

УДК 681.518.5

ФІЛЬТРУЮЧІ ТА КОНТРАСТОЗБІЛЬШУЮЧІ МЕТОДИ ПІДГОТОВКИ РЕАЛЬНОГО ЗОБРАЖЕННЯ ГНУЧКИХ СТРУКТУР ДЛЯ КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ

К.т.н. В.В. Невлюдова, Д.В. Гуріна, Харківський національний університет радіоелектроніки

В статті розглянуті існуючі контрастозбільшувачі методи підготовки реального зображення гнучких структур для подальшого контролю якості. Наведено переваги та недоліки існуючих методів. Запропоновано шляхи удосконалення фільтруючих методів. Продемонстровано результат роботи удосконалених фільтруючих методів.

В статье рассмотрены существующие методы подготовки реального изображения гибких структур для дальнейшего контроля качества. Приведены достоинства и недостатки существующих методов. Предложены пути усовершенствования фильтрующих методов. Продемонстрировано результат работы усовершенствованных фильтрующих методов.

The article considers the existing methods for preparing a real image of flexible structures for further quality control. Advantages and disadvantages of existing methods are given. Ways of improvement of filtering methods are offered. The result of the work of improved filtering methods is demonstrated.

Ключові слова: гнучкі структури, фільтруючі методи, контроль якості, контрастозбільшувачі методи.

Вступ

На даний час існує задача автоматизації визначення якості гнучких структур (ГС) [1]. Для створення методу контролю якості, який дозволить автоматизувати цей процес було обрано тепловий неруйнучий контроль. Основним етапом під час контролю якості ГС є підготовка реального зображення ГС для подальшого виділення контурів елементів для пошуку зони інтересу в кадрі [2,3].

Лінійна фільтрація

Лінійні фільтри являють собою сімейство фільтрів, що мають дуже простий математичний опис. Разом з тим вони дозволяють добитися найрізноманітніших ефектів. Будемо вважати, що задано вихідне напівтонове зображення A , і позначимо інтенсивності його пікселів $A(x, y)$. Лінійний фільтр визначається матеріально значимою функцією F , заданою на растрі. Ця функція називається ядром фільтра, а сама фільтрація проводиться за допомогою операції дискретної згортки (зваженого підсумовування).

$$B(x, y) = \sum_i \sum_j F(i, j) \cdot A(x + i, y + j)$$

Результатом служить зображення B .

Зазвичай ядро фільтра відмінно від нуля тільки в деякій околиці N точки $(0, 0)$. За межами цієї околиці $F(i, j)$ або в точності дорівнює нулю, або дуже близько до нього, так що можна їм знехтувати.

Ядро фільтра, задане на прямокутній околиці N , може розглядатися як матриця $m \times n$, де довжини сторін є непарними числами. При завданні ядра матрицею M_{kl} , її слід центрувати:

$$F(i, j) = M_i \frac{m-1}{2} j + \frac{n-1}{2}$$

Коли піксель (x, y) знаходиться в околиці границь зображення у цьому випадку у визначенні, $A(x+i, y+j)$ може відповідати пікселю A , який лежить за межами зображення A . Дану проблему можна вирішити кількома способами:

а) не проводити фільтрацію для таких пікселів, обрізавши зображення B по краях або закресивши їх, наприклад, чорним кольором;

б) не включати відповідний піксель в підсумовування, розподіливши його вагу $F(i, j)$ рівномірно серед інших пікселів околиці $N(x, y)$;

в) визначити значення пікселів за межами зображення за допомогою екстраполяції;

г) визначити значення пікселів за межами зображення, за допомогою дзеркального відображення ($A(-2, 5) = A(2, 5)$).

Вибір конкретного способу потрібно робити з урахуванням конкретного фільтра і особливостей конкретного застосування.

Всі лінійні алгоритми фільтрації призводять до згладжування різких перепадів яскравості зображень, що пройшли обробку. Справа в тому, що лінійні процедури є оптимальними при гауссовському розподілі сигналів, перешкод і спостережуваних даних.

