

Р. Н. Кветний, О. Ю. Софіна

МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ
ТЕКСТУРОВАНИХ ЗОБРАЖЕНЬ
У ЗАДАЧАХ РОЗПІЗНАВАННЯ
ТА КЛАСИФІКАЦІЇ



Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України
Вінницький національний технічний університет

Р. Н. Квєтний, О. Ю. Софина

**МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ТЕКСТУРОВАНИХ
ЗОБРАЖЕНЬ У ЗАДАЧАХ
РОЗПІЗНАВАННЯ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ**

Монографія

Вінниця
ВНТУ
2011

УДК 004.932
ББК 32.973.26-018.2
К32

Рекомендовано до друку Вченою радою Вінницького національного технічного університету Міністерства освіти і науки України (протокол № 3 від 28.10.2010 р.)

Рецензенти:

Б. П. Русин, доктор технічних наук, професор

В. П. Кожем'яко, доктор технічних наук, професор

Кветний, Р. Н.

К32 Методи фільтрації текстурованих зображень у задачах розпізнавання та класифікації : монографія / Р. Н. Кветний, О. Ю. Софіна. — Вінниця : ВНТУ, 2011. – 116 с.

ISBN 978-966-641-401-7

В монографії розглянуто проблеми фільтрації текстурованих зображень з метою класифікації типу текстур та виявлення неоднорідностей. Показано, що гармонічні ряди на основі власних коливань сигналу текстури забезпечують оптимальне за числом параметрів представлення текстур. Запропоновано метод фільтрації текстурованого фону зображення на основі моделі інверсного резонансного фільтра. Розглянуто питання оптимізації фільтрації в спектральній області, що дозволяє зменшити обсяг операцій в чотири та більше разів. Розроблено програмне забезпечення для фільтрації різних типів текстур.

УДК 004.932

ББК 32.973.26-018.2

ISBN 978-966-641-401-7

© Р. Кветний, О. Софіна, 2011

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	5
ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ ТЕКСТУРОВАНИХ ЗОБРАЖЕНЬ.....	10
1.1. Загальна характеристика задачі.....	10
1.2. Статистичні та структурні методи аналізу текстур.....	11
1.3. Аналіз текстур за допомогою спектральних перетворень та декомпозицій.....	16
1.4. Аналіз текстур за допомогою фільтрів.....	23
1.5. Фільтрація текстур на основі динамічних моделей.....	26
1.6. Вибір напрямку досліджень.....	31
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ ТЕКСТУРОВАНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ГАРМОНІЧНОЇ МОДЕЛІ.....	34
2.1. Дослідження гармонічної моделі текстурованого зображення.....	34
2.2. Розробка та аналіз фільтрів текстурованих зображень на основі моделей авторегресії.....	38
2.3. Розробка методу інверсної резонансної фільтрації.....	49
2.4. Фільтрація текстур за методом апроксимації принциповими гармонічними компонентами.....	57
2.5. Висновки до розділу 2	62
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБЛЕННЯ МЕТОДІВ АДАПТАЦІЇ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ ФІЛЬТРАЦІЇ ТЕКСТУРОВАНИХ ЗОБРАЖЕНЬ.....	65
3.1. Аналіз фільтрації зображень в спектральній області.....	65
3.2. Розробка методу адаптації спектра до зсуву координат.....	67
3.3. Адаптація та оптимізація базису власного гармонічного розкладання.....	71
3.4. Розробка методики оптимізації процесу фільтрації.....	75
3.5. Висновки до розділу 3	77
РОЗДІЛ 4 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ФІЛЬТРАЦІЇ ТЕКСТУРОВАНИХ ЗОБРАЖЕНЬ В ЗАДАЧІ МОНІТОРИНГУ МОРСЬКИХ ССАВЦІВ.....	78

4.1. Аналіз задачі моніторингу морських савців та методів її розв’язання.....	78
4.1.1. Постановка задачі фільтрації	79
4.1.2. Вибір методу фільтрації за інформаційним критерієм ефективності.....	81
4.2. Послідовність та методика обробки зображень.....	85
4.3. Програмне забезпечення для пошуку та моніторингу морських ссавців.....	90
4.4. Огляд результатів фільтрації з елементами розпізнавання...	93
4.5. Приклади фільтрації текстур у вигляді гранульованих та біологічних матеріалів.....	97
4.6. Висновки до розділу 4	99
ВИСНОВКИ.....	100
ЛІТЕРАТУРА	104

