УДК 519.254:519.652(045)

П.О. Приставка

Національний авіаційний університет

ПОШУК ОСОБЛИВИХ ТОЧОК ЦИФРОВОГО ЗОБРАЖЕННЯ ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ`ЄКТІВ НА ОСНОВІ СПЛАЙН-МОДЕЛІ

Запропоновано новий метод розпізнавання об’єктів на цифрових зображеннях. Метод базується на пошуку особливих точок, виходячи зі сплайн-моделі зображення.

Ключові слова: *сплайн, цифрова обробка зображень, розпізнавання.*

Предложен новый метод распознавания объектов на цифровых изображениях. Метод основывается на поиске особых точек, исходя из сплайн-модели изображения.

Ключевые слова: *сплайн, цифровая обработка изображений, распознавание.*

A new method for object recognition in digital images. The method is based on finding the singular points based on the spline model image.

Keywords: *spline, digital image processing, recognition***.**

Постановка проблеми. Розпізнавання об’єктів на цифрових зображеннях (ЦЗ) широко представлене в наукових та прикладних дослідженнях як невід’ємна складова окремої галузі цифрової обробки зображень, такої як «комп’ютерне бачення», що достатньо стрімко розвивається в останні десятиріччя. Інтерес до подібних методів розпізнавання виявляють розробники технічних систем та програмного забезпечення в галузі охоронних систем, систем різноманітного моніторингу, систем навігації по оптичному каналу, систем спеціального та військового призначення тощо.

Проте, незважаючи на очевидний прогрес розвитку інформаційних технологій обробки ЦЗ та відео на основі методів розпізнавання, актуальним залишається вирішення проблеми підвищення адекватності розпізнавання та швидкодії такої операції, бажано у режимі реального часу. В умовах критичності часу обробки невиправданим є застосування обчислювально обтяжливих підходів до розпізнавання та класифікації, наприклад, методів на основі головних компонент [1], дискримінантного аналізу [2] чи методу активних форм [3].

Найчастіше використання мають методи, що базуються на пошуку особливостей об'єктів на зображеннях, які інваріантні до лінійних перетворень та масштабу, такі як запатентований метод SIFT (Scale-Invariant Feature Transform), опублікований Девісом Лоуі в 1999 р. [4], або метод SURF (Speeded Up Robust Feature), розроблений в 2006 р. Гербертом Беєм [5] під впливом алгоритму SIFT. Проте, варто зазначити, що в основу методів пошуку особливих точок покладено модель зображення, згладженого гауссіаном. Авторська модель зображення [6] на основі лінійної комбінації B-сплайнів, близької до інтерполяційних у середньому, маючи усі переваги гауссової моделі (згладжування, маштабованість, аналітичний вигляд) показує більш низьку обчислювальну складність, а, отже, може мати перевагу при розробці методів розпізнавання на її основі, що реалізуються в програмному забезпеченні on-line обробки цифрових зображень та відео.

Аналіз публікацій та постановка задачі. Доволі розлогий аналіз методів на основі пошуку особливих точок зображення наведено Б. Г. Кухаренко в оглядовій роботі [7]. Але щоб не повторювати заміст даної корисної публікації, варто зауважити, що чимала кількість вагомих результатів з класифікації та розпізнавання в режимі реального часу залишається поза відкритим друком або має суто демонстраційний характер, як, наприклад, відома робота [8].

В основі сучасних ефективних та швидкодіючих методів розпізнавання, інваріантних відносно обертань та зміни масштабу, покладено аналіз часткових похідних зображення першого та другого порядку. Проте, через високу чутливість до зашумлення похідних, їх застосовують після згладжування зображень, переважно фільтрами на основі функції Гаусса. Отже, нехай у неперервній моделі двовимірного зображення $p(t,q)$ в якості функції імпульсного виклику використовується функція Гаусса [7]

$$L(t,q,g) = \int_{(\xi,\eta)} p(\xi,\eta)G(t-\xi,q-\eta,g)d\xi d\eta\,, \tag{1}$$

де $G(t,q,g)$ – гауссова функція з параметризацією $g = \sigma^2$:

$$G(t,q,g) = \frac{1}{2\pi g}\exp\left(-\frac{t^2+q^2}{2g}\right),$$

тобто варіація $g = \sigma^2$ цього ядра є масштабним параметром [9]. Функції (1) $L(t,q,g)$ представляють ту саму інформацію, що й вихідне зображення $p(t,q)$, але не різних рівнях масштабу. Сімейство функцій

