

УДК 621.372.542

МЕТОД ПЕРВИЧНОГО ЛОКАЛЬНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ НА ОСНОВЕ ОЦЕНИВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ПОЛИГАУССОВСКОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ

А.Н. Доля, канд. техн. наук

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е.Жуковского "ХАИ"

Предложен метод оценивания параметров полигауссовского распределения и алгоритм первичного локального распознавания изображений мозаичного типа.

Запропоновано метод оцінювання параметрів полігауссовського розподілу і алгоритм первинного локального розпізнавання зображень мозаїчного типу.

The method of parameter estimation of Mixture of Gaussians and primary local recognition algorithm are proposed.

При улучшении качества изображений, обнаружении малоразмерных объектов и детектировании границ применяют методы первичного локального распознавания изображений (ПЛРИ) [1,2]. При этом, как правило, необходимо оценить дисперсию аддитивной или мультипликативной помехи.

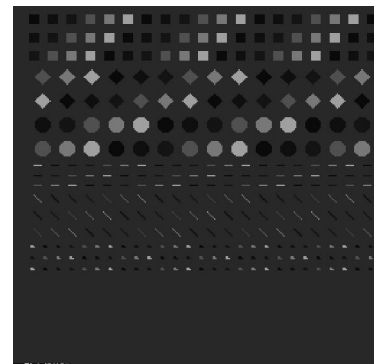
Кроме того, другой проблемой, возникающей при обработке изображений, является повышение быстродействия алгоритмов фильтрации, обнаружения малоразмерных объектов и детектирования границ. Методы ПЛРИ на основе экспертных систем [3] и нейросетей [1,2] требуют больших вычислительных затрат.

Следовательно, актуальным является повышение быстродействия методов ПЛРИ и автоматизация оценивания дисперсии аддитивной или мультипликативной помехи.

Предлагаются два метода. Первый позволяет оценить дисперсию мультипликативной помехи σ^2 на изображениях мозаичного типа. При этом анализируется гистограмма фрагмента изображения. Мозаичные изображения состоят из набора площадок (однородных или малоразмерных объектов) с постоянной отражательной способностью (рисунок) [4].

Второй метод, предложенный в этой работе, является алгоритмом ПЛРИ на основе 3σ правила

и анализа гистограммы распределения интенсивностей пикселей изображения.



Тестовое изображение мозаичного типа

Плотность распределения значений пикселей изображения мозаичного типа, например фрагмента радиолокационного изображения или мондриана, может быть представлена суммой элементарных распределений, таких, как экспоненциальное, рэле-евское, гауссовское или гамма-распределение [5,6]

$$p(x_{lk}) = \sum_{j=1}^J P(j) p(x_{lk}|j), \quad (1)$$

$$\sum_{j=1}^J P(j) = 1, \quad 0 \leq P(j) \leq 1, \quad (2)$$

где $P(j)$ - априорная вероятность того, что пиксел x_{lk} был сгенерирован j -й компонентой смеси

элементарных распределений; $p(x_{lk}|j)$ - условная плотность вероятности того, что пиксел x_{lk} был сгенерирован j -й компонентой; J - количество элементарных распределений.

Например, на рисунке показано шесть контрастов или семь различных уровней ($J = 7$), которые применялись при моделировании изображения.

Некоторые фрагменты изображения, полученные радиолокатором бокового обзора, можно описать полигауссовским распределением, при этом условная плотность вероятности $p(x_{lk}|j)$ является гауссовской

$$p(x_n|j) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma_j^\mu} \exp\left\{-\frac{(x_n - \mu_j)^2}{2(\sigma_j^\mu)^2}\right\}, \quad (3)$$

где x_n - это n -й пиксел после лексикографического упорядочения по строкам изображения x_{lk} ; μ_j , σ_j^μ - соответственно математическое ожидание и среднеквадратическое отклонение j -й компоненты полигауссовского распределения.

