

О. С. Мезенцева, А. А. Андреев (Ставрополь, СевКавГТУ).
Фильтрация сильно зашумленных изображений.

В процессах, предшествующих распознаванию и анализу изображения, очень важную роль играет предобработка, или очистка изображения от шумов. Источником шумов могут быть как помехи в передающих устройствах, или несовершенство оптической техники, с помощью которой изображение было получено, так и дефекты на поверхности самого объекта, изображение которого должно быть подвержено анализу или распознаванию.

Задача предобработки изображения состоит в том, чтобы максимально снизить влияние шумовой составляющей и при этом оказать минимальное воздействие на исходный контур изображения.

Среди алгоритмов фильтрации изображений особое место занимают алгоритмы фильтрации для сильно зашумленных изображений, или изображений малой контрастности, где энергия шумовой составляющей сравнима с энергией исходного изображения.

В работе, представленной данным сообщением, представлен подход к решению этой проблемы, в основе которого лежит идея анализа сегментов изображения с точки зрения их вклада в формирование исходного изображения. Этот процесс позволяет находить сегменты изображения, которые менее подвержены воздействию шума, а затем интерполировать изображение в более зашумленных областях.

1. Построение гиперповерхности. Рассмотрим изображение как поверхность в трехмерном пространстве, или как двумерный вектор

$$F = \{f_{ij} > 0, n > 0, m > 0, i = 0, \dots, n, j = 0, \dots, m\}, \quad (1)$$

где f_{ij} — амплитуда изображения в точке $[i; j]$, n, m — размеры изображения.

Введем множество Λ векторов вида

$$\Lambda = \{\lambda^{p_1, p_2, q_1, q_2}, n > p_2 > p_1, m > q_2 > q_1\},$$

$$\lambda_{ij}^{p_1, p_2, q_1, q_2} = \begin{cases} 1, & i \in [p_1, \dots, p_2] \text{ или } j \in [q_1, \dots, q_2], \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

где p_1, p_2, q_1, q_2 — индексы, $\lambda_{ij}^{p_1, p_2, q_1, q_2}$ — двумерный вектор с размерами $n \times m$.

Векторы из множества Λ представляют собой множество характеристических функций для всевозможных прямоугольных областей вектора изображения F .

Введем на множестве Λ функцию $L(\lambda^{p_1, p_2, q_1, q_2}) = (p_2 - p_1)(q_2 - q_1)$.

Пусть $\lambda_1 = \lambda^{p_{11}, p_{12}, q_{11}, q_{12}}$ и $\lambda_2 = \lambda^{p_{21}, p_{22}, q_{21}, q_{22}}$ — два произвольных вектора из множества Λ , оценим значение величины $L(\lambda_1 + \lambda_2)$ при различных значениях $p_{11}, p_{12}, q_{11}, q_{12}$ и $p_{21}, p_{22}, q_{21}, q_{22}$, т. е. при различных расположениях прямоугольников T_1 и T_2 с характеристическими функциями λ_1 и λ_2 соответственно. Так как векторы λ_1 и λ_2 выбраны произвольно, необходимо рассмотреть три варианта:

1) пусть T_1 пересекает T_2 , но не лежит в T_2 , тогда

$$L(\lambda_1 + \lambda_2) < L(\lambda_1) + L(\lambda_2); \quad (2)$$

2) пусть T_1 лежит в T_2 или T_2 лежит в T_1 , тогда

$$L(\lambda_1 + \lambda_2) < L(\lambda_1) + L(\lambda_2); \quad (3)$$

3) пусть T_1 и T_2 не пересекаются, тогда

$$L(\lambda_1 + \lambda_2) = L(\lambda_1) + L(\lambda_2). \quad (4)$$

Таким образом, из (2)–(4), можно сделать вывод, что

$$L(\lambda_1 + \lambda_2) \leq L(\lambda_1) + L(\lambda_2) \quad \text{для любых } \lambda_1, \lambda_2 \in \Lambda. \quad (5)$$

Рассмотрим множество G векторов вида

$$G = \{g^{p_1, p_2, q_1, q_2}, \quad n > p_2 > p_1, \quad m > q_2 > q_1\}, \quad g_{ij}^{p_1, p_2, q_1, q_2} = f_{ij} \times \lambda^{p_1, p_2, q_1, q_2},$$

где f_{ij} — элементы вектора F , $\lambda^{p_1, p_2, q_1, q_2}$ — векторы из множества Λ . Если в качестве операций сложения и умножения на число взять операции поэлементного сложения элементов векторов и поэлементного умножения элементов векторов на число, то, очевидно, что G представляет собой линейное пространство [1].

Введем на множестве G норму φ следующим образом:

$$\varphi(g^{p_1, p_2, q_1, q_2}) = (1 + L(\lambda^{p_1, p_2, q_1, q_2})) \left(\sum_{i=p_1}^{p_2} \sum_{j=q_1}^{q_2} g_{ij}^{p_1, p_2, q_1, q_2} \right), \quad (6)$$

где g^{p_1, p_2, q_1, q_2} — вектор из множества G , $\lambda^{p_1, p_2, q_1, q_2}$ — вектор из множества Λ . Учитывая (5), получим

$$\varphi(g_1 + g_2) \leq \varphi(g_1) + \varphi(g_2) \quad \text{для любых } g_1, g_2 \in G;$$

таким образом, φ является нормой на множестве G .