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- ВП – вейвлет-перетворення
ДЕФ – дискретна експоненціальна функція
ІРФ – інверсний резонансний фільтр
ІКЕ – інформаційний критерій ефективності
КІХ – коротко-імпульсна характеристика
ЛП – лінійне передбачення
СКО – середнє квадратичне значення
ФГ – двовимірні функції Габора
ХІД – хвилі інтерференції і дифракції
AR (AutoRegression) – авторегресія
ARMA (AutoRegression and Moving Average) – авторегресія з ковзним середнім
ARIF (AR Inversion Filter) – інверсний фільтр на основі моделі AR
ARMAIF (ARMA Inversion Filter) – інверсний фільтр на основі моделі авторегресії з ковзним середнім
ARAX (Auto-eXogenous) – модель авторегресії з автозбудженням
ARX (AutoRegression with eXogenous) – модель авторегресії з сигналом зовнішнього фактора
CCD (charge-coupled device) – прилад із зарядовим зв'язком
СТ (curvelet transform) – курвлет перетворення
DFT (discrete Fourier transform) – дискретне перетворення Фур'є
DFTEK (discrete Fourier transform with eigen kernel) – дискретне перетворення Фур'є з власним ядром
EHD (eigen harmonic decomposition) – власне гармонічне розкладання
EMD (empirical mode decomposition) – розкладання на емпіричні моди
EVD (eigen vector decomposition) – розкладання по власних векторах
FFT (fast Fourier transform) – швидке перетворення Фур'є
FPGA (Field-Programmable Gate Array) – матриця програмованої логіки
ННТ (Hilbert-Huang transform) – перетворення Гілберта-Хуанга
ICA (independent component analysis) – розкладання по незалежних компонентах
ІКЕ – інформаційний критерій ефективності
IMF (intrinsic mode functions) – функції внутрішніх мод
LS (linear symmetry) – лінійна симетрія

LSO (linear shift operator) – оператор лінійного зсуву
MA (moving average) – ковзне середнє
NAR – нелінійна авторегресія
NARIF – інверсний фільтр на основі нелінійної моделі авторегресії
QNAR (quadratic NAR) – нелінійна модель з квадратичною складовою
RT (ridgelet transform) – ріджлет перетворення
SNR (Signal to Noise Ratio) – співвідношення сигналу до шуму
SVD (singular values decomposition) – розкладання по сингулярних векторах
WD (wold-decomposition) – wold-декомпозиція

ВСТУП

Текстуровані зображення є двовимірними полями з однотипною структурою. Зазвичай це – природні об'єкти: поверхні лісових масивів, морів, гір, пустель, а також поверхні об'єктів в текстильній, металообробній, хімічній, харчовій промисловостях. Класифікація текстурованих зображень – текстур, та визначення неоднорідностей є основною задачею систем автоматичного контролю та моніторингу. Завдяки розвитку обчислювальної техніки та камер на основі матриць елементів із зарядовим зв'язком (charge-coupled device – CCD) стало можливим виконувати вимірювання параметрів текстур у важко доступних та агресивних середовищах за методом аналізу їх зображень. На основі сукупності методів та технічних пристроїв для вимірювання та обробки сигналів зображень сформувався і стрімко розвивається новий напрямок вимірювальної техніки, що в англійській літературі визначено як *visual basing measurements* – «відеовимірювання». Особливістю відеовимірювань є те, що, як і в звичайних вимірюваннях, потрібно порівнювати зображення об'єкта з еталоном, але в якості еталона можуть служити взірцеві зображення, якщо об'єкт статичний, або математична модель об'єкта, якщо останній є динамічним. На сьогодні не існує єдиного підходу до розв'язання задач створення моделей зображень і кожна конкретна проблема вимагає розробки методів і алгоритмів відповідно до її характерних ознак.

В цій роботі розглянуто методи фільтрації текстур з метою їх розпізнавання та виявлення неоднорідностей. Текстури можуть бути регулярні, квазірегулярні, стохастичні та динамічні [1 – 7]. Метою аналізу текстурованого зображення є визначення мінімального числа параметрів, що описують із заданою точністю його структуру. Тому найбільш популярними методами аналізу текстур є статистичні методи, розкладання на складові за допомогою перетворення Фур'є, виділення структурних компонент у вигляді власних векторів і фракталів, параметричне моделювання.

Важливою характеристикою методів фільтрації текстур є можливість реалізації в реальному часі за допомогою сигнальних процесорів або спеціалізованих обчислювальних пристроїв на основі програмованої логіки з технологією FPGA (Field-Programmable Gate Array). З цієї точки зору найбільш цікаві методи на основі фільтрів, що реалізують за допомогою операції дискретної згортки. На даний час використовують для аналізу текстур такі типи фільтрів:

- набори смугових фільтрів, що розкладають сигнал зображення на складові різної частоти;

- фільтри Габора, що поєднують властивості смугових фільтрів з просторовою локалізацією сигналу;
- вибілюючі фільтри на основі моделей авторегресії (auto-regression – AR) і ковзного середнього (moving average – MA), нелінійної авторегресії (NAR).

Близькими за структурою є фільтри, що використовують операції з матрицями та векторами, це:

- кореляційні фільтри;
- фільтри на основі вейвлет-перетворень;
- фільтри на основі характерних для текстур ознак у вигляді власних векторів та незалежних компонент (independent components).