С другой стороны, модель изображения, искаженного мультипликативной помехи, полученное, например, радиолокатором бокового обзора, может быть представлена в следующем виде:

$$x_n = I_n(1 + \sigma\xi_n), \quad I_n \in \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_J\},$$

где I_n - не искаженное помехами (истинное) изображение; ξ_n - случайная величина с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией; σ^2 - относительная дисперсия мультипликативного шума. Относительная дисперсия мультипликативной помехи может быть вычислена как отношение дисперсии j -й составляющей к квадрату мате-

матического ожидания соответствующей компоненты.

После гомоморфного (логарифмического) преобразования и нормировки s (например, для изображения с 255 уровнями градации серого $s = 46.0184$) получим [1,2]

$$y_n = s \ln x_n \approx s \ln I_n + \sigma_s \xi_n,$$

$$y_n \approx s I_n^h + \sigma_s \xi_n, \quad \sigma_s^2 = s^2 \sigma^2,$$

$$I_n^h \in \{\mu_1^h, \mu_2^h, \dots, \mu_J^h\}, \quad \mu_j^h = \ln \mu_j,$$

где y_n - изображение x_n после гомоморфного преобразования; I_n^h - значение n -го пиксела истинного изображения I_n после гомоморфного преобразования. Это приближение основано на том, что $\ln(1+x) \approx x$ или $x \rightarrow 0$

$$\ln(1+x) = \sum_{k=1}^{\infty} (-1)^{k+1} \frac{x^k}{k}, \quad -1 < x \leq 1.$$

Следовательно, после гомоморфного преобразования модель изображения y_n можно представить в следующем виде:

$$p(y_n) = \sum_{j=1}^J P(j) p(y_n|j), \quad (5)$$

$$p(y_n|j) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma_s} \exp\left\{-\frac{(y_n - \mu_j^h)^2}{2\sigma_s^2}\right\}. \quad (6)$$

Таким образом, необходимо оценить значения параметров $P(j)$, μ_j^h и σ_s^2 , число параметров равно $2J + 1$, например, при $J = 7$ число параметров равно 15.

Оценки параметров модели (5) могут быть получены на основе градиентных методов оптимизации или на основе итеративного метода, в англоязы-

звичайній літературі називається Expectation-Maximization (EM) алгоритмом [6]. Називання ітеративного алгоритма произошло от називання двох етапів вичислення – Е-шага (Expectation) і М-шага (Maximization), які виконуються на кожному кроці ітерації:

1) Е-шаг: визначити величину Ω - математичне очікування величини $\ln p(Y, J_H | \theta^{t-1})$ при попередньо розрахованій щільності розподілу $p(j|y_n, \theta^{t-1})$, де $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, $J_H = \{1, 2, \dots, J\}$, а θ^{t-1} - значення параметрів моделі (5) $P(j)$, μ_j^h і σ_s^2 на $(t-1)$ -м кроці ітерації;

2) М-шаг: знайти таке значення параметрів θ^t , яке повертає в максимум функцію $\Omega(\theta^t, \theta^{t-1}) = E_{J_H} [\ln p(Y, J_H | \theta)]$ при відомій умовній щільності розподілу $p(j|y_n, \theta^{t-1})$, для цього необхідно знайти першу похідну Ω по відповідному параметру θ і прирівняти її до нуля: $\frac{\partial \Omega}{\partial \theta} = 0$.

В результаті гомоморфного перетворення вдалося зменшити кількість оцінюваних параметрів на $J-1$. Крім того, була отримана нова формула оновлення оцінки дисперсії σ_s^2 на М-кроці ітерації EM алгоритму. Виведення формул $P(j)$, μ_j^h і σ_s^2 оснований на методикі, запропонованій в роботі [6]. Алгоритм оцінки параметрів моделі (5) (обозначим його як алгоритм N1) на псевдокоді складається з 12 пунктів:

1) встановити початкові наближення значень параметрів $P(j)$, μ_j^h і σ_s^2 . На цьому кроці можуть бути використані випадкові значення, ко-

