

Класифікація текстурних зображень в інваріантному просторі моментів Цернакі аналітичних автокореляційних функцій.

Довженко Оксана Володимирівна, Олександр Мубаркович Ахметшин

Дніпропетровський національний університет, Радіофізичний факультет, вул. Наукова 13,
корпус 12, м. Дніпропетровськ 49050. тел. 056-7769092. e-mail: dovzhenko@mail.dsu.dp.ua,
akhm@mail.dsu.dp.ua.

В роботі розглянуто новий метод класифікації текстурних зображень, представлених аналітичними автокореляційними функціями (АКФ) в інваріантному просторі ознак моментів Цернакі на основі апарату векторної підтримки. В рамках експериментів було досліджено інваріантну стійкість ознак АКФ еталонних текстурних зображень до перетворень зсуву, масштабу і повороту.

1. Вступ

Виділення стійких інформаційних ознак текстурних зображень представляє собою одну з найбільш важливих і актуальних проблем на перетині областей штучного інтелекту і "комп'ютерного бачення", що обумовлено її великою практичною значимістю для задач ранньої медичної діагностики, дистанційного зондування і контролю якості матеріалів.

З необхідності автоматизації процедур класифікації текстур постає вимога переконливих теоретичних гарантій інваріантності наборів описових ознак до зсуву, масштабу і повороту, у зв'язку з чим у цій області було досліджено цілий ряд методів, до найбільш популярних з котрих можна віднести статистичний, спектрально-кореляційний підходи [1, 2], а також поширені останнім часом методи виділення інформаційних ознак багаторівневої вейвлет-декомпозиції [3], однак проблема залишається далекою від розв'язку.

Остання обставина стимулює до відшукування нових підходів, в тому числі оснований на стандартних методах спектрально-кореляційної класифікації.

Візуальний аналіз АКФ вихідного зображення або енергетичного Фур'є-спектра (рис. 1) показує, що головним недоліком даних підходів є недостатня чутливість до виділення характерних інформативних ознак кожної з текстур, крім того, ці характеристики не мають властивості інваріантності.

Успішне використання математичного апарату кореляційного аналізу, в першу чергу, пов'язане з відшукуванням методу підвищення чутливості АКФ до виділення характерних ознак зображень текстур, подруге, вирішенням проблеми інваріантності описових характеристик, для чого в рамках даної роботи було використано метод моментів Цернакі.

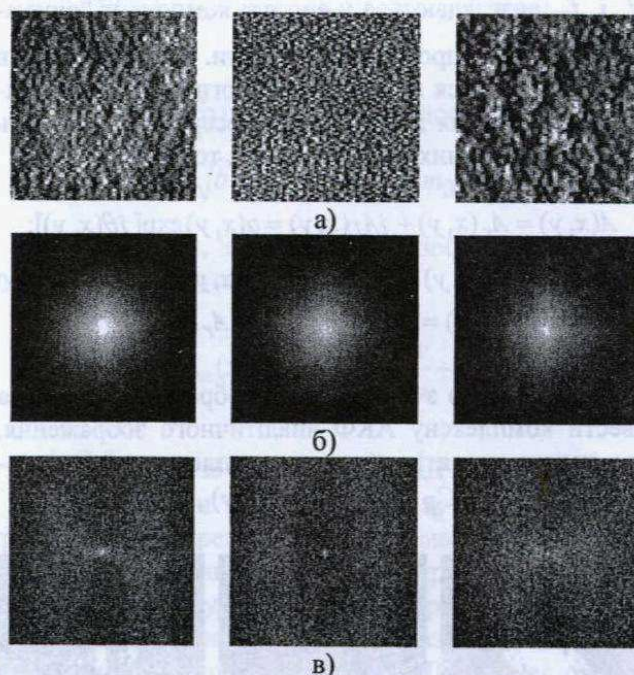


Рисунок 1. Кореляційні і спектральні характеристики, обчислені на основі стандартних підходів: а – вихідні зображення текстур; б – АКФ; в – енергетичні Фур'є спектри.

2. Аналітичні АКФ як апарат виділення інформаційних ознак текстур.