Аналіз текстурованих зображень, як правило, включає два етапи. На першому етапі виконують певне перетворення або фільтрацію сигналу зображення, на другому етапі аналізують форму та чисельні значення отриманих результатів з метою класифікації та прийняття рішення. Щоб задача класифікації була простою та ефективною, результати фільтрації повинні мати властивість інваріантності до зміни положення текстурованого зображення в часі та просторі, тобто початкової фази формування його структури. В залежності від природи та типу текстури можуть накладатись умови інваріантності на масштабні та афінні перетворення, обертання, рух за деяким вектором напрямку, зміну освітленості. Крім того, бажано, щоб метод дозволяв характеризувати кожен окрему текстуру одним фільтром з максимально простим результатом фільтрації. Серед наведених вище методів фільтрації найкраще вказаним вимогам відповідають вибілюючі фільтри на основі моделей AR. Фільтри цього типу перетворюють сигнал зображення з певною структурою, що характеризується кореляцією його елементів, в неструктурований сигнал, що характеризується всього лише одним параметром – дисперсією, його середнє значення дорівнює нулю. Однак, саме те, що середнє значення сигналу на виході вибілюючого фільтра дорівнює нулю, обумовлює його слабку чутливість до зміни постійної складової сигналу зображення, що є дуже важливою, тому що вона характеризує градацію кольору. До найбільш новітніх та ефективних методів фільтрації можна віднести фільтри на основі характерних для текстур ознак у вигляді власних векторів та незалежних компонент. Ці фільтри можуть працювати як ті, що подавляють структуру текстури, так і ті, що резонують на сигнал власної текстури. Процедура визначення власних векторів є надто трудомісткою у випадку великих розмірів зображення, тому зазвичай використовують кореляційну матрицю зображення. Незалежні компоненти зображення визначають поетапною

локалізацією максимумів та їх усуненням або за допомогою більш точного методу на основі сингулярного розкладання (singular values decomposition – SVD). Класифікацію текстур можливо здійснювати за допомогою набору фільтрів (filters bank), кожен з яких виділяє один власний вектор або одну незалежну компоненту. Цей підхід, на відміну від схожих методів на основі спектрального аналізу Фур'є з використанням вейвлетів та інших функцій, характеризується найменшим числом окремих фільтрів та стабільністю результатів фільтрації по відношенню до початкової фази текстури.

Актуальною є розробка методів фільтрації сигналів текстурованих зображень таких, що поєднували б переваги вибілюючих фільтрів на основі моделей AR з можливостями фільтрів на основі власних векторів кореляційної матриці зображення. Результати таких досліджень включають два напрямки і є предметом цієї монографії:

- удосконалення або модифікація моделей AR з метою надання чутливості до зміни постійної складової сигналу зображення;

- об'єднання набору фільтрів на основі власних векторів в один загальний фільтр з властивостями вибілюючого фільтра, при цьому важливою є задача визначення адекватної до структури зображення системи векторів або незалежних компонент.

Основу монографії склали наукові результати в області розроблення методів фільтрації текстурованих зображень та їх застосування у задачах розпізнавання та класифікації, які було отримано протягом 2005–2010 років співробітниками кафедри автоматики та інформаційно-вимірювальної техніки ВНТУ (д. т. н., професором Р. Н. Кветним та О. Ю. Софіною). На основі цих результатів було підготовлено та захищено у 2010 р. Софіною О. Ю. кандидатську дисертацію під керівництвом Кветного Р.Н. за спеціальністю «Математичне моделювання та обчислювальні методи».

Також цю проблему досліджували у наукових працях: у роботі [74] розроблено гармонічну модель текстури та метод фазової адаптації спектра, у роботі [77] запропоновано модель авторегресії із варіацією функції цілі, у роботах [78 – 80] досліджено нелінійні моделі фільтрів, в роботах [93,114] запропоновано метод розрахунку інверсного резонансного фільтра та досліджено його роботу, у [105] запропоновано метод фільтрації за допомогою принципів компонент спектра, в роботах [109, 110] розроблено модифікацію методу визначення параметрів моделі авторегресії з врахуванням умови унітарної симетрії, в [112] запропоновано базис функцій з власним ядром по відношенню до сигналу зображення та швидкий алгоритм реалізації інверсного фільтра.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ФІЛЬТРАЦІЇ ТЕКСТУРОВАНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

1.1. Загальна характеристика задачі

Основні методи аналізу, моделювання та фільтрації текстурованих зображень подані в оглядових роботах [1 – 7]. Метою цього огляду є вивчення основних тенденцій розвитку методів фільтрації текстур, що відображено в роботах останнього десятиліття. При цьому аналіз методів проведено з точки зору можливості їх реалізації в реальному часі.