(1) у просторі масштаб – положення є розв’язком лінійного рівняння дифузії

$$\frac{\partial L}{\partial g} = \frac{1}{2}\nabla^2 L \,,$$

з початковою умовою $L(t,q,0) = p(t,q)$. Аналогічно формулі

$$\nabla^2 \left(G\left(t,q,g\right) * p(t,q)\right) = \left(\nabla^2 G\left(t,q,g\right)\right) * p(t,q)\,,$$

усі похідні (1) при довільному масштабі g можуть бути обчислені або безпосередньо диференціюванням, або обчисленням згортки зображення та відовідних часткових похідних функції Гаусса:

$$L_{t^\alpha q^\beta}\left(t,q,g\right) = \frac{\partial^{\alpha+\beta} L\left(t,q,g\right)}{\partial t^\alpha q^\beta} = \left(\frac{\partial^{\alpha+\beta} G\left(t,q,g\right)}{\partial t^\alpha q^\beta}\right) * p\left(t,q\right),\ \alpha,\beta = 1,2,\ldots \quad (2)$$

Цей спосіб визначення гауссових похідних робить спочатку погано визначену задачу диференціювання сімейства (1) добре визначеною і близько позв’язаною з узагальненими функціями.

Гессіан Н – це матриця розмірності 2х2, яка виникає при другому члені розкладу Тейлора інтенсивності зображення $p(t,q)$:

$$p(t+u,q+v) - p(t,q) \approx \frac{\partial p}{\partial t}u + \frac{\partial p}{\partial q}v = s\,\nabla I\,,$$

де $s = \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}$ – вектор зсуву і

$$\nabla I = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial p(t,q)}{\partial t} & \dfrac{\partial f(t,q)}{\partial q} \end{bmatrix}.$$

Тоді гессіан Н виражається через похідні другого порядку (2) так:

$$\mathrm{H}\left(t,q,g\right) = \begin{bmatrix} L_{tt}\left(t,q,g\right) & L_{tq}\left(t,q,g\right) \\ L_{tq}\left(t,q,g\right) & L_{qq}\left(t,q,g\right) \end{bmatrix}.$$

Набір гауссових похідних для сімейства (2) у просторі масштаб – положення аж до порядку r в даній точці зображення і при заданому масштабі називається r-джетом і відповідає обрізаному розкладу Тейлора для локально згладженого фрагменту зображення [10]. Ці похідні разом описують базові види особливостей у просторі масштаб – положення та компактно представляють локальну структуру зображення. Для $r = 2$ при вибраному масштабі 2-джет містить гауссові похідні

$$\left(L_t, L_q, L_{tt}, L_{tq}, L_{qq}\right). \quad (3)$$

З п'яти компонент 2-джета може бути сконструйовано чотири диференціальних інваріанти відносно локальних обертань – магнітуда градієнта $|\nabla L|$, лапласіан $\nabla^2 L$, детермінант Гессіана $\det \mathrm{H}$ і кривизна кривої масштабування $\tilde{k}$:

$$|\nabla L| = L_t^2 + L_q^2 , \qquad (4),$$

$$\nabla^2 L = L_{tt} + L_{qq} , \qquad (5),$$

$$\det \mathrm{H} = L_{tt} L_{qq} - L_{tq}^2 , \qquad (6),$$

$$\tilde{k} = L_t^2 L_{qq} + L_q^2 L_{tt} - 2 L_t L_q L_{tq} . \qquad (7).$$

Детектор єдиного масштабу для знаходження структур типу крапель, який реагує на яскраві і темні структури, схожі на краплі, може базуватися на мінімумі і максимумі лапласіана $\nabla^2 L$. Афінно-коваріантний детектор структур типу крапель, який також реагує на сідла, може бути представлений як максимум і мінімум детермінанта гессіана $\det \mathrm{H}$. Прямолінійний і афінно-коваріантний детектор кутів може бути представлений як максимум і мінімум кривої рівня масштабування $\tilde{k}$.

