISSN 2072-9502.