Ідеалізоване текстуроване статичне зображення розміром $N \cdot P \times M \cdot Q$ можна представити у вигляді тензорного добутку двох матриць як

$$\mathbf{D} = \mathbf{T} \otimes \mathbf{B}, \quad (1.1)$$

де матриця \mathbf{T} розміром $N \times M$ складена з одиничних елементів із незначними флуктуаціями значень, матриця \mathbf{B} розміром $P \times Q$ є ядром текстури. Як видно з виразу (1.1), текстура має певну періодичність і характерну структуру, що задана матрицею-ядром. У випадку стохастичних текстур вираз (1.1) відображає кореляційну залежність елементів зображення, у випадку динамічних текстур (1.1) відображає періодичний зсув рядків та стовпців матриці \mathbf{D} у часі. Методи аналізу текстур, їх моделювання та фільтрації повинні враховувати періодичність, адаптуватись до неї, відображати матрицю-ядро мінімальним числом параметрів, що інваріантні до зсуву рядків та стовпців матриці \mathbf{D} . Важливою також є інваріантність до зміни освітлення та яскравості текстур, що відображається в зміні різниці градацій світлих та темних тонів.

В літературі методи аналізу текстур розділяють на такі групи:

- 1) статистичні, на основі аналізу розподілу та кореляції градацій кольору;
- 2) структурні, на основі статистичної кластерізації, фрактального та геометричного аналізу;

- 3) за допомогою спектральних перетворень з використанням різних систем функцій та декомпозиції на складові;
- 4) на основі фільтрації за допомогою одного фільтра або набору фільтрів;
- 5) на основі моделей.

Такий розподіл методів умовний, тому що методи різних груп пов'язані між собою. Наприклад, методи на основі моделей AR в залежності від умов застосування можна віднести до першої або третьої груп, коли AR використовують в режимі вибілюючого фільтра і аналізують стохастичний сигнал похибки моделі, або до четвертої групи, коли AR використовують в режимі лінійного передбачення і аналізують сигнал моделі. Аналіз літератури показує, що для ефективного аналізу текстур застосовують комбінацію методів, наприклад, спочатку виконують статистичний аналіз сигналу текстури, потім за допомогою кластерів, фільтрів або спектральних перетворень аналізують статистичні параметри, і навпаки, спочатку складний сигнал текстури спектральними перетвореннями або фільтрами перетворюють в один або кілька простих сигналів і потім виконують їх статистичний аналіз. В обох випадках за мету ставлять отримання стабільних та простих з точки зору класифікації параметрів текстури. В якості основного інструменту для реалізації перелічених вище груп методів служать спектральні перетворення Фур'є з використанням широкого набору систем функцій. Саме від вибору базису перетворення суттєво залежать число спектральних компонент та їх властивості по відношенню до перетворень зсуву матриці зображення виду (1.1). Тому на цей час основним напрямком досліджень є пошук систем функцій з властивостями, що відповідають властивостям самої текстури. Дамо коротку характеристику методам, що є базовими для чотирьох представлених груп, та проаналізуємо їх можливість застосування до аналізу різного типу текстур.

1.2. Статистичні та структурні методи аналізу текстур

Статистичні методи основані на байєсовому аналізі та марківських моделях умовних випадкових процесів, що представлені функціями розподілу градації сірого кольору текстурованих зображень [1, 2, 8 – 10]. На основі функцій розподілу визначають апіорні ймовірності

$p(\mathbf{x} | \omega_k)$ значень деякої множини векторів параметрів зображення (градація кольору та координати пікселя) $\mathbf{x} \in \mathbf{X}$ для певного набору $\omega_{k=1\dots K} \in \Omega$ текстур, що аналізують. За допомогою функції штрафів \mathbf{L} визначають функції ризику

$$r_i(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K L_{ik} p(\omega_k | \mathbf{x}), \quad (1.2)$$

де $p(\omega_k | \mathbf{x})$ – апостеріорні функції ймовірності текстури ω_k за умови отримання вектору параметрів \mathbf{x} , ці функції не відомі і підлягають визначенню за правилом Байєса як

$$p(\omega_k | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \omega_k) p(\omega_k)}{\sum_{i=1}^K p(\mathbf{x} | \omega_i) p(\omega_i)}, \quad (1.3)$$

де $p(\omega_k)$ – безумовна функція ймовірності.

За умови рівнозначності штрафів матриця $L_{ik} = 1 - \delta_{ik}$, де δ_{ik} – дельта-функція. Належність зображення до певного типу текстури визначають за мінімумом функції штрафів, що з врахуванням виразів (1.2) та (1.3) можна записати як

$$\arg \min_i \sum_{k=1}^K L_{ik} p(\mathbf{x} | \omega_k) p(\omega_k). \quad (1.4)$$

Для класифікації текстур застосовують також критерії максимуму апостеріорної ймовірності (1.3) та максимальної правдоподібності, в останньому випадку визначають дискримінантні функції виду

$$d_k(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x} | \omega_k) p(\omega_k), \quad (1.5)$$