Не зменшуючи загальності, нехай задано деякий безрозмірний растр, кожному пікселю якого поставлено у відповідність двійку індексів $\{(i,j)\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$, що визначають його місцеположення. Позначимо $\{p_{i,j}\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$ – для запису обчислювальних схем при роботі з послідовностями кольорових складових (червоною, зеленою та синьою) ЦЗ або, в більш загальному випадку, можемо говорити про обробку ЦЗ у градаціях сірого, тобто

$$p_{i,j} = 0,2125 \cdot pR_{i,j} + 0,7154 \cdot pG_{i,j} + 0,0721 \cdot pB_{i,j} \quad i,j \in \mathbf{Z} ,$$

де pR, pG, pB – червона, зелена та синя кольорові складові растра.

Якщо обирати в моделі (1) низькочастотний фільтр у вигляді згортки з *B*-сплайнами, то можливим є отримання аналогічних за властивостями операторів, що й на основі гауссіанів (4)–(7), проте вони будуть мати важливу перевагу – нижчу обчислювальну складність за рахунок того, що зазначені сплайн-оператори – лінійні. Отже, виходячи з моделі цифрових зображень на основі лінійних комбінацій *B*-сплайнів різних порядків, близьких до інтерполяційних у середньому [6; 11],

$$S_{r,0}\left(p,t,q\right)=\sum_{i\in Z}\sum_{j\in Z}p_{i,j}B_{r,h_t}\left(t-ih_t\right)B_{r,h_q}\left(q-jh_q\right)\ , \qquad (8)$$

де $B_{r,h}(\cdot)$ – *B*-сплайни *r*-го порядку за рівномірним розбиттям [12], можна очікувати більшої швидкодії алгоритмів розпізнавання на основі пошуку особливих точок зображення, інваріантних до обертань та зміни масштабу.

Тож, поставимо за мету запропонувати в даній роботі новий метод розпізнавання об’єктів на ЦЗ, в оснву якого покладено ідею методу SIFT та модель ЦЗ у вигляді лінійної комбінації *B*-сплайнів.

Виклад основного матеріалу. Будемо називати «еталонним зображенням» фрагмент ЦЗ, який підлягає пошуку на інших зображеннях, а «тестовим зображенням» – ЦЗ, яке може містити шуканий об’єкт. Суть пропонованого методу полягає в тому, що спочатку для еталонного зображення визначається набір особливих точок та їх дескрипторів, на основі котрих буде здійснюватися розпізнавання. Далі на тестовому зображенні також визначають набір особливих точок та порівнюють з точками еталона.

Пошук особливих точок. Для початку до еталонного зображення, застосуємо лінійний оператор $Delta\left(p^{i,j}\right)$ у вигляді дискретної згортки послідовності $\left\{p_{i,j}\right\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$ з маскою ∇S :

$$d\_p_{i,j}=Delta\left(p^{i,j}\right)=\sum_{ii=i-3}^{i+3}\sum_{jj=j-3}^{j+3}\nabla S_{\,ii-i,jj-j}\,p_{ii,jj}\ ,\quad i,j\in\mathbf{Z}\,,$$

де $\left\{d\_p_{i,j}\right\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$ – новоутворена послідовність для пошуку особливих точок;

$$\nabla S=\frac{1}{21233664}\begin{pmatrix}0,01 & 7,22 & 105,43 & 235,48 & \dots\\ 7,22 & 3738,28 & 37781,9 & 72695,6 & \dots\\ 105,43 & 37781,9 & 114745,93 & -47679,32 & \dots\\ 235,48 & 72695,6 & -47679,32 & -878100,32 & \dots\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots\end{pmatrix};$$

∇S – симетрична квадратна матриця розмірності (7×7), елементи якої подано з урахуванням симетрії.

Далі формуємо тривимірний масив

$\left\{\left(ext_l, i\_pos_l, j\_pos_l\right); l=\overline{1,M}\right\}$ обсягу M, що містить локальні мінімуми та максимуми $\left\{d\_p_{i,j}\right\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$: якщо

$$d\_p_{i,j} = \max\left\{d\_p_{ii,jj}; ii=\overline{i-1,i+1}, jj=\overline{j-1,j+1}\right\}$$

або

$$d\_p_{i,j} = \min\left\{d\_p_{ii,jj}; ii=\overline{i-1,i+1}, jj=\overline{j-1,j+1}\right\},$$

