

**ОБЧИСЛЕННЯ ПАРАМЕТРІВ ПРЯМОЇ ЛІНІЇ
В УМОВАХ ЗАШУМЛЕНОГО ЗОБРАЖЕННЯ**

Approach to search a straight line on the images at the conditions of high level noise is proposed. This method uses integral estimation and gives the ability to generate hypotheses of subpixel level and as the comparison to RANSAC and Hough transform methods lets to achieve higher calculation performance at the same precision or higher precision at the same level of performance.

Keywords: *patterns recognition, Hough transforms, RANSAC, straight line recognition, noisy images.*

Запропоновано підхід до пошуку прямої лінії на зображеннях в умовах впливу високого рівня шумів. Розроблений метод використовує інтегральну оцінку і дає можливість генерувати гіпотези субпіксельного рівня, а також порівняно з методами групи RANSAC та перетворення Гафа більшу швидкість за однакової точності або вищу точність результатів за однакових затрат часу на їх отримання.

Ключові слова: *розпізнавання образів, перетворення Гафа, RANSAC, розпізнавання прямих ліній, зашумлені зображення.*

Обчислення параметрів прямої лінії широко використовують у задачах розпізнавання об'єктів на зображенні, яке зазвичай відбувається в умовах його зашумленості. Тому застосовують методи, які є стійкими до впливу шуму на результат обчислення. Просте розпізнавання наявності чи відсутності на зображенні того чи іншого геометричного примітива не вимагає високої точності обчислення його параметрів. Проте в задачах вимірювання, де результат обчислення параметрів повинен відповідати вимогам до точності подання результатів, необхідно застосовувати більш досконалі або нові підходи, порівняно з існуючими, в області розпізнавання зображень. На підставі аналізу існуючих методів обчислення параметрів лінії, їх переваг та недоліків розроблено новий підхід, який має низку переваг, зокрема, менші затрати часу на обчислення параметрів прямої лінії при співмірній точності або вищу точність отриманого результату за однакових затратах часу.

Аналіз досліджень і публікацій. Загальноприйнятими методами обчислення параметрів лінійних та нелінійних функцій на основі дискретних даних є методи найменшого середньоквадратичного та найкращого рівномірного (чебишовського) наближень. Стосовно пошуку та обчислення параметрів лінійних відрізків на зашумлених зображеннях методи середньоквадратичного та найкращого наближень використовують за наявності додаткових умов, але віддають перевагу спеціалізованим методам, таким як перетворення Гафа (Hough transform) та методи сімейства RANSAC [2].

Головною умовою допустимості застосування середньоквадратичного наближення є наявність даних, які із статистичного погляду мають нормальний закон розподілу (Гаусса). Відрізки та нелінійні контури на зображеннях часто мають включення (завади), які спотворюють розподіл Гаусса, тому середньоквадратичне наближення або не застосовується, або використовується циклічно разом з "відкиданням" тих точок, які призводять до спотворення нормального розподілу даних. Застосування зваженого середньоквадратичного наближення не вирішує проблему, тому що статистичний розподіл точок зображення не є відомим априорі.

Для вирішення проблеми занадто віддалених точок, “викидів”, аутлаєрів (outlier), намагаються застосовувати стійке середньоквадратичне наближення (методи абсолютних різниць та біквдратного зважування). За даними компанії National Instrument [11] співвідношення затрат часу на обробку даних середньоквадратичного методу, методу абсолютних різниць та методу біквдратного зважування становить 3,5/30/60. Останній метод, який надає найвищу точність, вимагає найбільших затрат часу.

Перетворення Гафа для ρ - θ параметризації описано вперше в 1962 р. [6] і набуло поширення після виходу роботи [4]. Є ряд модифікацій початкового методу Гафа, прикладами яких можуть бути імовірнісне та випадкове перетворення [1].

Методи групи Гафа вимагають значних затрат обчислювальних ресурсів, їм не притаманна висока точність обчислень параметрів геометричних примітивів при високій швидкодії.