або їх логарифмічне значення $d'_k(\mathbf{x}) = \log d_k(\mathbf{x})$. За допомогою дискримінантних функцій складне зображення можна розділити на області найбільш ймовірних типів текстур, тобто, виконати кластеризацію. Найбільш часто використовують функції ймовірності із нормаль-

ним законом розподілу. У випадку таких багатовимірних процесів як зображення нормальний закон має такий вигляд:

$$p(\mathbf{x} | \omega_k) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{C}_k|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_k)^T \tilde{\mathbf{N}}_k^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_k)\right), \quad (1.6)$$

де n – розмірність вектора даних \mathbf{x} ; $\tilde{\mathbf{N}}_k$, \mathbf{m}_k – коваріаційна матриця та вектор математичного сподівання, що характеризують текстуру типу ω_k ; T – транспонування.

З урахуванням функції розподілу (1.6) і з припущенням, що $\mathbf{C} = \sigma^2 \mathbf{I}$, де σ – середнє квадратичне відхилення, \mathbf{I} – одинична діагональна матриця, дискримінантні функції (1.5) можна записати як [8]

$$d_k(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_k - \frac{1}{2} |\mathbf{m}_k|^2,$$

що є еквівалентним функції мінімальної дистанції

$$d_k(\mathbf{x}) = -|\mathbf{x} - \mathbf{m}_k|^2. \quad (1.7)$$

Отже, кластеризація за умови нормального закону (1.6) аналогічна класифікації за методом найменших квадратів по відношенню до K середніх, найбільш простому серед статистичних методів [1].

Аналіз зображень за допомогою марківських моделей відрізняється від попереднього байєсового тим, що визначають умовну функцію ймовірності $a_{i,k} = p(\mathbf{x} = \mathbf{s}_i | \mathbf{x} = \mathbf{s}_k)$ того, що вектор стану \mathbf{x} знаходиться в стані \mathbf{s}_i за умови, що його попередній стан \mathbf{s}_k , визначають також початкове значення розподілу ймовірності $\pi(\omega_i)$ [11 – 13]. Також марківські моделі можуть описувати відмінність послідовності фрагментів або кадрів зображень за допомогою відповідної функції ймовірності. Аналіз проводиться шляхом знаходження максимуму апостеріорної функції ймовірності. Вектор стану \mathbf{x} може відобразити еволюцію зображення в часі або просторі як послідовність векторів $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_N$.

Ймовірність того, що вектор стану \mathbf{s}_T буде належати текстурі типу ω_k , можна визначити як

$$p(\omega_k | \mathbf{s}_T) = \sum_{i=1}^{T-1} \pi(\omega_k) p(\mathbf{s}_i | \omega_k) a_{i,i+1}, \quad (1.8)$$

де $p(\mathbf{s}_i | \omega_k)$ має те ж значення, що $p(\mathbf{x} | \omega_k)$. Тип текстури можна визначити за сукупністю векторів стану шляхом інтеграції виразу (1.8) по всьому зображенню та пошуком максимального значення ймовірності,

$$\arg \max_k p(\omega_k) = \sum_{i=1}^{N-1} \pi(\omega_k) p(\mathbf{s}_i | \omega_k) a_{i,i+1}. \quad (1.9)$$

Як випливає з постановки задачі, марківські моделі на відміну від байєсових моделей можуть відображати динаміку зміни зображення шляхом визначення кожного наступного вектора стану через його попередній. Результат визначення текстури за допомогою (1.9) залежить від початкової функції ймовірності та послідовності векторів стану, тобто значень сигналу зображення та координат пікселів. За допомогою часткових сум виду (1.8) можна виконувати операцію сегментації зображення на окремі однотипні елементи.

Вирази (1.4) та (1.9) показують, що представлені вище методи можуть бути реалізовані у вигляді обчислювальних структур або сигнальних процесорів для аналізу зображень в реальному часі. Але ці ж вирази показують, що у випадку зображень, коли вектори стану \mathbf{x} можуть представляти собою масиви даних з розмірністю два та більше, об'єм обчислень сум та множень може бути дуже значним. Тому ці методи варто використовувати в тих випадках, коли розміри множин \mathbf{X} та Ω співрозмірні та не надто великі. Недоліком методів байєсового та марківського аналізу є слабка чутливість до незначних за розміром відхилень текстури, адже функції ймовірності, як правило, є інтегральними характеристиками, що додатково згладжують операціями інтегрування. З наведених причин, застосування байєсового аналізу та марківських моделей обмежене. Але відомо цілком ефективно застосування байєсового методу до розпізнавання текстур у вигляді текстової інформації [9].

