

УДК 621.397

ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ ВЫБОРА ОКРЕСТНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЯ

© 2010 г.

В.Е. Гай

Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева

iamuser@inbox.ru

Поступила в редакцию 12.02.2010

Исследуется возможность использования эволюционного подхода для выбора конфигурации окрестности отсчёта изображения. Показаны результаты использования окрестностей с конфигурацией выбираемой и задаваемой априорно при решении задачи восстановления изображений.

Ключевые слова: цифровая обработка изображений, генетический алгоритм, выбор окрестности.

Введение

Часто при математическом описании изображений, применяются модели случайного поля [1]. Локальная модель случайного поля описывает статистическую зависимость отсчёта $f[i, j]$ от множества соседних отсчётов. Величина анализируемого отсчёта $f[i, j]$ в данной модели представляется в виде линейной комбинации значений соседних отсчётов $\{f[i+x, j+y]\}$, $(x, y) \in n_{ij}$, и ошибки предсказания $e[i, j]$ [2]:

$$f[i, j] = \sum_{(x, y) \in n_{ij}} \alpha[x, y] \cdot f[i+x, j+y] + e[i, j], \quad (1)$$

где n_{ij} – окрестность отсчёта с координатами (i, j) , $\alpha[x, y]$ – весовой коэффициент элемента окрестности $n[x, y]$, $i \in [1; ht]$, $j \in [1; wd]$. Конечной прямоугольной сетке Ξ изображения f ставится в соответствие система окрестностей: $n = \{n_{ij} \in \Xi : (i, j) \in \Xi\}$, причём:

- 1) $(i, j) \notin n_{ij}$.
- 2) $(x, y) \in n_{ij}$, следовательно, $(i, j) \in n_{xy}$.

Необходимо отметить, что результаты работы алгоритма обработки изображения, основанного на локальной модели случайного поля, зависят от используемой окрестности отсчёта.

Под окрестностью n_{ij} отсчёта $f[i, j]$ изображения f с настраиваемой конфигурацией понимается такая окрестность, использование которой обеспечивает минимум ошибки $e[i, j]$ в выражении (1).

Под окрестностью n_a изображения f с настраиваемой конфигурацией понимается такая

окрестность n , использование которой обеспе-

чивает минимум ошибки $\bar{e} = \frac{1}{ht \cdot wd} \cdot \sum_{i=1}^{ht} \sum_{j=1}^{wd} e[i, j]$

для изображения f в выражении (1).

В данной работе используется предположение о том, что окрестности всех отсчётов изображения эквивалентны: $n_{i,j} = n_{q,l} = \dots = n_{ht,wd}$.

Таким образом, актуальной при использовании локальной модели случайного поля является задача выбора окрестности изображения.

Для решения данной задачи разработано большое число подходов. Например, подход на основе критерия АИС (Akaike's information criterion) [3], подход, использующий байесово решающее правило [4], подход на основе MDL-критерия (minimum description length) [5]. Адаптивный способ вычисления окрестности предложен в [6]. Данный способ основан на минимизации ошибки между анализируемым изображением f и изображением, сгенерированным на основе заданной модели с использованием выбранной окрестности.

В настоящей работе для выбора окрестности изображений предлагается использовать подход, основанный на генетическом алгоритме. Генетические алгоритмы представляют собой адаптивные алгоритмы поиска минимума (максимума) заданной функции. В них используются аналоги механизмов генетического наследования и естественного отбора.