Метод RANSAC [5] є простим, але ефективним і полягає в тому, що із масиву вхідних точок послідовним чином вибирають мінімальну кількість точок, яка необхідна для обчислення параметрів функції наближення. У наступному кроці точність наближення перевіряють, звіряючи його з усіма заданими вхідними точками. Різні функції оцінки можуть бути використані, але стандартною оцінкою вважають кількість інлаєрів (inlier), тобто внутрішніх для функції наближення точок, які розташовані найближче до неї відповідно до заданої граничної віддалі. Ефективність методу полягає в тому, що для знаходження задовільного розв’язку достатньо знайти набір точок, який не містить зовнішніх точок шуму, або аутлаєрів. Було запропоновано ряд методів для оптимізації різних аспектів базового алгоритму RANSAC [2, 7, 8].

В роботі [7] запропоновано тест $T_{d,d}$, який призначений для раннього виявлення неправильних гіпотез про параметри наближення. Ідея дострокового завершення обчислення неправильної гіпотези була додатково вдосконалена в роботі [2]. У роботі [8] на основі теорії послідовного прийняття рішень Уальда описано оптимальну випадкову модель стратегії перевірки WaldSAC. Кожен крок оцінки розглядається як проблема оптимізації, яка спрямована для оцінки моделі як правильної (H_g) або неправильної (H_b), одночасно мінімізуючи тривалість перевірки моделі.

Одним із припущень, які лежать в основі стандартного критерію завершення алгоритму RANSAC, є те, що модель, обчислена із незашумленої вибірки, узгоджується з усіма інлаєрами. На практиці це не завжди виконується, особливо тоді, коли точки зазнали впливу перешкод. В роботі [3] запропоновано в цьому випадку використовувати метод локально оптимізованого LO-RANSAC. Як результат спостереження, що навколо правильної моделі наближення групується значна частина інлаєрів, запропоновано стратегію внутрішнього RANSAC, в якій генерується задана кількість гіпотез (~20) тільки з використанням набору інлаєрів для біжучої найкращої моделі.

Пріоритетний (preemptive) RANSAC [9]. Хоча попередні варіанти RANSAC демонструють значне збільшення швидкодії основного алгоритму, їх не можна ще використовувати у випадках, коли необхідно проводити обчислення в реальному масштабі часу. Це є наслідком того, що в намаганні досягнути заданої достовірності результату всі ці методи обчислюють значну кількість вибірок, особливо у випадку малої частки інлаєрів.

В роботі [10] запропоновано методику ARRSAC (адаптивний RANSAC реального часу), яка покращує швидкодію пріоритетного RANSAC завдяки частковому застосуванню “глибокого” підходу для генерування гіпотез і дає змогу адаптивно визначати частку інлаєрів та відповідно необхідну кількість гіпотез для наступного застосування “широкого” підходу. Це підвищує обчислювальну ефективність для випадків з великою часткою інлаєрів у вхідних даних.

Постановка завдання. Розглянути вище методи побудовані на принципі прямого перебору всіх можливих комбінацій точок зображення, що призводить до значних затрат часу для отримання результату обчислення параметрів лінії. Різноманітні удосконалення оригінального методу RANSAC дають можливість підвищити швидкість, але внаслідок зниження ймовірності отримання найкращого результату. Крім того, для пошуку результату застосовують щонайменше на першому етапі винятково інтерполяційний підхід для побудови гіпотез, що призводить до принципової неможливості знайти правильну гіпотезу для випадку, коли шукана лінія не проходить через вузлові точки (піксели) матриці зображення.

Тому метою роботи є побудова методу, який би забезпечував отримання параметрів прямої на зашумленому зображенні з високою точністю при незначних затратах часу та оперативної пам'яті завдяки відмові від пошуку результату тільки в дискретному просторі, заданому матрицею елементів цифрового зображення.

Опис та обґрунтування завадостійкого методу обчислення параметрів прямої лінії. Пропонуємо метод обчислення, алгоритм та суть якого полягає в: а) застосуванні методики порівняння з шаблонами; б) застосуванні гістограм; в) визначенні змінних для цільової функції; г) пошуку найкращої цільової функції та її глобальних екстремумів; д) розбитті алгоритму обчислення на етапи, кількість яких рівна кількості незалежних змінних в рівнянні прямої лінії або іншого геометричного примітива.