Реальні зображення, строго кажучи, не підпорядковуються даному розподілу ймовірностей. Причому, одна з основних причин цього полягає в наявності у зображень різноманітних кордонів, перепадів яскравості, переходів від однієї текстури до іншої і т.д. Піддаючись локальному гауссовському опису в межах обмежених ділянок, багато реальних зображень в цьому зв'язку погано представляються як глобально гауссові об'єкти. Саме це і служить причиною поганої передачі границь при лінійній фільтрації.

Друга особливість лінійної фільтрації - її оптимальність. Зазвичай цій умові відповідають шумові перешкоди на зображеннях, тому при їх придушенні лінійні алгоритми мають високі показники. Однак, часто

доводиться мати справу з зображеннями, спотвореними перешкодами інших типів. Однією з них є імпульсна перешкода. При її впливі на зображенні спостерігаються білі або (і) чорні крапки, хаотично розкидані по кадру [4,5].

Застосування лінійної фільтрації в цьому випадку неефективно - кожен з вхідних імпульсів (по суті - дельта-функція) дає відгук у вигляді імпульсної характеристики фільтра, а їх сукупність сприяє поширенню перешкоди на всю площу кадру.

Байєсова фільтрація зображень

Вважаємо, що на вході фільтра діє сигнал:

$$y_{i_1, i_2} = f(x_{i_1, i_2}, n_{i_1, i_2}),$$

$$i_1 = \overline{0, I_1 - 1},$$

$$i_2 = \overline{0, I_2 - 1}.$$

де x_{i_1, i_2} та n_{i_1, i_2} - корисний сигнал та перешкода, а $f()$ - функція, що описує їх взаємодію.

При використанні методу Байєса вважається, що сигнал і перешкода - випадкові процеси (випадкові двовимірні поля) з відомими законами розподілу ймовірностей. Нехай \vec{i} - вектор, елементи якого - i_1, i_2 всі відрахунки, що утворюють кадр зображення, а $w_x(X)$ - їх спільний розподіл. Прийемо для простоти, що перешкода і сигнал незалежні, а розподіл вектора перешкоди N дорівнює $w_n(N)$.

Скориставшись формулою Байєса, запишемо розподіл ймовірностей (АРВ) $w_{x|y}(X | Y)$:

$$w_{x|y}(X | Y) = \frac{w_x(X)w_y(Y | X)}{w_y(Y)}, \quad (1)$$

куди входить розподіл $w_y(Y)$ спостережуваних даних і умовний розподіл $w_y|y(Y | X)$ - функція правдоподібності. Сенс виразу (1) полягає в тому, що він дає можливість обчислити в пристрої обробки розподіл ймовірностей корисного сигналу, спираючись на вірогідну модель як самого корисного сигналу, так і спостережуваних даних. АРВ є акумулятором всіх доступних відомостей про корисні сигнали, які містяться в Y , а (1) вказує спосіб вилучення цих відомостей.

Оскільки користувача інформацією зазвичай цікавить точкове значення сигналу X , то для його утворення вдаються до обчислення або математичного очікування АРВ, або його координат. У математичній статистиці доведено, що ці способи отримання результатів фільтрації відповідають різним змістовним вимогам, що пред'являються до кінцевих результатів.

Медіанна фільтрація

При застосуванні медіанного фільтра (МФ) відбувається послідовна обробка кожної точки кадру, в

результаті чого утворюється послідовність оцінок. В ідейному відношенні обробка в різних точках незалежна, але в цілях її прискорення доцільно алгоритмічно на кожному кроці використовувати раніше виконані обчислення.

При медіанній фільтрації використовується двовимірне вікно (апертура фільтра), що зазвичай має центральну симетрію, при цьому його центр розташовується в поточній точці фільтрації. На рисунку 1 показані два приклади найбільш часто вживаних варіантів вікон у вигляді хреста і у вигляді квадрата. Розміри апертури належать до числа параметрів, що оптимізуються в процесі аналізу ефективності алгоритму [5].