торі задовольняють вимогам (2), а також "грубі" оцінки μ_j^h і σ_s^2 , які можуть бути отримані на основі якихось апріорних знань;

- 2) повторити $n-1$;
- 3) для $n=1:N$ (Е-шаг);
- 4) для $j=1:J$;
- 5) обчислити $p(y_n|j)$ (см. (6));
- 6) обчислити $p(j|y_n)$

$$p(j|y_n) = \frac{P(j)p(y_n|j)}{\sum_{j=1}^J P(j)p(y_n|j)};$$

- 7) завершення циклу по j ;
- 8) завершення циклу по n ;
- 9) для $j=1:J$ (М-шаг);

10) оновити значення $P(j)$, μ_j^h і σ_s^2 на основі наступних виражень:

$$P(j) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p(j|y_n),$$

$$\mu_j^h = \frac{\sum_{n=1}^N p(j|y_n) y_n}{\sum_{n=1}^N p(j|y_n)},$$

$$\sigma_s^2 = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^J p(j|y_n) (y_n - \mu_j^h)^2}{\sum_{n=1}^N \sum_{j=1}^J p(j|y_n)};$$

- 11) завершення циклу по j ;

12) виконувати Е-шаг і М-шаг до того моменту, поки параметри моделі (5) не забезпечать умову збіжності, наприклад, виконано фіксоване кількість ітерацій або значення $\Omega(\theta^t, \theta^{t-1})$ не змінюються після декількох кроків ітерацій.

Следует отметить, что алгоритм гарантирует сходимость к локальному минимуму, поэтому необходимо его выполнить с несколько раз различными начальными значениями параметров $P(j)$, μ_j^h и σ_s^2 и выбрать наилучший результат, например, на основе анализа $\Omega(\theta^t, \theta^{t-1})$.

Следовательно, результатом функционирования алгоритма являются параметры $P(j)$, μ_j^h и σ_s^2 , т.е. априорная вероятность $P(j)$ для компоненты смеси с математическим ожиданием μ_j^h и дисперсией аддитивных помех σ_s^2 .

Оценка относительной дисперсии σ_s^2 может быть использована в предлагаемом ниже алгоритме ПЛРИ на основе анализа гистограммы распределений интенсивности значений пикселей в скользящем окне малого размера, например, 5x5 пикселей.

Существует несколько различных модификаций метода ПЛРИ [1,2]. Они основаны на том, что изображения анализируются в скользящем окне малого размера. При этом рассчитываются информативные признаки, например, показатели локальной активности или модифицированная гистограмма.

Затем в подходе, основанном на экспертной системе, оцениваются плотности распределения этих признаков и решение о принадлежности к тому или иному классу выносится на основе байесовского подхода. При ПЛРИ на основе нейросетей с радиальными базисными функциями пространство признаков для каждого класса аппроксимируется гиперсферами.

Одним из недостатков методов ПЛРИ на основе нейросетей или экспертных систем являются большие вычислительные затраты на этапе обучения или получения плотности распределения параметров.

Предлагается метод распознавания, при котором в отличие от методов ПЛРИ на основе нейросетей или экспертной системы нет необходимости создания обучающей выборки и обучения системы. Единственным параметром, который следует задать, является дисперсия аддитивных помех σ_s^2 , которая может быть оценена, например, на основе метода, предложенного выше.

При ПЛРИ необходимо распознать основные классы: однородные объекты, окрестности границ, малоразмерные объекты и окрестности малоразмерных объектов, а также определить вспомогательные классы – выброс и окрестность выброса [1,2].

Предложена следующая статистическая модель, которая может описать перечисленные выше классы при ПЛРИ

$$p(y_n) = \pi_i^n N(y_n, \mu_i^h, \sigma_s^2) + \pi_j^n N(y_n, \mu_j^h, \sigma_s^2), \quad (7)$$

$$\pi_i^n + \pi_j^n = 1, 0 \leq \pi_i^n, \pi_j^n \leq 1, \quad (8)$$

$$i \neq j, \quad i, j \in \{1, 2, \dots, J\},$$

где π_i^n , π_j^n - соответственно априорная вероятность i -й и j -й компоненты полигауссовского распределения для n -го центрального пикселя скользящего окна.