До статистичних методів відносять метод аналізу текстур, відомий як co-occurrence matrix – на основі матриці, що утворена сумісною функцією розподілу градації кольору двох пікселів, що розташовані на заданій відстані і під певним кутом. Цей метод перетворює сигнал текстурованого зображення, заданого в евклідових координатах, в сигнал, що заданий в полярних координатах. Аналіз отриманого сигналу може бути не простіший, ніж оригінальний. Цей метод ефективний при класифікації крупномасштабних текстурованих зображень [1 – 3] і мало-ефективним при розв’язанні таких задач, як визначення дефектів [7]. В роботі [10] проведено порівняльний аналіз чотирьох підходів до статистичного аналізу текстур, який показав, що при значному числі даних вони дають приблизно однаковий за точністю результат. При малому числі даних результати мають невисоку точність.

Близькими за змістом до методу co-occurrence matrix є методи на основі Q-препарування та W-спектра зв’язності [14]. Методи дозволяють розділяти взаємно прилягаючі елементи зображень за допомогою кореляційного та спектрального аналізу по відношенню до порогових значень або до зразкової міжелементної кореляції. Ці методи ефективні при розв’язанні задач сегментації та структурного розпізнавання елементів зображень статичного типу.

Структурний аналіз виконують за допомогою геометричних та структурних примітивів [1, 2] або на основі статистичної кластеризації [8, 9, 15, 16]. Для виявлення характерних ознак текстури використовують дискримінантні функції виду (1.5) та їх більш простий варіант за умови нормального закону розподілу (1.7). При цьому використовують фрактальний підхід, тобто спочатку класифікують об’ємні області зображення, потім деталізують за допомогою подібних структур, поки не будуть задоволені критерії якості аналізу. Таким чином виявляють відповідність геометричних параметрів текстури заданим та знаходять відхилення. Якщо врахувати, що природні об’єкти володіють властивостями самоподібності, то їх можна відрізнити від штучних за допомогою фрактальних методів обробки даних. Деякі динамічні текстури, наприклад, поверхні лісу і хвиль води, хмари, пористі мінерали, метало-структури, можуть бути представлені за допомогою фрактальної екстраполяції. Суть фрактальних методів в задачах розпізнавання об’єктів полягає в такому: обриси штучних об’єктів, наприклад танків, автомобілів, створюються лініями, що описуються рів-

няннями цілого порядку; природні об'єкти фрактальні, тобто мають фрактальну розмірність. Використовуючи цю властивість, за допомогою фрактальної апроксимації об'єктів зображення можна створити систему розпізнавання образів. Така система не бачить куц, але добре розпізнає штучний об'єкт, схований за кущем. Основною перевагою цього методу над іншими є те, що він не чутливий до перешкод. На результат розпізнавання не впливає колір та контрастність об'єкта по відношенню до фону, впливає лише площа, яку займає шуканий об'єкт на зображенні. В цьому полягає недолік цього методу – за допомогою фрактального аналізу можна розпізнавати об'єкти, що близькі за розміром до структурних елементів фону.

Більш універсальним методом у порівнянні з фрактальним є метод на основі ієрархічного виявлення геометричних об'єктів різної форми та формування аналітичних ознак об'єктів [17]. Цей підхід ефективно реалізується за допомогою паралельних систем нейронного типу зі здатністю до самонавчання. Цей метод, як і структурні методи аналізу взагалі, застосовується в основному для виявлення характерних ознак зображення з метою розпізнавання та класифікації. Тому для розв'язання задачі цієї роботи – фільтрації текстурованого зображення, вони не підходять. Ці методи можуть бути використані для розпізнавання та класифікації аномалій текстурованих зображень, що виявлені за допомогою фільтрації.

1.3. Аналіз текстур за допомогою спектральних перетворень та декомпозицій

Спектральний аналіз текстурованих зображень дозволяє представити структуру текстури меншим у порівнянні з об'ємом зображення числом параметрів, що менш чутливі до впливу просторових зміщень у часі. Спектральні компоненти мають, як правило, менший діапазон змін і тому можуть полегшити класифікацію текстур. Крім того спектри різних текстур мають власні характерні відмінності за спектральним складом та його амплітудою [1 – 7]. Однак, ці властивості мають місце за умови, що спектральне перетворення здійснюється в базисі функцій, що є погодженим зі структурою сигналу зображення. Відомо декілька підходів до утворення узгоджених базисів та декомпозиції на прості складові:

- 1) розкладання за системою власних векторів зображення або його кореляційною матрицею;
- 2) модальний аналіз – empirical mode decomposition (EMD);
- 3) розкладання по незалежних компонентах – independent component analysis (ICA);
- 4) синтез базисів функцій за допомогою вейвлетів та їх двовимірних узагальнень, функцій Габора та інших.