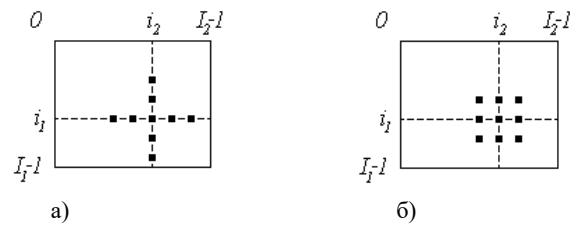
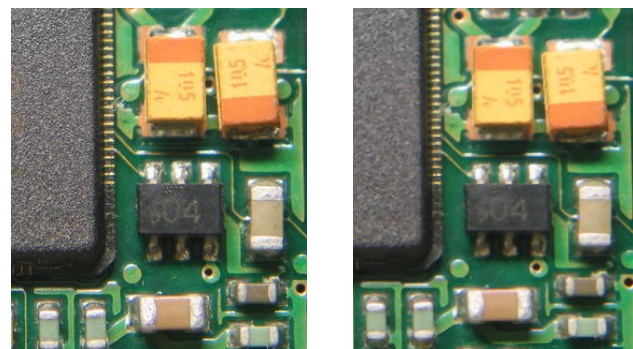


Рис. 1. Приклади вікон, що використовують при медіанній фільтрації

Двовимірний характер вікна дозволяє виконувати, по суті, двовимірну фільтрацію, оскільки для утворення оцінки залучаються дані як з поточних рядка і стовпчика, так і з сусідніх.

В експериментах застосовувався МФ, що має квадратну апертуру зі стороною рівною 3 [6].

Представлений результат обробки елемента змонтованого на друкованій платі медіанним методом (рис. 2).



а) реальне зображення

б) оброблене зображення

Рис. 2. Результат обробки реального зображення удосконаленим медіанним фільтром

Контрастозбільшувачий фільтр

Якщо згладжувальні фільтри знижують локальну контрастність зображення, розмиваючи його, то контрастозбільшувачі фільтри виробляють зворотний ефект. Ядро контрастозбільшувачого фільтра має значення, більше 1, у точці (0, 0), при загальній сумі всіх значень рівній 1.

Наприклад, контрастозбільшувачим фільтром є фільтр з ядром, що задається матрицею:

$$M_1^{contr} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix},$$

чи матрицею:

$$M_2^{contr} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}.$$

Ефект підвищення контрасту досягається за рахунок того, що фільтр підкреслює різницю між інтенсивностями сусідніх пікселів, видаляючи ці інтенсивності одну від одної.

Удосконалений метод нормалізації зображень

Суть нормалізації полягає в автоматичному обчисленні невідомих параметрів перетворень.

Процедура перетворень проводиться за допомогою операторів нормалізації (нормалізаторів), а обчислення параметрів виконується функціоналами, діючими на безліч зображень.

Існує метод паралельної нормалізації, а саме метод перетинів. Даний метод не завжди приводить до однозначного визначення параметрів перетворень.

Наступним методом був розглянутий метод поліноміальних конкомітантов. Даний метод є універсальним, але він має високу обчислювальну трудомісткість.

Найбільший інтерес викликали послідовні методи, засновані на поетапному обчисленні параметрів складних перетворень і застосуванні часткових нормалізаторів на кожному етапі.

Послідовні методи передбачають можливість розбиття складних груп на більш прості підгрупи.