Розглянемо ці етапи більш детально.

а) порівнюємо задане зображення з метою пошуку прямої лінії з шаблоном, який також є прямою лінією.

Загальне рівняння прямої задається у такому вигляді:

$$Ax + By + C = 0;$$

Застосовуватимемо часткові випадки загального рівняння прямої, тому що коефіцієнт $a = \infty$, якщо шукана лінія паралельна осі ординат:

$$y = ax + b; \text{ якщо } |H/q| \leq 1;$$

$$x = ay + b; \text{ якщо } |q/H| < 1;$$

де H – висота зображення в пікселях; q – ширина зображення у пікселях.

б) перетворюємо задане зашумлене зображення, яке містить розмите зображення прямої, в процесі порівняння з шаблоном в гістограму. Основна ідея методу полягає в тому, що якщо шаблон та розмите зображення шуканої лінії є паралельними, то характеристики гістограм різниці між заданим зображенням та шаблоном набувають певних екстремальних значень.

в) використовуємо такі характеристики гістограм, як максимальне значення її амплітуди A_{\max} та максимальне значення стандартного відхилення випадкових величин $Bin_{\max std}$, отриманих в інтервалі групування (ІГ) гістограми.

г) добуток двох значень $A_{\max} * Bin_{\max std}$ приймаємо за досліджувану цільову функцію та шукаємо її глобальний екстремум M_{\max} :

$$\begin{aligned} M_{\max} &= A_{\max} * Bin_{\max std} = \\ &= \max \{ \max [Hist(I - L_i)] * \max [std(Hist(I - L_i))] \}, i = 1 \dots N, \end{aligned}$$

де $Hist$ – гістограма різниці зображення біжучого значення шаблону лінії; I – досліджуване задане зображення; L_i – шаблон прямої лінії, який може мати N заданих значень; std – функція обчислення стандартного відхилення випадкової величини, в даному випадку значень випадкових величин в ІГ гістограм.

д) алгоритм обчислення параметрів прямої лінії будуємо таким чином, що спочатку обчислюємо параметр a , який відповідає куту нахилу прямої, при фік-

сованому значенні параметра $b = 0$, а на другому етапі обчислюємо параметр b , який відповідає за зміщення прямої, при знайденому значенні параметра a . Параметр a набуває N значень, кількість яких залежить від бажаної точності обчислення. Визначення a може також проводитись в два етапи – етап грубого обчислення для знаходження приблизного значення діапазону, в якому знаходиться параметр, та етап точного визначення, в якому обчислення проводиться в межах попередньо знайденого діапазону. Це дозволяє підвищити швидкість визначення параметрів лінії. Параметр зміщення b також визначається у два етапи. Спочатку будують гістограму з шириною Γ , який перевищує максимальну ширину лінії, а після цього будується n аналогічних гістограм, у яких межі кожного Γ одночасно зміщуються на величину w/n , де w – ширина Γ гістограми, $2 \leq n \leq 10$. n гістограм порівнюється та вибирається та із них, яка має найбільше значення цільової функції M . Для вибраної гістограми центральну точку діапазону Γ з максимальним значенням вважають зміщенням прямої лінії b .

Змінні для цільової функції M та їх поєднання визначені експериментальним шляхом.

Структурна схема алгоритму обчислення параметрів прямої лінії відповідно до розробленого методу описується так:

1: **for** початкове значення кута A_0 : крок кута δA : максимальне значення кута A_{\max} .

2: Обчислюємо рівняння шаблона при заданому куті $Y = A_s X$; $X = [1 \dots q]$,

$$A_s = A_0 + n \delta A.$$

3: Перекодуємо вхідне зображення I в масив $IL(k)$ чисел, кожне з яких є функцією Ψ точки зображення $f(i, j)$ та значення шаблона $Y_i = A_s * i$ і означає її віддаль до шаблона $j - Y_i$ при біжучому значенні незалежної змінної i .

$$I \rightarrow IL(k) = \Psi(f(i, j) - Y_i); IL(k) = j - Y_i | f(i, j) = true; i = 1 \dots q; j = 1 \dots H; k = 1 \dots N;$$

Умова $f(i, j) = true$ означає, що точка зображення є видимою для оператора і може бути 0 або 1 залежно від того, є зображення прямим або інверсним.