Предлагаемый алгоритм

Предлагаемый алгоритм выбора окрестности состоит из следующих шагов:

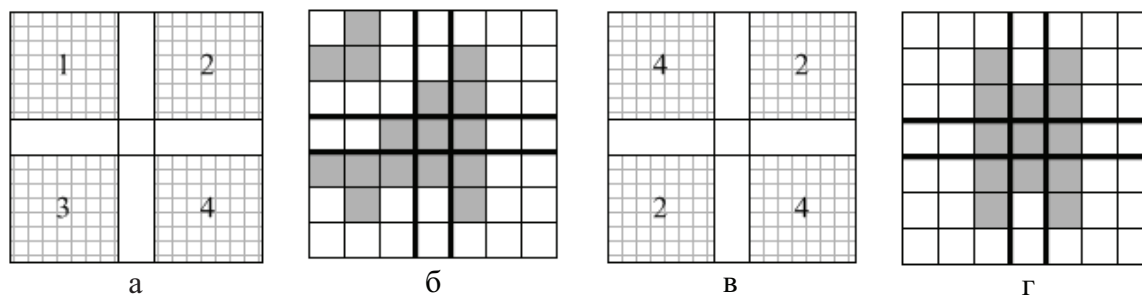


Рис.1. Оператор перестановки, исходные: а – карта расположения частей; б – окрестность; модифицированные: в – карта; г – окрестность

1) Сформировать начальную популяцию P^0 : $P^0 = \{P_l^0\}$, $l \in [1; L]$, где L – количество особей.

2) Вычислить пригодность каждой особи популяции P^k : $T_i = F(P_i^k)$, где $F(\cdot)$ – функция оценки пригодности особи.

3) Выбрать из популяции P^k родительские особи $F = \{F_i\}$:

$$F = S[P^k],$$

где $S[\cdot]$ – оператор селекции, $i \in [1; Z]$, Z – количество выбираемых особей.

4) Применить с вероятностью p_1 к выбранным родительским особям оператор скрещивания:

$$D = C[F], \quad (2)$$

где $D = \{D_i\}$ – потомки, $i \in [1; S]$, S – число потомков, $C[\cdot]$ – оператор скрещивания.

5) Применить с вероятностью p_2 к каждому из потомков оператор мутации:

$$D^M = M[D],$$

где $M[\cdot]$ – оператор мутации, D^M – набор потомков после мутации.

6) Применить к каждому потомку из набора D^M оператор перестановки:

$$D^R = R[D^M, m],$$

где $R[\cdot]$ – оператор перестановки, m – число перестановок, $D^R = \{D_{ij}^R\}$, $i \in [1; S]$, $j \in [1; m]$.

Результатом применения (2) к каждому потомку являются m особей, которые могут быть использованы при формировании новой популяции.

7) Повторять шаги 2–6, пока не будет сгенерировано новое поколение P^{k+1} популяции.

8) Повторять шаги 2–7, пока не будет сгенерировано заданное количество поколений (K) или выполнено схождение популяции.

Рассмотрим особенности предлагаемого алгоритма.

Каждая особь P_i^k популяции P^k представляет собой двумерную бинарную матрицу размера $N \times M$. Формирование особи P_i^0 начальной популяции P^0 выполняется следующим образом:

1) Сгенерировать матрицу случайных чисел W с равномерной плотностью распределения вероятностей, $W[i, j] \in [0; 1]$, $i \in [1; N]$, $j \in [1; M]$.

2) Сформировать P_i^0 на основе матрицы W следующим образом: $P_i^0[i, j] = \begin{cases} 1, & W[i, j] \geq 0.5, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$

Обычно окрестность, используемая в модели случайного поля, содержит одну компоненту связности. При этом элементы окрестности сконцентрированы вблизи её центра. Это объясняется тем, что рассматриваемый отсчёт коррелирован с ближайшими отсчётами. Поэтому использование такой окрестности наиболее эффективно в задачах обработки изображений.

В классических генетических алгоритмах [7] процесс поиска решения основан на операторах мутации, инверсии и скрещивания. Однако, как следует из результатов экспериментов, в рамках поставленной задачи использование только этих операторов недостаточно для формирования окрестности с указанными выше особенностями.

В связи с этим в алгоритм выбора окрестности включён оператор перестановки R . Принцип работы оператора основан на том, что окрестность n можно представить в виде совокупности четырех частей (рис. 1а), управляя расположением и ориентацией которых можно влиять на симметричность окрестности и концентрацию элементов окрестности относительно центрального элемента.