Наприклад, афінну групу перетворень G_a можна представити у вигляді суперпозиції центроафінної G_p і групи паралельних зсувів:

$$G_a = G_p G_c.$$

Це розкладання дозволяє ставити питання про послідовну нормалізацію за допомогою суперпозиції частних:

$$F_a = F_p F_c.$$

де F_c — нормалізатор центрування (зсувів);

F_p — нормалізатор центроафінної групи, яка однозначно визначається матрицею $A = (a_{ij})$, $i, j = 1, 2 \dots$

Для застосування часткових нормалізаторів, необхідно розкласти матрицю A на складові. При цьому не всі розкладання рівноцінні з точки зору практичної реалізації.

Так загальновідомо уявлення квадратної матриці у вигляді комбінації самоспряженої та ортогональної. Це розкладання, в принципі, можна використовувати для побудови суперпозиції відповідних часткових нормалізаторів афінної групи. Однак, практичне застосування зазначеного розкладання викликає великі труднощі.

Так для нормалізації ортогональної проєктивної підгрупи, яка характеризується трьома параметрами, отримані функціонали загального вигляду:

$$\Phi_1 = \iint_D \frac{x B(x, y)}{(x^2 + y^2 + 1)} dx dy,$$

$$\Phi_2 = \iint_D \frac{y B(x, y)}{(x^2 + y^2 + 1)} dx dy,$$

$$\Phi_3 = \iint_D \frac{x B(x, y)}{(x^2 + y^2 + 1)} dx dy,$$

Використовуючи дані функції можна провести нормалізацію видимого зображення.

Після вибору реперних точок на видимому зображенні чотирьох друкованих плат вони обираються на термограмі, отриманій тепловізором, найчастіше реперними точками є елементи плат, які розташовані по діагональних кутах друкованих плат.

На даному етапі розробки методу вибір реперних точок здійснюється користувачем вручну.

Вибравши ці точки можна провести нормалізацію термограмми за аналогією з видимим зображенням.

Метод фільтрації зображень SUSAN

Використання методу SUSAN необхідно для очищення реального зображення від різних видів шумів. Цей метод включає в себе два етапи. Спочатку визначається «шумовий» піксель (як правило, у виявленні шуму і полягає основна складність). Потім значення шумового пікселя замінюється на нове, як правило розраховане з навколишніх пікселів значення.

Зазвичай при використанні методу SUSAN розглядається група пікселів 5x5 елементів, центральний піксель цієї матриці є тим, що підлягає тестуванню.

Розробляючи автоматизований метод контролю якості група оброблюваних пікселів була зменшена до 3x3 так як при роботі з маленькими елементами друкованих плат необхідно максимально точно фільтрувати шуми.

Використання матриці пікселів 3x3 кілька уповільнює роботу програми, але показує більш точні результати, необхідні для наступного етапу виділення контурів елементів.

У ході перевірки розраховується відхилення яскравості пікселя від середнього значення яскравості. Якщо фільтр «вирішує», що такого пікселя бути не повинно, його «гучне» значення замінюється новим, розрахованим на основі оточуючих пікселів.

Критерій визначення шуму в даному методі полягає в розгляді n пікселів, що потрапили в матрицю пікселів.

Знаходимо суму відхилень яскравості пікселів від середнього значення.

$$S = \sum_{i=0}^{n-1} \Delta_i,$$

де $\Delta_i = |\bar{b} - b_i|$;

b_i – значення пікселя i ;

$$\bar{b} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} b_i}{n} - \text{середнє значення яскравості.}$$

Визначається відносний вклад відхилення Δ_k пікселя, що підлягає тестуванню в значення S :

$$P_k = \frac{\Delta_k}{S},$$

де k – номер пікселя, що підлягає тестуванню.

Вірогідно, що $\sum_{i=0}^{n-1} p_i = 1$.

Якщо в розглянутому фрагменті зображення спостерігається більш-менш рівномірний розподіл яскравостей пікселів, то i значення p_i буде не сильно відмінним від $1/n$.

Яскравість шумового пікселя значно відрізняється від середньої яскравості оточуючих його пікселів.

Величина Δ_k такого пікселя більша ніж у інших пікселів, а це значить, що P_k буде перевищувати $1/n$. Це і є критерієм шумового пікселя.