то

$$i\_pos_l = i, \qquad j\_pos_l = j.$$

З використанням отриманих місцеположень локальних екстремумів обчислюємо значення деякого детектора особливої точки, на зразок (4)–(7), проте з урахуванням, що складові 2-джета (3)

$$L_t,\ L_q,\ L_{tt},\ L_{tq},\ L_{qq}$$

– лінійні оператори дискретних згорток масок часткових похідних моделі (8) з послідовністю $\left\{d\_p_{i,j}\right\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$, розглянутих у роботі [13], наприклад:

$$L_t = \sum_{ii=i-1}^{i+1}\sum_{j=i-1}^{j+1}\gamma'_{x,ii-i,jj-j}\cdot d\_p_{ii,jj},$$

де

$$\gamma'_t = \frac{1}{16}\begin{pmatrix}-1 & -6 & -1\\ 0 & 0 & 0\\ 1 & 6 & 1\end{pmatrix}.$$

Не зменшуючи загальності, розглянемо обрахування детектора на основі значення кривої рівня масштабування $\tilde{k}$ (7). Тобто для кожного локального екстремуму, положення якого визначено

$$i\_pos_l \text{ та } j\_pos_l,\ l=\overline{1,N},$$

можна отримати детектор особливої точки так:

$$ext_l = \tilde{k},\ l=\overline{1,M}.$$

Для остаточного відбору особливих точок, що придатні для розпізнавання, необхідно проаналізувати розподіл ймовірностей масиву значень $\left\{ext_l; l=\overline{1,M}\right\}$ та залишити ті, що задовольняють умовам:

$$ext_l \le ext_{\alpha_1}\,,\ l = \overline{1,M}\,, \qquad ext_{\alpha_1} = F^{-1}\left(\alpha_1\right)$$

та

$$ext_l \ge ext_{1-\alpha_2}\,,\ l = \overline{1,N}\,, \qquad ext_{1-\alpha_2} = F^{-1}\left(1-\alpha_2\right),$$

де $F^{-1}\left(\bullet\right)$ – зворотна функція розподілу ймовірностей кривої рівня масштабування $\tilde{k}$ для конкретного контрольного об'єкта за $\left\{ext_l; l=\overline{1,M}\right\}$;

ext_{α_1}, $ext_{1-\alpha_2}$ – квантилі такого розподілу на його хвостах при деяких відносно малих ймовірностях α_1 та α_2, які для визначеності можна покласти

$$\alpha_1 = 0{,}01 \text{ та } \alpha_2 = 0{,}01\,.$$

Зауважимо, що при виборі для визначення особливостей іншого детектора, ніж крива рівня масштабу $\tilde{k}$, значення ймовірностей α_1, α_2 можуть бути іншими, залежно від форми функції щільності розподілу значень відповідного детектора. Окрім того, на вибір величини α_1 та α_2 може впливати розмір контрольного об'єкта та конкретний вигляд ЦЗ, тож для більш детальних рекомендацій з цього приводу потрібні окремі додаткові дослідження моделей розподілу значень детекторів особливих точок.

Визначення дескриптора особливої точки. Після того як визначено місцеположення особливих точок на еталонному зображенні у вигляді масиву $\left\{\left(i\_pos_l, j\_pos_l\right); l=\overline{1,N}\right\}$, де N – їх кількість, для кожної такої точки необхідно побудувати дескриптор, за допомогою якого буде відбуватися процедура розпізнавання. Побудова дескриптора особливої точки полягає у визначенні двох складових: магнітуди та орієнтації градієнта безпосередньо в точці та деякому її околі.

Усі обрахунки відбуваються зі згладженими значеннями еталонного об'єкта. Тобто на основі $\left\{p_{i,j}\right\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$ та масок низькочастотних фільтрів [14] на основі моделі (8) отримуємо згладжене зображення $\left\{pL_{i,j}\right\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$, наприклад,

$$pL_{i,j} = \sum_{ii=i-3}^{i+3} \sum_{jj=j-3}^{j+3} \gamma_{6\ ii-i,jj-j}\, p_{ii,jj}\ ,\quad \boldsymbol{i, j \in \mathbf{Z}},$$

де

$$\gamma_6 = \frac{1}{21233664}\begin{pmatrix} 0,01 & 7,22 & 105,43 & 235,48 & \dots \\ 7,22 & 5212,84 & 76120,46 & 170016,56 & \dots \\ 105,43 & 76120,46 & 1111548,49 & 2482665,64 & \dots \\ 235,48 & 170016,56 & 2482665,64 & 5545083,04 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{pmatrix}.$$