Задачу підвищення чутливості АКФ було вирішено на основі використання концепції "аналітичного зображення", що відома як метод амплітудно-частотної демодуляції [4], в рамках котрої зображення $S(x, y)$ представляється у вигляді

$$S(x, y) = a(x, y) \cos[2\pi f(x, y)];$$
$$f(x, y) = f_{cp} + \Delta\theta(x, y), \quad (1)$$

де припускається, що функція $a(x, y)$ повільно змінюється у зрівнянні з $\cos[2\pi f(x, y)]$. Функція $f(x, y)$ розглядається у вигляді аналогу "віртуальної" несучої частоти, а $\Delta\theta(x, y)$ – компонента, що відповідає фазовій модуляції. В цьому розумінні $a(x, y)$ представляє собою компоненту амплітудної модуляції, а $f(x, y)$ –

частотної. Оскільки f_{cp} в (1) не являє інтересу, виділення інформативних характеристик $a(x,y)$ та $\theta(x,y)$ базується на формуванні нового комплексного зображення $z(x,y)$

$$z(x,y) = S(x,y) + jq(x,y) = A(x,y) \exp[-j(xf'_x + yf'_y)], \quad (2)$$

де $q(x,y)$ розглядається як зображення, сполучене за Гільбертом з вихідним $S(x,y)$, або

$$q(x,y) = \frac{1}{\pi^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{S(x,y)}{(u-x)(v-y)} dudv,$$

f_x і f_y розглядаються у вигляді компонент "віртуальної" несучої просторової частоти. Функція $A(x,y)$ в (2) розглядається як комплексна огинаюча аналітичного зображення $z(x,y)$, що безпосередньо залежить від інформативних характеристик, тобто

$$A(x,y) = A_r(x,y) + jA_I(x,y) = a(x,y) \exp[j\theta(x,y)];$$

$$a(x,y) = (A_r(x,y) + A_I(x,y))^2;$$

$$\theta(x,y) = \arctg[A_I(x,y)/A_r(x,y)].$$

За аналогією з аналітичним зображенням, можна ввести комплексну АКФ аналітичного зображення, що також характеризується комплексною огинаючою $C(x,y) = C_R(x,y) + jC_I(x,y)$.

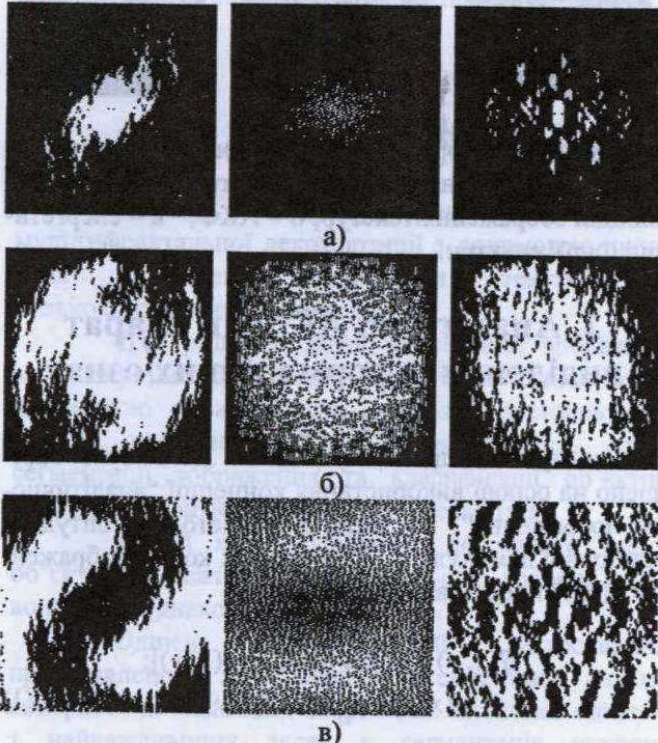


Рисунок 2. Характеристики комплексної огинаючої АКФ текстурних зображень: а - бінаризовані $C_R(x,y)$; б - амплітудно-просторові характеристики $C_R(x,y)$; в - фазо-просторові характеристики $C_R(x,y)$.