Якщо $P_k > \frac{1}{n}$, значить піксель k є шумовим.

Після виявлення шумового пікселя необхідно вирішити, що з ним робити. Тут можливі такі варіанти:

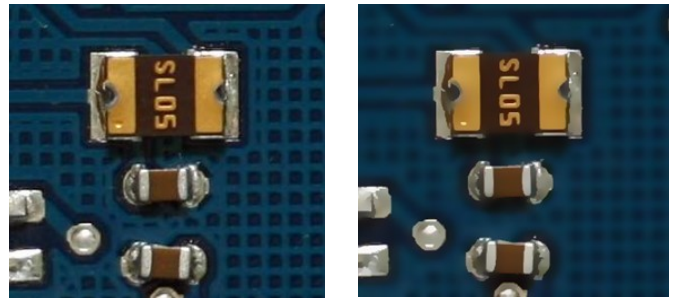
- замінити шумовий піксель середнім значенням \bar{b} ;
- замінити шумовий піксель середнім значенням, порахувавши з урахуванням значень всіх пікселів за винятком шумового.

У вдосконаленому методі автоматизованого контролю використаний інший варіант вирішення завдання виявлення шумового пікселя так як він дозволяє найбільш точно знайти шумові пікселі.

Необхідно замінити шумовий піксель середнім значенням, порахувавши з урахуванням значень всіх пікселів, що не задовольняють критерію відбору шуму. Дане рішення передбачає, що у розглянутий фрагмент може потрапити більше одного пікселя, що

задовольняють критерію «шум», і при розрахунку нового значення їх не слід враховувати.

Представлений результат обробки елемента змонтованого на друковану плату вдосконаленим методом SUSAN (рис.3).



а) вихідне зображення

б) оброблене зображення

Рис. 3. Результат обробки видимого зображення вдосконаленим методом SUSAN

Висновки

У ході дослідження існуючих фільтруючих та контрастозбільшуючих фільтрів обрано найбільш ефективні у використанні для вирішення подальшої задачі автоматизованого контролю якості гнучких структур [7]. Описано переваги та недоліки обраних методів. Для медіанного методу та методу фільтрації SUSAN наведено удосконалення цих фільтрів, що дозволить покращити контури елементів на ГС при подальшому проведенні процесу тестування.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ:

1. Комп'ютерні технології автоматизованого виробництва [Текст] : навч. посіб. / І. Ш. Невлюдов, М. А. Бережна. – Х. : СМІТ, 2007. – 368 с.
2. Гурина Д.В., Гарячевская И.В. Разработка программного модуля бесконтактного теплового контроля качества радиоэлектронных модулей на печатной плате. // Автоматизированные системы управления и приборы автоматизации. Сб. науч. тр. / . – 2015. – № 172. – С.32-37.
3. Nevludov, I., Gurina D., Garyachevskaya I. Method of thermal quality control flexible structure. // International conference on information and telecommunication technologies and radio electronics (Ukrmico'2017). – 2017. – P.324-328.
4. Пуятин, Є. П. Методи та алгоритми комп'ютерного зору [Текст]: навч. посібник / Є. П. Пуятин, В. О. Гороховатський, О. О. Матат. – Х. : ТОВ «Компанія СМІТ», 2006. – 236 с.
5. Hartley, R. Multiple view geometry in computer vision, Second Edition [Text] / R. Hartley, A. Zisserman. – Cambridge : Cambridge university press, 2003. – 655 p.
6. Вавилов, В.П. Неразрушающий контроль [Текст]: справочник/ Вавилов В.П. - М. : Машиностроение, 2004. – 679 с.
7. Методы неразрушающего контроля. Ч. 1. Неразрушающие методы контроля материалов и изделий: учеб. пособие/ В. И. Фанасов, Н. И. Кашибский, А. А. Кузнецов [и др.]. – Красноярск : ИПК СФУ, 2009. – 104 с