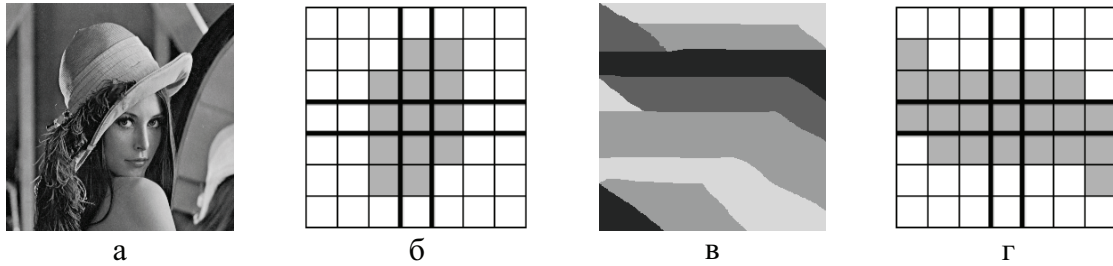


Рис. 2. Результаты выбора окрестности: а, в – исходные изображения; б, г – выбранные окрестности

С учетом того, что окрестность разбивается на 4 части, возможны 40 перестановок частей окрестности, позволяющих получить окрестность, элементы которой сконцентрированы вблизи её центра. Оценка 40 окрестностей на пригодность приводит к значительному увеличению времени выполнения алгоритма. Поэтому предлагается выполнять только t случайно выбранных вариантов перестановок.

Одним из этапов предложенного алгоритма является оценка пригодности особи популяции, т.е. пригодности окрестности n . В качестве значения пригодности окрестности предлагается использовать величину взаимной информации между отсчётом изображения и окрестностью n , которая вычисляется на основе следующего подхода [8]:

1) Сформировать изображение f' с использованием окрестности n :

$$f'[i, j] = \sum_{(k,l) \in n} W[k, l] \cdot (f[k, l])^2,$$

где $W[k, l] = \frac{1}{L}$, L – число элементов окрестности.

2) Вычислить величину взаимной информации между анализируемым изображением f и изображением f' :

$$F(n) = I(f, f') = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p_{f, f'}[i, j] \cdot \log \frac{p_{f, f'}[i, j]}{p_f[i] \cdot p_{f'}[j]},$$

где $p_f, p_{f'}$ – плотности распределения вероятностей наборов отсчетов изображений f и f' , $p_{f, f'}$ – совместная плотность распределения вероятности отсчетов f и f' , $F(n)$ – величина пригодности рассматриваемой окрестности n .

В ряде случаев при выполнении оценки пригодности можно использовать величину коэффициента корреляции между отсчётом и его окрестностью.

Одним из операторов, используемых в генетических алгоритмах, является оператор инвер-

сии. В предложенном алгоритме оператор инверсии не применяется, так как результаты экспериментов показывают, что это не позволяет сойтись популяции.

Исследование алгоритма

При проведении численных экспериментов использовались следующие значения параметров:

- 1) Размер популяции: $L \geq 100$ особей.
- 2) Вероятность выполнения оператора мутации: $p_1 = 0.8$, оператора скрещивания: $p_2 = 0.8$.
- 3) При скрещивании используются две родительские особи, на основе которых генерируются два потомка.
- 4) Количество поколений: $K \leq 10$.
- 5) Число возможных перестановок для одной окрестности: $m = 5$.
- 6) Размер искомой окрестности: 7×7 элементов.

Результаты выбора окрестности для тестовых изображений показаны на рис. 2.

Для оценки эффективности предлагаемого подхода к выбору окрестности рассмотрим возможность использования выбранной окрестности при восстановлении изображений. При проведении эксперимента предлагается:

- 1) Выбрать на основе предложенного подхода окрестность n изображения f .
- 2) Исказить изображение f аддитивным белым гауссовым шумом e с дисперсией σ_e :

$$g = f + e.$$

3) Выполнить восстановление изображения g , используя усредняющий фильтр и выбранную окрестность n .