Рассмотрим гиперповерхность, образованную значениями φ от параметров p_1, p_2, q_1, q_2 , участвующих в формировании векторов g множества G .

2. Анализ гиперповерхности. Заметим, что для любых i, j существуют такие i_1, j_1, i_2, j_2 , что

$$f_{ij} - \varphi[i_1, j_1, i_2, j_2] = \min, \quad (7)$$

где f_{ij} — элементы вектора из (1), i, j, i_1, j_1, i_2, j_2 — такие индексы, что $i_1 < i < i_2$, $j_1 < j < j_2$, φ — поверхность из (6), $\min$ — значение минимума.

Выберем i_1, j_1, i_2, j_2 следующим образом:

$$D(\varphi[i_1, j_1, i_2, j_2]) = \min, \quad (8)$$

где D — дисперсия значений поверхности φ в области $i_1 < i < i_2$, $j_1 < j < j_2$.

Свойство (7) использует тот факт, что изображение состоит из областей, в определенной мере близких по своим статистическим параметрам, т. е. из областей, в которых происходит плавное изменение цветовых характеристик. Эти области несут полезную информацию, которая позволяет интерполировать «плавные» значения в область зашумления, с помощью окна, которое адаптирует свой размер и форму. Интерполяция осуществляется по следующей формуле:

$$l_{ij} = \varphi[i_1, j_1, i_2, j_2],$$

где l_{ij} — элементы вектора восстановленного изображения, φ — поверхность из (6), i_1, j_1, i_2, j_2 — индексы, определенные в соответствии с условием (8).

3. Оптимизация алгоритма. Вычисление значений гиперповерхности φ — это очень ресурсоемкий алгоритм, помимо этого граф алгоритма [6] представляет собой последовательность связанных узлов, начиная с цикла по переменной j_2 , что говорит о невозможности его параллельного выполнения.

Введем следующие обозначения:

$$S_{i_1, j_1, i_2, j_2} = \varphi[i_1, j_1, i_2, j_2], \quad r_{i_1, i_2, n_1} = \sum_{i_1}^{i_2} f_{i, n_1}, \quad c_{j_1, j_2, n_2} = \sum_{j_1}^{j_2} f_{n_2, j},$$

где f_{ij} — элементы вектора из (1), φ — поверхность из (6), $i, j, i_1, j_1, i_2, j_2, n_1, n_2$ — индексы. Назовем c и r частичными суммами, а S — суммой. Несложно заметить, что

$$S_{i_1, j_1, i_2+1, j_2} = S_{i_1, j_1, i_2, j_2} + c_{j_1, j_2, i_2+1}, \quad S_{i_1, j_1, i_2, j_2+1} = S_{i_1, j_1, i_2, j_2} + r_{i_1, i_2, j_2+1}.$$

Таким образом, суммы S по переменным i и j можно вычислить независимо друг от друга через частичные суммы c и r .

4. Практические результаты. Данный метод нашел применение при обработке видеоизображений лазерной маркировки, нанесенной на сапфировые пластины, перед распознаванием символов маркировки.

На рис. а) изображен фрагмент изображения маркировки хорошего качества. На рис. б) можно увидеть фрагмент изображения маркировки на пластине после постобработки, полученный в неблагоприятных условиях. На рис. в) изображен результат действия метода шумоподавления, предложенного в данной работе.

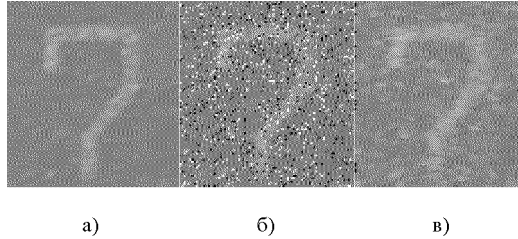


Рис. а) — фрагмент изображения маркировки хорошего качества, б) — изображения маркировки плохого качества, в) — фрагмент изображения после применения метода шумоподавления

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Колмогоров А. Н., Фомин С. В. Элементы теории функций и функционального анализа. М.: Наука, 1975.
2. Chambolle A. Inverse problems in image processing and image segmentation: some mathematical and numerical aspects. — Springer Lecture Notes, 2000.
3. Прэтт Э. Цифровая обработка изображений. М.: Мир, 1982.
4. Грузман И. С., Киричук В. С., Косых В. П., Перетягин Г. И., Спектор А. А. Цифровая обработка изображений в информационных системах. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000.
5. Forsyth D. A., Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach. New Jersey: Prentice Hall, 2003.
6. Воеводин В. В. Математические основы параллельных вычислений. М.: Изд-во МГУ, 1991.
7. Червяков Н. И., Сажнюк П. А., Шапошников А. В., Ряднов С. А. Модулярные параллельные структуры нейропроцессорных систем. М.: Физматлит, 2003.