Далі, з урахуванням індексів місця розташування особливих точок $\left(i\_pos_l, j\_pos_l\right)$, $l = \overline{1,N}$, визначаємо для усіх

$$pL_{i,j}\ ,\ i = \overline{i\_pos - 3, i\_pos + 3}\ ,\ j = \overline{j\_pos - 3, j\_pos + 3}$$

магнітуду градієнта

$$m\left(i - i\_pos, j - j\_pos\right) = \sqrt{L_t^2 + L_q^2}$$

та орієнтацію у вигляді кута вектора краю в особливій точці

$$\theta\left(i - i\_pos, j - j\_pos\right) = arctg\left(\frac{L_q}{L_t}\right),$$

де L_t, L_q – лінійні оператори дискретних згорток масок часткових похідних моделі (8) з послідовністю $\left\{Lp_{i,j}\right\}_{i,j\in\mathbf{Z}}$, розглянутих у роботі [13], наприклад :

$$L_q = \sum_{ii=i-1}^{i+1} \sum_{j=i-1}^{j+1} \gamma'_{y,ii-i,jj-j} \cdot Lp_{ii,jj}\ ,$$

де

$$\gamma'_q = \frac{1}{16}\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -6 & 0 & 6 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Отже, для кожної особливої точки, що розташована за місцеположенням індексів $\left(i\_pos_l, j\_pos_l\right)$, $l = \overline{1,N}$ маємо дескриптор, який містить по 49 значень магнітуди та орієнтації градієнта в самій точці та точках її околу:

$$m(i-i\_pos, j-j\_pos), \qquad \theta(i-i\_pos, j-j\_pos),$$
$$i=\overline{i\_pos-3, i\_pos+3}, \qquad j=\overline{j\_pos-3, j\_pos+3}.$$

Наостанок, отримані значення дескрипторів зважуємо деякою ваговою функцією, щоб врахувати віддаленість точок околу від особливої. В якості такої вагової функції можна взяти, наприклад, наведену вище маску γ_6, тобто фактичні значення дескриптора будуть такі:

$$m(i-i\_pos, j-j\_pos) = m(i-i\_pos, j-j\_pos)\cdot\gamma_{6\ i-i\_pos, j-j\_pos},$$
$$\theta(i-i\_pos, j-j\_pos) = \theta(i-i\_pos, j-j\_pos)\cdot\gamma_{6\ i-i\_pos, j-j\_pos},$$
$$i=\overline{i\_pos-3, i\_pos+3}, \qquad j=\overline{j\_pos-3, j\_pos+3}.$$

У подальшому для розпізнавання будемо використовувати лише багатовимірний масив дескрипторів особливих точок еталонного зображення

$$\left\{\left(m_l(i,j), \theta_l(i,j); i=\overline{-3,3}, j=\overline{-3,3}\right); l=\overline{1,N}\right\}. \qquad (9)$$

Після детектування особливих точок за допомогою розглянутих операторів постає задача пошуку особливих точок, які є спільними для еталонного та тестового зображень.

Нехай

$A=\left\{a_l, l=\overline{1,N}\right\}$ – набір особливих точок еталонного зображення,

$B=\left\{b_k, k=\overline{1,M}\right\}$ – набір особливих точок тестового зображення,

$\left\{(i\_pos_k, j\_pos_k), k=\overline{1,M}\right\}$ – масив індексів місця розташування особливих точок на тестовому зображенні,

$$N \le M,$$

де кожне a_l та b_k визначаються на зразок елементів масиву (9) векторами двійок дескрипторів, а саме – магнітуди градієнта та його орієнтації.

У якості міри відстані між дескрипторами будемо використовувати метрику на основі евклідової відстані між складовими векторів детекторів:

$$d_{lk} = \sqrt{d_{lk}^m + d_{lk}^\theta},$$

де

$$d_{lk}^{m} = \sum_{i=-3}^{3} \sum_{j=-3}^{3} \left(m^{A(l)}(i,j) - m^{B(k)}(i,j) \right)^2 ;$$

$$d_{lk}^{\theta} = \sum_{i=-3}^{3} \sum_{j=-3}^{3} \left(\theta^{A(l)}(i,j) - \theta^{B(k)}(i,j) \right)^2 ;$$

$$l = \overline{1,N} ; \qquad k = \overline{1,M} ;$$

$m^{A(l)}(\cdot,\cdot)$, $m^{B(k)}(\cdot,\cdot)$ – магнітуди l-ї точки еталонного та k-ї точки тестового зображень;

$\theta^{A(l)}(\cdot,\cdot)$, $\theta^{B(k)}(\cdot,\cdot)$ – орієнтація градієнтів l-ї точки еталонного та k-ї точки тестового зображень.