4) Вычислить величину отношения сигнал/шум:

$$SNR = \frac{\sum_{i=1}^{ht} \sum_{j=1}^{wd} (f[i, j] - \mu)^2}{\sum_{i=1}^{ht} \sum_{j=1}^{wd} (f[i, j] - \tilde{f}[i, j])^2},$$

Таблица 1

Оценка качества искажённых изображений

Изображение \ σ_e	0.01	0.04	0.07	0.1
Рис. 2а	4.515604	1.266387	0.787516	0.606654
Рис. 2в	5.892356	1.633133	1.055759	0.809047

Таблица 2

Результаты восстановления изображений

Изображение \ σ_e		0.01	0.04	0.07	0.1	
Рис. 2а	Окрестность	3×3	12.71509	6.74946	4.62248	3.68681
		5×5	9.66568	7.33129	5.43087	4.88205
		7×7	7.24437	6.20837	5.32275	4.66897
		9×9	5.74635	5.17478	4.63644	4.18155
		A	13.15048	7.61318	5.79300	4.92827
Рис. 2в	Окрестность	3×3	23.06343	10.36175	6.72363	5.08438
		5×5	20.45171	13.43482	9.68899	7.50686
		7×7	15.72071	12.23908	9.51510	7.65398
		9×9	12.46137	10.47126	8.50798	7.04065
		A	23.47525	14.32168	9.97473	7.66300

где μ – среднее отсчетов изображения f , \hat{f} – восстановленное изображение, полученное на основе g .

В табл. 1 приведена оценка величины сигнал/шум искаженных изображений. Оценка качества фильтрации изображений, искажённых аддитивным белым гауссовым шумом с дисперсией σ_e , приведена в табл. 2, где «А» обозначает, что окрестность выбиралась на основе предложенного алгоритма. При проведении экспериментов было отмечено снижение средней пригодности популяции при увеличении уровня искажений изображения.

Выводы

Локальная модель случайного поля часто применяется при решении различных задач обработки изображений. Одна из задач, возникающих при использовании модели, заключается в выборе окрестности, учитывающей свойства описываемого изображения. В работе предлагается алгоритм, позволяющий выбирать окрестность изображения, которая учитывает его особенности. Эффективность предложенного алгоритма подтверждается результатами использования выбранной окрестности при восстановлении изображений.

Список литературы

1. Белокуров А., Сечко В. Стохастические модели в задачах анализа и обработки изображений // Зарубежная радиоэлектроника. 1994. № 2. С. 3–17.
2. Гай В.Е. Разработка математических моделей многомасштабного представления цифровых изображений // Системы управления и информационные технологии. 2007. № 4.1 (30). С. 136–140.
3. Akaike H. Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models // Biometrika. 1974. Vol. 60. P. 255–265.
4. Rissanen J. Modeling by shortest data description // IEEE Transaction on Information Theory. 1978. Vol. 14. P. 465–471.
5. Kashyap R.L., Chellappa R. Estimation and choice of neighbors in spatial-interaction models of images // IEEE Transaction on Information Theory. 1983. Vol. IT-29. P. 60–72.
6. Bennett J., Khotanzad A. A spatial correlation method for neighbor set selection in random field image models // IEEE Transactions on Image Processing. 1999. Vol. 8. №. 5. P. 734–740.
7. Гладков Г.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. 320 с.
8. Liu J., Moulin P. Information-theoretic analysis of interscale and intrascale dependencies between image wavelet coefficients // IEEE Transaction on Image Processing. 2001. V. 10. P. 1647–1658.

GENETIC ALGORITHM FOR IMAGE LOCAL NEIGHBORHOOD SELECTION

V.E. Gai

The evolution approach is studied to be used for the neighborhood configuration selection of the image counting. The results of using neighborhoods with selectable and a priori specified configurations are shown in solving an image restoration problem.

Keywords: digital image processing, genetic algorithm, neighborhood selection.