Аналіз текстур за допомогою розкладання за системою власних векторів проводять шляхом виділення найбільш значущих векторів, що характеризуються найбільшими власними значеннями. Виділені вектори використовують для модальної апроксимації зображення або його кореляційної матриці. Таку модальну апроксимацію використовують як шаблон для визначення відповідності текстури, що аналізують, певному класу [2, 3, 7, 18 – 21]. Систему власних векторів заміняють більш ефективною системою сингулярних векторів (SVD), що відрізняється ортогональністю і тому дає можливість розділити об'єкт на незалежні компоненти [22, 23]. Основою для ефективного розкладання із значно меншим числом компонент у порівнянні зі зображенням є те, що ранг матриці текстури (1.1) визначається рангом матриці-ядра \mathbf{B} , матриця \mathbf{T} має ранг рівний одиниці. Тому, щоб представити текстуру розміром $N \cdot P \times M \cdot Q$, достатньо визначити P лівих власних чи сингулярних векторів та Q правих, а також діагональну матрицю власних чи сингулярних значень.

Однак, зображення та їх кореляційні матриці представляють собою великі масиви даних і реалізувати розкладання по власних векторах та SVD часто неможливо, тому в таких випадках пропонують апроксимацію цих розкладань за допомогою більш простих перетворень, наприклад, за допомогою емпіричних мод – EMD [24 – 27]. Декомпозицію виконують за допомогою пошуку локальних максимумів та мінімумів сигналу зображення. Знайдені місця використовують як реперні точки для поліноміальної інтерполяції. Отриману інтерполуючу поверхню – внутрішню емпіричну моду, віднімають від початкової і отриману різницю використовують для наступної ітерації пошуку емпіричних мод. Пошук припиняють за умови, що потужність сигналу різниці значно менша потужності початкового сигналу. Щоб надати модам інваріантності до перетворень, що є характерним для текстури,

використовують перетворення координат [26] або представлення внутрішніх мод зображення в базисі Фур'є [27]. Найбільш трудомісткою задачею є формування аналітичного представлення внутрішніх мод та обчислення їх значень для всього зображення. Адже якщо мода включає багато локальних екстремумів, то для її інтерполяції потрібний двовимірний поліном високого порядку.

Для аналізу складних текстурованих зображень використовують декомпозицію на статистично незалежні складові з метою виявлення прихованих або зашумлених зображень [28 – 32]. Основою для розкладання є негентропія сигналу зображення як міра його негаусовості [29]:

$$J(S) = H_{Gauss}(S) - H(S), \quad (1.10)$$

де $H(S)$ та $H_{Gauss}(S)$ – ентропії реального сигналу та його гаусового еквівалента з такою ж кореляційною матрицею.

Негентропія є позитивною величиною, тому що максимальну ентропію мають гаусові випадкові процеси [33]. Задачею ІСА є представлення сигналу зображення сумою взаємно незалежних гаусових процесів такою, що максимізує функцію (1.10). Метод ІСА оперує функцією розподілу кольору зображення, його кореляційною матрицею. Розкладання на статистично незалежні компоненти можливе за умови, що кореляційну матрицю можливо представити як блочно-діагональну, кожен з блоків якої утворюють матриці C в (1.6). Декомпозицію виконують ітераційним шляхом із залученням методу ортогоналізації даних на кожному кроці ітерацій, що є доволі складним процесом. Цей метод близький за властивостями до фільтрації банком фільтрів, кожен з яких може включати кілька частотних смуг [31].

Найбільш інформативним, або канонічним, є представлення сигналів як випадкових процесів в базисі Карунена-Лоева [8,34]. В цьому випадку спектр представляє собою діагональну матрицю і є інваріантом зміни сигналу в часі чи просторі. У випадку зображень великого розміру отримати канонічне представлення важко, тому використовують базиси функцій, що мають параметричну залежність і дозволяють за допомогою варіації параметрів адаптувати базис до властивостей текстури [35 – 37]. Найбільшу популярність знайшли перетворен-

ня в базисах функцій Габора [36] та вейвлетів [37], їх двовимірних узагальнень в полярних координатах [38, 39].

Двовимірні функції Габора (ФГ) мають вигляд модульованих гаусовою поверхнею експонент

$$g_{i,j,l,m}(\sigma_{x_l}, f_{x_l}, \sigma_{y_m}, f_{y_m}; i_0, j_0) = \quad (1.11)$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_{x_l}\sigma_{y_m}} \exp\left(\frac{(i-i_0)^2}{2\sigma_{x_l}} + \frac{(j-j_0)^2}{2\sigma_{y_m}}\right) \exp(2\pi i(f_{x_l}(i-i_0) + f_{y_m}(j-j_0))),$$

де $\sigma_{x_l}, \sigma_{y_m}$ – параметри гаусової поверхні; f_{x_l}, f_{y_m} – параметри експонент, $l=1\dots L, m=1\dots M$; i, j – просторові координати; i_0, j_0 – зміщення.

Просторові координати можуть бути задані в евклідовій або полярній системах, в останньому випадку

$$\begin{aligned} i &= x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta); \\ j &= -x \cdot \sin(\theta) + y \cdot \cos(\theta), \end{aligned} \quad (1.12)$$

де x, y – евклідові координати; θ – кут орієнтації функцій.