Модель (7) имеет больше параметров, которые необходимо определить, чем модель (5), потому что $P(j)$ - это априорная вероятность соответствующей компоненты полигауссовского распределения для всего изображения, а величины π_i^n , π_j^n - это соответственно априорная вероятность i -й и j -й компоненты для заданного положения скользящего окна. Количество пикселей в скользящем окне незначительно, поэтому применение ЕМ алгоритма для того, чтобы оценить параметры модели (7), нецелесообразно.

Модель (7) основана на предположении, что вследствие того, что размер скользящего окна выбирается небольшой, то значения пикселей в скользящем окне можно рассматривать как выборку данных с бимодальным распределением. При этом в модели (7) используются только две компоненты полигауссовского распределения (5).

Модель (7) можно упростить (см. (8))

$$p(y_n) = \pi_i^n p(y_n|i) + (1 - \pi_i^n) p(y_n|j), \quad (9)$$

$$0 \leq \pi_i^n, \pi_j^n \leq 1, \quad i \neq j, \quad i, j \in \{1, 2, \dots, J\}.$$

Очевидно, могут быть три ситуации:

1) $\pi_i^n < \pi_j^n$; 2) $\pi_i^n > \pi_j^n$; 3) $\pi_i^n = \pi_j^n$. Следовательно, всегда найдется такая компонента, которая имеет большую априорную вероятность либо равную значению априорной вероятности другой компоненты.

Предложено оценить π_{\max}^n ,

$\pi_{\max}^n = \max\{\pi_i^n, \pi_j^n\}$, а следовательно, и классифицировать фрагмент изображения в скользящем окне на основе 3σ правила, которое утверждает то, что вероятность попадания случайной величины, распределенной по гауссовскому закону с дисперсией σ^2 , в интервал $\pm 3\sigma$ относительно математического ожидания составляет 0.997 [7,8].

Введем обозначение N_n^μ , где величина N_n^μ - это количество пикселей в скользящем окне, которые попадают в интервал $[\mu - 3\sigma_s, \mu + 3\sigma_s]$, где $\mu \in \{1, 2, \dots, 255\}$.

Алгоритм ПЛРИ, предложенный в этой работе (обозначим его как Алгоритм N2), состоит из следующих двух этапов: 1) вычислить оценку π_{\max}^n , для этого максимальное значение N_n^μ для заданного положения скользящего окна разделить на количество пикселей в скользящем окне L ,

$$\pi_{\max}^n = \left(\max_{\mu} N_n^\mu \right) / L; \quad 2) \text{ на основе } \pi_{\max}^n \text{ или}$$

$\max N_n^\mu$ выбрать соответствующий класс.

Например, при $L = 25$ распознавание выполняется на основе табл. 1, где ОднОбъект, ОкрГраницы, МалОбъект, ОкрМОбъекта, ОкрВыб соответственно обозначают такие классы, как однородный объект, окрестность границы, малоразмерный объект, окрестность малоразмерного объекта и окрестность выброса. При этом также анализируется принадлежность значения центрального пикселя скользящего окна к интервалу, соответствующему $\max N_n^\mu$.

Таблица 1.
Правило распознавания при $L = 25$

$\max N_n^\mu$	Центральный пиксел принадлежит интервалу	Центральный пиксел не принадлежит интервалу
25	ОднОбъект	ОднОбъект
23,24	ОкрВыб	Выброс
22	ОкрВыб	МалОбъект
17...21	ОкрМОбъекта	МалОбъект
9...16	ОкрГраницы	ОкрГраницы
1...8	МалОбъект	ОкрМОбъекта

В табл. 2 представлены результаты распознавания тестового изображения нейросетью [1] (см. верхние значения ячеек) и предложенным алгоритмом. При этом оценка дисперсии $\sigma_s^2 = 6.4762$ была получена Алгоритмом N1. Для оценки дисперсии использовались десять гауссовских компонент. Начальное значение дисперсии до выполнения алгоритма было равным девяти.