4: Будуємо гістограму $Hist(IL)$ масиву $IL(k)$.

5: Обчислюємо цільову функцію M для біжучого значення кута шаблона та переходимо до п. 1 та наступного значення кута.

6: **end for**.

7: Знаходимо глобальний максимум цільової функції M_{\max} та відповідне значення кута шаблона $A_{s \max}$ серед усіх отриманих в циклі значень.

8: Шукаємо наступний параметр лінії b . Для цього будуємо гістограму $Hist(IL)$ при $A = A_{s \max}$ і ширині w Γ гістограми, який рівний або перевищує апіорно задану ширину шуканої лінії. Зміщуємо границі Γ гістограми n разів на віддаль w/n та знаходимо гістограму з максимальним значенням Γ серед усіх n отриманих гістограм H_n . Середнє значення між верхньою та нижньою границями максимального Γ максимальної гістограми приймаємо за другий параметр b шуканої прямої лінії $y = ax + b$.

Результати експериментальних обчислень. Програма для реалізації запропонованого методу була побудована за допомогою програмного середовища Maple. Дослідження проводили на синтетичних зображеннях, на яких задавали різні параметри прямої лінії на фоні завад від помірної до екстремальної рівня, характерних для зображень із різними рівнями зашумленості.

На приведених нижче рисунках продемонстровані результати експериментів, в яких задавалася пряма лінія, вона зашумлювалася (розмивалася) за допомогою рівномірного шуму і розташовувалася на зображеннях з різним рівнем шумів виду “сілі та перець”.

На рис. 1 та 2 показано результати пошуку на синтетичному зображенні, заповненому випадково згенерованим шумом виду “сіль та перець” з параметрами $sp = 0,1$ та $sp = 0,2$ в операторі середовища Matlab `imnoise`, прямої лінії $y_1 = 0,403x + 72$, на яку накладено рівномірний шум з амплітудою $y_2 = \pm 5$. Результати обчислень $y_3 = 0,39x + 73$ та $y_4 = 0,44x + 71$ закономірно відрізняються, і по точності також, внаслідок того, що фоновий шум є причиною додаткового спотворення загальної кількості та розташування точок-інлаєрів заданої прямої лінії. Слід відмітити, що при зміні картини розподілу фонового шуму “сіль і перець” та/або шуму, яким “розмивається” пряма лінія, результати обчислення її параметрів змінюються в кращу або гіршу сторону.

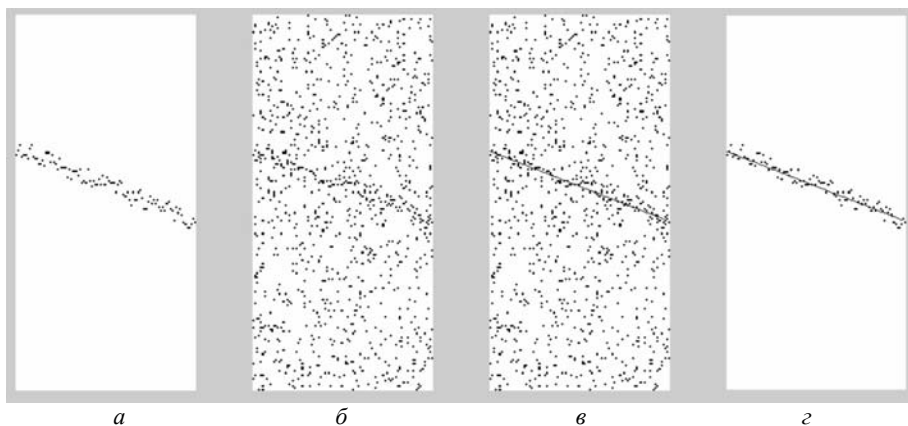


Рис. 1. Зліва направо показано: *a* – пряму лінію $y_1 = 0,403x + 72$ з накладеним рівномірним шумом амплітудою $y_2 = \pm 5$; *б* – на попереднє зображення накладений шум виду “сіль та перець” з параметром $0,1$; *в* – результат роботи програми у вигляді обчисленої прямої лінії $y_3 = 0,39x + 73$, показаний на тлі зображення *б*; *г* – обчислена пряма лінія $y_3 = 0,39x + 73$ на тлі зображення *a*.