Далі, для кожної l-ї точки еталонного зображення найближчу k-ту точку тестового зображення знаходимо з умови:

$$d_l^{\min} = \min_k \left\{ d_{lk} \right\} , \tag{10}$$

тим самим визначаючи двовимірний масив місця розташування індексів особливих точок тестового зображення, що відповідають умові (10):

$$\left\{ \left(i\_pos_k , j\_pos_k \right), k = \overline{1,N} \right\}, \ N \le M . \tag{11}$$

Завжди існує ймовірність, що отримані точки (11) можуть як належати зображенню шуканого об’єкта на тестовому зображенні, так і бути просто випадково схожими на такі особливі точки. Якщо оцінити двовимірну щільність розподілу точок (11) на тестовому зображенні, то їх компактне розташування і буде визначати положення шуканого об’єкта. Іншими словами, мова йде про пошук областей, де така оцінка щільності буде мати локальні максимуми або один глобальний максимум, якщо об’єкт пошуку лише один на тестовому зображенні. В якості оцінки двовимірної щільності розподілу за масивом (11) можна обрати сплайн-оцінку на основі сплайнів типу (8) [11] або обмежитися побудовою та аналізом гістограми відносних частот для локалізації прямокутних областей ймовірного розташування шуканого об’єкта.

Для реалізації останнього підходу пропонується таке. Нехай задано деякі (довільні)

$$h_t > 0 , \quad h_q > 0 ,$$

причому можна обирати ці величини близькими до лінійних розмірів (у пікселях) шуканого об’єкта, але не обов’язково. Як завжди, будемо вважати, що відлік індексів пікселів на цифровому зображенні починається з лівого верхнього кута. Задамо розбиття Δ_{h_t,h_q} тестового зображення на прямокутні області, верхні ліві кути котрих визначаються точками з індексами

$$\Delta_{h_t, h_q} : \left(ii \cdot h_t, jj \cdot h_q \right), \qquad ii = \overline{0, Nn-1}, \; jj = \overline{0, Mm-1},$$

де Nn, Mm – кількість областей за відповідними напрямками.

Відносні частоти розподілу, які визначають емпіричну ймовірність появи особливої точки з масиву (11) в конкретній з областей розбиття Δ_{h_t, h_q}, отримуємо так:

$$f_{ii,jj} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} I_k, \quad ii = \overline{0, Nn-1}, \; jj = \overline{0, Mm-1},$$

де

$$I_k = \begin{cases} 1, & \text{якщо} \quad ii = \left[\dfrac{i\_pos_k}{h_t} \right] \quad \text{та} \quad jj = \left[\dfrac{j\_pos_k}{h_q} \right], \\ 0, & \text{у іншому випадку;} \end{cases}$$

$[\cdot]$ – ціла частина.

Деяка (ii, jj) та область розбиття Δ_{h_t, h_q}, де виконується умова

$$\max_{ii, jj} \left\{ f_{ii,jj} \right\}$$

і буде містити геометричне розташування шуканого об’єкта.

Якщо припускати, що об’єкт пошуку на тестовому зображенні може розташовуватися в межах декількох сусідніх областей, то для їх локалізації достатньо відібрати області, де виконується умова

$$f_{ii,jj} \geq f_{порогове}, \tag{12}$$

де $f_{порогове}$ – деяке порогове значення.

Величини $f_{ii,jj}$, $ii = \overline{0, Nn-1}$, $jj = \overline{0, Mm-1}$ надають емпіричну ймовірність появи об’єкта або його частини пошуку в конкретній області розбиття Δ_{h_t, h_q}, тож, якщо така область для об’єкта лише одна, то ймовірність $\mathrm{P}_{рез}$ того, що знайдена область містить об’єкт

$$\mathrm{P}_{рез} = \max_{ii, jj} \left\{ f_{ii,jj} \right\},$$

а якщо об’єкт займає декілька областей, то

$$\mathrm{P}_{рез} = \sum_{ii=0}^{Nn-1} \sum_{jj=0}^{Mm-1} f_{ii,jj} \cdot J_{ii,jj},$$