Анализ табл. 2 показывает, что предложенный метод ПЛРИ на основе 3σ правила и алгоритма оценки дисперсии σ_s^2 превосходит метод ПЛРИ на основе нейросети по вероятности правильности распознавания классов.

Заклучение

Рассмотрены особенности представления изображений полигауссовскими моделями. Показано, что предложенные алгоритмы оценки относительной дисперсии мультипликативной помехи и алгоритм ПЛРИ на основе 3σ правила позволяют повысить точность распознавания изображений.

Литература

1. Dolia A.N., Burian A., Lukin V.V., Rusu C., Kurekin A.A., Zelensky A.A. Neural network application to primary local recognition and nonlinear adaptive filtering of images // Proceedings of the 6-th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems. - Pafos (Cyprus), 1999. - Vol II. - P. 847-850.

2. Доля А.Н., Марченко А.Г. Алгоритмы локального распознавания и адаптивной фильтрации изображений с применением нейросетей и постобработкой результатов классификации// Авиационно-космическая техника и технология: Сб. науч. трудов. –1999. – Вып.12. – X.: Гос. аэрокосм. ун-т “Харьковский авиационный институт”. - С.7-10.

3. Lukin V., Ponomarenko N., Astola J.T., Saarinen K. Algorithms of Image Nonlinear Adaptive Filtering using Fragment Recognition by Expert System// Proceed. of IS@T/SPIE Symp. on Electronic Im-

aging: Science and Technology. - San Jose (California, USA). - Feb. 1996. - Vol. 2318. - P. 114-125.

4. Хорн Б.К.П. Зрение роботов: Пер. с англ.- М.: Мир, 1989. - 487 с.

5. Melnik V. Nonlinear Locally Adaptive Techniques for Image Filtering and Restoration in Mixed Noise Environments: Thesis for the degree of Doctor of Technology. - Tampere (Finland, Tampere University of Technology), 2000. - 234 p.

6. Bishop C. Neural Network for Pattern Recognition. Oxford: Oxford University Press, 1995.

7. Dolia A. Statistical Descriptor of Normality based on Hotelling’s T^2 Statistic and Mixture of Gaussians// Neural Networks for Signal Processing XII- Proceed. Of the 2002 IEEE Signal Processing Society Workshop. – Martigny, Switzerland, Sept. 4-6, 2002. – P. 405-414.

8. Bendat A., Pierson J.S. Random data: analysis and measurement procedures. Wiley series in Probability and Statistics, New York: Chichester: John Wiley&Sons, Inc., third edn., 2000.

Поступила в редакцию: 03.04.03

Рецензенты: д-р техн. наук, профессор Зеленский А.А., Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г.Харьков; канд. физ.-мат. наук Ефимов В.Б., ЦРЗ НАНУ НККАУ, г. Харьков.

Таблица 2.

Результаты распознавания нейросетью и предложенным алгоритмом (значения на главной диагонали соответствуют вероятности правильного распознавания заданного класса, данные вне главной диагонали- ошибок распознавания)

Классы	ОднОбъект	ОкрГраницы	ОкрВыб	Выброс	МалОбъект	ОкрМОбъекта
ОднОбъект	0.98939 0.99941	- -	- 0.00056	0.00028 0.00003	0.00439 -	0.00594 -
ОкрГраницы	- -	0.93550 1.0	- -	- -	0.03457 -	0.02993 -
ОкрВыб	0.03577 -	- -	0.78711 0.99975	0.00058 0.00008	0.00964 -	0.16690 0.00016
Выброс	- -	- -	- -	- -	- -	- -
МалОбъект	- -	- -	- -	0.06133 -	0.93867 1.0	- -
ОкрМОбъекта	0.02009 -	0.05775 -	0.02033 -	0.00048 -	0.01901 -	0.88232 1.0