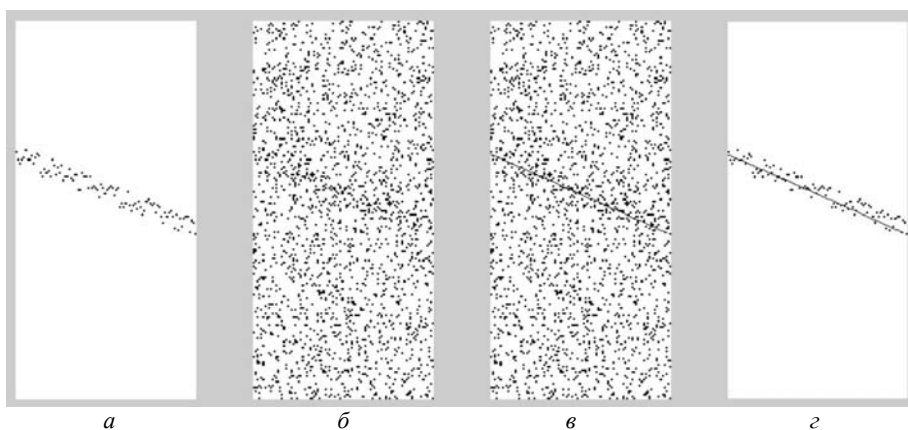


Рис. 2. Зліва направо показано: *a* – пряму лінію $y_1 = 0,403x + 72$ з накладеним рівномірним шумом амплітудою $y_2 = \pm 5$; *б* – на попереднє зображення накладений шум виду “сіль та перець” з параметром $0,2$; *в* – результат роботи програми у вигляді обчисленої прямої лінії $y_4 = 0,44x + 71$, показаний на тлі зображення *б*; *г* – обчислена пряма лінія $y_4 = 0,44x + 71$ на тлі зображення *a*.

Порівняння запропонованого завадостійкого методу та відомих методів знаходження параметрів прямої лінії. Розроблений метод та класичне перетворення Гафа можна віднести до групи скануючих методів. Але якщо в перетворенні Гафа спочатку проводиться повне сканування, суміщене з переходом із прос-

тору заданого зображення в амплітудно-фазовий простір з метою побудови двовимірної гістограми, і тільки після отримання повного набору даних для гістограми проводиться її аналіз та пошук ПГ з максимальним значенням, то в запропонованому методі інший алгоритм послідовності операцій. Сканування простору зображення, побудова гістограми та її аналіз відбуваються одночасно, починаючись та завершуючись для кожного з двовимірних значень шаблону та запам'ятовуючи одне біжуче максимальне значення ПГ (при пошуку однієї лінії на зображенні). Такий підхід дає можливість, по-перше, відмовитись від процедури переходу з одного простору в інший, тобто перерахунку параметрів, що зменшує кількість обчислювальних операцій і відповідно підвищує швидкодію. По-друге, на відміну від перетворення Гафа, яке вимагає значних затрат оперативної пам'яті для зберігання всіх значень гістограми для її аналізу, в запропонованому методі такі вимоги майже відсутні. Стосовно точності отриманих результатів, то обидва методи не відрізняються по своїх можливостях. При зменшенні кроку сканування до як завгодно малого точність обчислення результату буде обмежуватись тільки впливом дискретизації та інших завад на зображення. Але і в цьому випадку запропонований метод буде мати перевагу, тому що (на відміну від перетворення Гафа) затрати оперативної пам'яті не будуть зростати.

Відомі модифікації перетворення Гафа створювали з метою підвищення його швидкодії та зниження вимог до оперативної пам'яті, але завдяки зменшенню точності обчислень результатів. Висока точність отримання результатів є основною задачею наших дослідження, тому зазначені модифікації ми не розглядали.