На рис. 2 представлені бінаризовані характеристики АКФ, також її амплітудно-просторові і фазо-просторові характеристики, що відповідають вихідним текстурним зображенням, показаним на рис. 1, а, візуальний аналіз котрих дозволяє зробити висновок про високу чутливість нового підходу до виділення значних інформативних характеристик.

3. Представлення аналітичних АКФ в інваріантному просторі моментів Церніке.

Моменти і функції моментів в якості інформаційних характеристик широко використовуються в цілому ряді практичних задач [4]. Один з найбільш поширених підходів базується на відшуванні так званих регулярних моментів, що в дискретній формі можуть бути представлені

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x,y), \quad (3)$$

де $(p+q)$ - порядок моменту дискретної функції зображення $f(x,y)$. На основі виразу (3) ґрунтуються сім інваріантних до зсуву, масштабу і повороту функцій, відомих як інваріантні моменти, однак, базис $x^p y^q$ не має властивості ортогональності, у зв'язку з чим реконструкція зображення на основі цих моментів вимагає значного обсягу обчислень. Для вирішення цієї проблеми було запропоновано ортогональний базис поліномів Церніке [5], коефіцієнти котрого можуть бути використані як інваріантні ознаки зображень.

Набір поліномів Цернікі $\{V_{nm}(x,y)\}$, визначених на одиничному колі $x^2 + y^2 = 1$ в загальному вигляді може бути представлений

$$V_{nm}(x,y) = V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) \exp(jm\theta),$$

де n - порядок поліному, m - параметр повтору, ρ - відстань від центру одиничного кола до пікселя (x,y) , θ - кут між вектором ρ та віссю x в напрямку проти годинникової стрілки. Радіальні поліноми $R_{nm}(\rho)$ визначаються

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{s=0}^{n-|m|/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|m|}{2} - s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2} - s\right)!} \rho^{n-2s},$$

причому $R_{nm}(\rho) = R_{nm}(-\rho)$.

Ці поліноми ортогональні і задовільняють

$$\iint_{x^2+y^2 \leq 1} [V_{nm}(x,y)]^* V_{pq}(x,y) dx dy = \frac{\pi}{n+1} \delta_{np} \delta_{mq}$$

$$\text{при } \delta_{ab} = \begin{cases} 1 & a = b \\ 0 & \text{в іншому випадку.} \end{cases}$$

Моменти Церніке – це проекція функції зображення на базис ортогональних поліномів; для дискретного зображення вираз для комплексних коефіцієнтів розкладення записується

$$A_{nm} = \frac{n+m}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) V_{nm}^*(\rho, \theta), \quad x^2 + y^2 \leq 1$$

В якості інформативних ознак (характеристик Церніке) використовуються амплітудні характеристики $|A_{nm}|$, обчислені для різних порядків поліномів.

Припустимо, вихідне текстурне зображення повертається на довільний кут α , в такому разі зв'язок між вихідним і перетвореним зображенням може бути представлений у вигляді виразу:

$$f^*(\rho, \theta) = f(\rho, \theta - \alpha).$$

Моменти Церніке повернутого зображення, представлені в полярній системі координат, записуються

$$A_{nm}^* = \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(\rho, \theta - \alpha) R_{nm}(\rho) \exp(-jm\theta) \rho d\rho d\theta. \quad (4)$$

Якщо позначити

$$\theta_1 = \theta - \alpha, \quad p = \frac{n+1}{\pi},$$

то (4) набуде вигляду:

$$\begin{aligned} A_{nm}^* &= p \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(\rho, \theta_1) R_{nm}(\rho) \exp(-jm(\theta_1 + \alpha)) \rho d\rho d\theta_1 = \\ &= \left[p \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(\rho, \theta_1) R_{nm}(\rho) \exp(-jm\theta_1) \rho d\rho d\theta_1 \right] \exp(-jm\alpha) = \\ &= A_{nm} \exp(-jm\alpha). \end{aligned} \quad (5)$$

Рівняння (5) показує, що перетворення повороту зображення може бути виражене через зсув фазової характеристики в той час, як амплітудна характеристика $|A_{nm}|$ лишається незмінною.