Від вибору параметрів в (1.11) залежить область значимості функцій, їх просторова та частотна локалізації. Основною задачею аналізу в базисі ФГ є вибір параметрів модулюючої поверхні та частот експонент. Найпростіший спосіб полягає в тому, щоб функції (1.11) були локалізовані в просторових та частотних областях, що рівномірно покривають зображення і його частотний діапазон, але при цьому слабо перетинаються. Перевагою ФГ є те, що їх спектр в частотній області має вигляд гаусової поверхні. При цьому кут в (1.12) є параметром поляризації за аналогією з оптикою [40 – 42].

Двовимірні вейвлети представляють собою функції виду

$$\begin{aligned} \psi_{a_x b_x a_y b_y}(x, y) &= \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \psi\left(\frac{x-b_x}{a_x}, \frac{y-b_y}{a_y}\right) = \\ &= \psi_{a_x b_x} \psi_{a_y b_y} = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \psi\left(\frac{x-b_x}{a_x}\right) \psi\left(\frac{y-b_y}{a_y}\right), \end{aligned} \quad (1.13)$$

де a_x, a_y – масштабні коефіцієнти; b_x, b_y – фази локалізації функцій в просторі чи часі.

Основою базису є ψ – материнська функція, яку також можна вважати одним з параметрів базису. Відомо багато видів материнських функцій – гаусові, Маллата, Добеші, Хаара та інші [36, 37, 43]. Для простоти реалізації параметри функцій вибирають рівними степеню двійки. Загальною характеристикою материнських функцій є те, що їх енергія в просторі визначення локалізована в околі $(x - b_x, y - b_y)$. Тому вейвлет-перетворення (ВП), як і функції Габора, відображає просторову локалізацію енергії сигналу зображення. З цієї причини спектр ВП залежить від зміни початкової фази сигналу текстури – просторовий зсув сигналу відображається зміною енергії складових спектра, енергія переходить до тих функцій (1.13), що відповідають новій локалізації енергії сигналу. Щоб уникнути залежності від зсуву, застосовують низку методів.

У відповідності до властивостей зображення змінюють систему координат, наприклад, за допомогою перетворення (1.12) переходять до полярної системи. В цьому випадку ВП відоме як ridgelet-transform (RT) в базисі функцій виду [38]

$$\phi_{ab\theta}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \phi\left(\frac{x_1 \cos(\theta) + x_2 \sin(\theta) - b}{a}\right). \quad (1.14)$$

Назва функцій (1.14) відповідає їх вигляду – короткі гребені уздовж ліній

$$x_1 \cos(\theta) + x_2 \sin(\theta) = const. \quad (1.15)$$

У випадку, коли параметри функцій (1.14) рівні степеню двійки, RT відомо як curvelet-transform (CT) [39]. Двовимірні перетворення (1.14) виконують аналогічно (1.13) з використанням тензорного добутку двох одновимірних базисів. Структура функцій (1.14) показує, що RT, CT інваріантні до просторових перетворень, що зберігають співвідношення (1.15). Множина ліній виду (1.15) під різними кутами утворює простір Радона [43], тому RT виконують за допомогою звичайного перетворення Фур'є та перетворення Радона в частотній об-

Шановний читачу!

Умови придбання надрукованих примірників монографії наведені на сайті видавництва <http://publish.vntu.edu.ua/get/?isbn=978-966-641-401-7>

Уважаемый читатель!

Условия приобретения печатных экземпляров монографии приведены на сайте издательства <http://publish.vntu.edu.ua/get/?isbn=978-966-641-401-7>

Dear reader!

You may order this monograph at the Web page <http://publish.vntu.edu.ua/get/?isbn=978-966-641-401-7>

Наукове видання

**Квєтний Роман Наумович
Софина Ольга Юрїївна**

**МЕТОДИ ФІЛЬТРАЦІЇ ТЕКСТУРОВАНИХ
ЗОБРАЖЕНЬ У ЗАДАЧАХ РОЗПІЗНАВАННЯ
ТА КЛАСИФІКАЦІЇ**

Монографія

Редактор Н.Мазур

Оригінал-макет підготовлено О. Софина

Підписано до друку 16.02.11 р.
Формат 29,7×42¼. Папір офсетний.
Гарнітура Times New Roman.
Друк різнографічний. Ум. др. Арк. 6,7
Наклад 100 прим. Зам № 2011-059

Вінницький національний технічний університет,
КІВЦ ВНТУ,
21021, м. Вінниця, Хмельницьке шосе, 95,
ВНТУ, ГНК, к. 114.
Тел. (0432) 59-85-32.
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи
серія ДК № 3516 від 01.07.2009 р.

Віддруковано у Вінницькому національному технічному університеті,
в комп'ютерному інформаційно-видавничому центрі,
21021, м. Вінниця, Хмельницьке шосе, 95,
ВНТУ, ГНК, к. 114.
Тел. (0432) 59-81-59
Свідоцтво суб'єкта видавничої справи
серія ДК № 3516 від 01.07.2009 р.