Методи групи RANSAC також можна віднести до скануючих методів, які працюють у дискретному просторі, тому що на відміну від попередніх двох методів, в яких параметри шаблону сканування можуть набувати будь-яке значення, згадані методи використовують набір шаблонів-прямих ліній (або гіпотез, термін, який використовується при розгляді методів групи RANSAC), які отримують свої параметри в дискретному просторі внаслідок того, що шаблон-пряма лінія може бути отриманий тільки внаслідок його побудови на основі двох дискретних точок заданого зображення. Основним недоліком методів групи RANSAC є базовий принцип, згідно з яким шукана пряма лінія може проходити тільки через дві точки зображення. Для задач розпізнавання зображень з невисокою точністю, з обмеженою кількістю точок зображення та відсутності шумів ця методологія себе оправдовує. Проте шукана пряма може не проходити через існуючі точки зображення, координати її однієї або обох точок можуть знаходитись в субпіксельному просторі і це може бути причиною знаходження результату з низькою точністю. Крім того, перебір всіх гіпотез для знаходження найкращої з них є трудомістким завданням, тому що кількість всіх можливих комбінацій двох точок зображення дорівнює $N!$, де N – кількість точок зображення, і при деталізованих та зашумлених зображеннях є значною цифрою. Підвищення швидкодії методу намагаються досягнути знову ж таки завдяки зниженню точності отримання результатів. Наприклад, ведеться пошук шаблону, який з 95% ймовірністю проходив би через точки, які є інлаєрами, тобто достатньо близькими до шуканої лінії. Такий підхід значно зменшує кількість шаблонів, які потрібно проаналізувати, проте надає приблизний результат і не дає гарантії, що він є найкращим навіть серед усіх наближених результатів. Разом з тим встановлення кількості інлаєрів для кожного із шаблонів у межах заданого проміжку вимагає для кожного із шаблонів сортування всіх точок зображення, що додатково збільшує затрати часу для обчислення кінцевого результату.

ВИСНОВКИ

Доведено, що запропонований завадостійкий метод є кращим за методи групи RANSAC з точки зору вищої точності результатів обчислення, а також

кращим за методи групи перетворення Гафа внаслідок низьких затрат оперативної пам'яті та більш високої швидкодії обчислення результатів.

1. *Дегтярева А., Вежневцев В.* Преобразование Хафа (Hough transform) // Компьютерная графика и мультимедиа. – 2003. – Вып. № 1(2).
2. *Capel D.* An effective bail-out test for RANSAC consensus scoring // Proc. BMVC. – 2005. – P. 629–638.
3. *Chum O., Matas J., Kittler J.* Locally optimized RANSAC / Eds.: B. Michaelis, G. Krell // DAGM 2003. LNCS. – Heidelberg: Springer, 2003. – **2781**. – P. 236–243.
4. *Duda R. O. and Hart P. E.* Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures // Comm. ACM. – 1972. – **15**. – P. 11–15.
5. *Fisher M., Bolles R.* Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography // Comm. of the ACM. – 1982. – **24**, № 6. – P. 381–395.
6. *Hough P. V. C.* Method and means for recognizing complex patterns. US Patent 3069654 (December 18, 1962).
7. *Matas J., Chum O.* Randomized RANSAC with $T_{d,d}$ test // Image and Vision Computing. – 2004. – **22**, № 10. – P. 837–842.
8. *Matas J., Chum O.* Randomized ransac with sequential probability ratio test // Proc. ICCV. – 2005. – P. 1727–1732.
9. *Nister D.* Preemptive RANSAC for live structure and motion estimation // Proc. ICCV. – 2003. – **1**. – P. 199–206.
10. *Raguram R., Frahm J-M., Pollefeys M.* A Comparative Analysis of RANSAC Techniques Leading to Adaptive Real-Time Random Sample Consensus // Dep. of Comp. Science, Univer. of North Carolina.
11. <http://www.ni.com/white-paper/6954/en/>

Фізико-механічний інститут ім. Г. В. Карпенка
НАН України, Львів

Одержано
24.04.2014