Інваріантність до зсуву та масштабу досягається попередньою нормалізацією зображення на основі регулярних інваріантних моментів m_{pq} [6]. Спочатку вихідне зображення $f(x,y)$ трансформується за допомогою моментів першого порядку до вигляду $f(x+\bar{x}, y+\bar{y})$, де \bar{x} і \bar{y} представляють собою центроїди $f(x,y)$

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}.$$

Іншими словами, початок координат переміщується в точку з координатами центроїдів.

Властивість масштабної інваріантності отримуємо збільшенням/зменшенням зображення так, щоб регулярний момент нульового порядку дорівнював змінній масштаба β .

Нехай $f(x/a, y/a)$ представляє собою масштабовану версію зображення. Тоді регулярні моменти порядку pq вихідного і перетвореного зображення будуть пов'язані на основі виразу:

$$\begin{aligned} m_{pq}^* &= \iint_{xy} x^p y^q f\left(\frac{x}{a}, \frac{y}{a}\right) dx dy = \\ &= a^{(p+q+2)} \iint_{xy} x^p y^q f(x,y) dx dy = a^{(p+q+2)} m_{pq}. \end{aligned}$$

Оскільки необхідно досягти рівності $m_{00} = \beta$, то

$$a = \sqrt{\beta / m_{00}}, \quad m_{00}^* = a^2 m_{00} = \beta.$$

Таким чином, нормалізоване зображення в результаті має наступний вигляд

$$f_{norm}(x,y) = f\left(\frac{x}{a} + \bar{x}, \frac{y}{a} + \bar{y}\right).$$

4. Метод векторної підтримки.

Класифікатори на основі методу векторної підтримки (МВП) представляють собою чутливий і потужний в розумінні спроможності працювати в просторі параметрів дуже високої розмірності апарат для вирішення задач розпізнавання образів [7].

В рамках спрощеного опису, МВП являє собою задачу побудови гіперплощини, що розділяє вхідні дані $\{x_i, y_i\}$, $i=1, \dots, m$; $y_i \in \{-1, +1\}$, $x_i \in R^n$ таким чином, що забезпечується максимальна відстань між найближчими точками.

В загальному (лінійно нероздільному випадку) задача побудови гіперплощини базується на вирішенні оптимізаційної проблеми виду:

$$\min\left(\frac{|w|^2}{2} + C(\sum_i \xi_i)\right),$$

за обмежень $y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1$, для $\forall i$.

де w – нормаль до гіперплощини, b – зміщення, ξ_i – «ковзаюча» змінна, що разом з константою C визначає припустиму похибку класифікації. Для вирішення оптимізаційної проблеми використовується математичний апарат Лагранжа [8].

Узагальнення методу до нелінійного випадку досягається відображенням вхідних ознак x_i в деякий багатовимірний простір, розмірність котрого вище, ніж розмірність простору вхідних значень на основі виразу $\Phi: X \rightarrow F$; після чого застосовується стандартний алгоритм МВП.

Для здійснення відображення використовуються так звані функції ядра, для котрих виконується умова Мерсера. Аналіз публікацій показує, що найбільш поширеними практично є наступні функції ядра: ядра на основі радіальних базисних функцій, поліноміальні ядра, гіперболічні тангенціальні ядра.

4. Експериментальна частина.

Експерименти проводилися на прикладах 61-го зображення різних фізичних текстур з міжнародної бази даних.

Кожна бінаризована характеристика аналітичної АКФ текстур представлялася в просторі інваріантних моментів Церніке, обчислених для різних порядків поліномів і представлених амплітудними характеристиками.

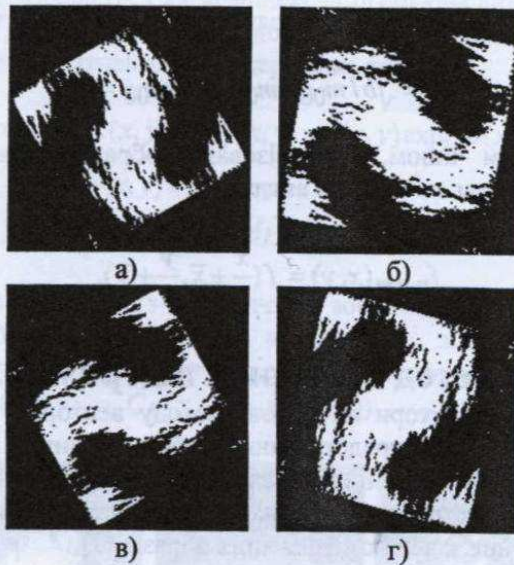


Рисунок 2. Поворот бінаризованої аналітичної кореляційної функції на а) 30°; б) 80°; в) 300°; г) 345°.