де

$$J_{ii,jj} = \begin{cases} 1, & f_{ii,jj} \geq f_{порогове}, \\ 0, & f_{ii,jj} < f_{порогове}. \end{cases}$$

Ймовірність P_{α} похибки локалізації об'єкта пошуку не складно оцінити за виразом

$$P_{\alpha} = 1 - P_{рез}. \tag{13}$$

Введення ймовірності (13) дозволяє сформулювати статистичну гіпотезу про виявлення шуканого об'єкта на тестовому зображенні та її альтернативну гіпотезу – про відсутність такого об'єкта. Задаючись рівнем значущості α (ймовірність похибки першого роду), отримуємо умову відхилення головної гіпотези:

$$P_{\alpha} > \alpha.$$

Зауважимо, що викладений підхід до локалізації місцеположення шуканого об'єкта нескладно узагальнити і на випадок пошуку більшої кількості його візуалізацій на тестовому зображенні.

Висновок. На основі відомої ідеї розпізнавання об'єктів на ЦЗ з використанням особливих точок (метод SIFT) у даній роботі запропоновано новий метод, що базується на сплайн-моделі зображення у вигляді лінійної комбінації *B*-сплайнів, близьких до інтерполяційних у середньому. На відміну від описаних раніше модифікацій методу SIFT, запропонований має суттєво меншу обчислювальну складність та дозволяє оцінювати ймовірність помилкової ідентифікації об'єкта пошуку.

Подальші дослідження можуть полягати у вивченні законів розподілу реалізацій диференціальних інваріантів (4)–(7) з метою вдосконалення критеріїв відбору особливих точок та отриманні нових часткових похідних моделі (8) на основі *B*-сплайнів порядку вище 2-го, що також має сприяти більш адекватному розпізнаванню об'єктів пошуку.

Бібліографічні посилання

1. Turk M., Pentland A. Eigenfaces for Recognition. // Journal of cognitive neuroscience. Vol. 3, N. 1. Massachusetts Institute of technology, 1996. URL: http://face-rec.org/algorithms/PCA/jcn.pdf.
2. Etemad K., Chellappa R. Discriminant Analysis for Recognition of Human Face Imager // Journal of the Optical Society of America A. Vol. 14. No 8. 1997. P. 1724–1733.

3. Active shape models – their training and application / T. Cootes et al. // Computer Vision and Image Understanding. Jan.1995. 61 (1). P. 38–59.

4. Lowe D. G. Object recognition from local scale-invariant features. // Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Corfu. Greece. 1999. P. 1150–1157.

5. Bay H., Tuytelaars T., van Gool L. SURF: Speeded up robust features // Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision (ECCV'06). Springer Lecture Notes on Computer Science. 2006. V. 3951. Part 1. P. 404–417.

6. Приставка П. О., Рябий М. О. Модель реалістичних зображень на основі двовимірних сплайнів, близьких до інтерполяційних у середньому // Наукоємні технології. 2012. № 3 (15). С. 67–71.

7. Кухаренко Б. Г. Алгоритмы анализа изображений для определения локальных особенностей и распознавания объектов и панорам // Информационные технологии. № 7. 2011. Приложение. 32 с.

8. Kalal Z., Mikolaiczyk K., Matas J. Tracking-Learning-Detection // IEEE Transaction Pattern Analysis&Machine Intelligence. Vol. 34. N. 7. 2012. P.1409–1422.

9. Tuytelaars T. Local invariant feature detectors. A survey. // Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision. Vol. 3. N. 3. 2007. P. 177–280.

10. Beaudet P. R. Rotationally invariant image operators // Proc. of the International Joint Conference on Pattern Recognition. 1978. P. 579–583.

11. Приставка П. О. Поліноміальні сплайни при обробці даних. Дніпропетровськ. 2004. 236 с.

12. Лигун А. А., Шумейко А. А. Асимптотические методы восстановления кривых. Киев. 1997. 358 с.

13. Приставка П. О. Визначення особливостей зображень на основі комбінацій *B*-сплайнів другого порядку, близьких до інтерполяційних у середньому // Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій. Т. 19. 2015. С. 67–77.

14. Приставка П. О. Обчислювальні аспекти застосування поліноміальних сплайнів при побудові фільтрів // Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій. Т. 10. Дніпропетровськ. 2006. С. 3–14.

Надійшла до редколегії 07.09.16.