В табл. 1 ілюструється інваріантність амплітудних характеристик Церніке порядків $n=2, 3, 4$ до перетворення повороту бінаризованої АКФ, окремі приклади котрого представлені на рис. 3. В табл. 2 наведені значення стандартного відхилення кожного з наборів характеристик і його відношення до маточкування, аналіз котрих показує дуже низький ступінь розсіювання характеристик для різних кутів повороту АКФ відносно середнього значення.

Таблиця 1. Амплітудні характеристики моментів аналітичної кореляційної функції для перетворень повороту і масштабу.

Перетворення	Амплітудні характеристики моментів			
	$ A_{20} $	$ A_{22} $	$ A_{31} $	$ A_{42} $
Поворот				
0°	1605.4	2192.2	7506.9	2005.0
30°	1593.2	2225.9	7644.8	1997.0
45°	1614.0	2229.8	7657.5	1974.1
60°	1611.4	2230.0	7660.2	1989.6

Таблиця 1. Продовження.

Перетворення	Амплітудні характеристики моментів			
	$ A_{20} $	$ A_{22} $	$ A_{31} $	$ A_{42} $
Поворот				
70°	1594.9	2221.2	7629.9	1991.8
80°	1615.5	2220.0	7620.8	1999.4
300°	1593.2	2225.9	7644.8	1997.0
345°	1604.5	2226.2	7649.6	1970.8

Для класифікації, котра проводилася на основі характеристик Церніке до тридцятого порядку (256 ознак для кожної текстури; як було показано в [5], саме такого порядку поліномів достатньо для відновлення зображення, візуально подібного вихідному) було вибрано метод векторної підтримки, що обумовлено його високою точністю, на основі котрого була досягнуто 99% класифікація текстур.

Таблиця 2. Аналіз амплітудних характеристик моментів Церніке.

Параметри	$ A_{20} $	$ A_{22} $	$ A_{31} $	$ A_{42} $
σ	9.3013	12.308	50.215	12.16
σ/μ	0.0058	0.0055	0.0065	0.0061

4. Висновки

На основі проведених експериментів можна заключити, що метод класифікації на основі інваріантних характеристик Церніке аналітичних АКФ представляє чутливий і стійкий спосіб виділення інформативних ознак текстурних зображень.

Література

1. Haralick R. H. *Statistical and structural approaches to texture*. // Proc. IEEE, 1979, v. 67, pp. 786-804.
2. Tomita F., Tsuji S. *Computer analysis of visual textures*. – Kluwer Academic Publishers, Boston, 1990.
3. Simoncelli E. P. and Portilla J. *Texture Characterization via Joint Statistics of Wavelet Coefficient Magnitudes*. // 5th IEEE Int'l Conf on Image Processing. - Chicago, IL. Oct 4-7, 1998.
4. S. A. Dudani, K. J. Breeding, and R. B. McGhee, *Aircraft identification by moment invariants*, IEEE Trans. Comput., vol. C-26, no. 1, pp. 39-45, Jan. 1983.
5. A. Khotanzad and Y. H. Hong, *Rotation invariant pattern recognition using Zernike moments*, in Proc. 9th ICPR, Rome, Italy, Nov. 1998, pp. 326-328.
6. M. K. Hu, *Visual pattern recognition by moments invariants*, IRE Trans. Inform. Theory, vol. IT-8, pp. 179-187, Feb. 1962.
7. Ахметшин О. М., Довженко О. В., *Підвищення ефективності класифікації в багатовимірному просторі ознак великої розмірності на основі методу векторної підтримки*, Збірка праць МКІМ-2002, т. 4, сс. 36-41, 2002.
8. V. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*, Springer – Verlag, N. Y., 1995.