СЛЕПАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЛИНЕЙНЫХ ИСКАЖЕНИЙ В ВЕКТОРНОМ КАНАЛЕ ФОРМИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А.А. Векшин, О.В. Горячкин

Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, г.Самара

1. Введение

Коррекция линейных искажений изображений различного происхождения (радиометрических, радиоастрономических, оптических, акустических, рентгеновских, инфракрасных) - это задача восстановления двумерного, пространственно ограниченного, неотрицательного сигнала [1], искаженного линейным оператором.

Источники линейных искажений это, например, дефокусировка объектива оптической системы формирования изображения, скоростной сдвиг (смаз) изображения вследствие движения объекта в процессе экспозиции, различного рода дифракционные ограничения (т.е. ограничение пространственного спектра изображения регистрирующим устройством), влияние среды распространения (например, атмосферная турбулентность).

Часто исследователю известна форма импульсной характеристики искажающего изображение канала [2], тогда коррекция изображения может быть осуществлена линейным оптимальным или субоптимальным фильтром, построенным в соответствии с той или иной стратегией регуляризации [3].

Слепая коррекция изображений задача, возникающая в случае отсутствия априорной информации об импульсной характеристике (ИХ) канала формирования. Особенно актуальна задача слепой коррекции линейных искажений изображений в задачах дистанционного зондирования Земли, астрономии, медицине.

Возможности слепой идентификации векторного канала формирования изображений несколько шире, чем скалярного. Это обстоятельство не раз отмечалось в литературе [4] по слепой обработке сигналов и исторически привело к более широкому применению методов слепой идентификации в данном случае.

Задачу слепой идентификации и коррекции векторного линейного стационарного канала формирования изображений на фоне аддитивных шумов можно представить в следующем виде:

$$\mathbf{z}_{i,j} = \sum_k \sum_l \mathbf{v}_{k-j,l-i} y_{k,l} + \mathbf{n}_{i,j}, \qquad (1)$$

где $\mathbf{v}_{k,l}$ - неизвестная векторная импульсная характеристика многомерного канала (или функция рассеяния точки (ФРТ)) формирования m наблюдаемых, искаженных изображений $\mathbf{z}_{i,j}$; $y_{k,l}$ - неизвестное истинное изображение; $\mathbf{n}_{i,j}$ - аддитивные гауссовские помехи, действующие в каждом канале независимо. Под изображением понимается положительная функция 2-х дискретных аргументов i, j. Т.о. фактически мы имеем модель системы формирования изображений с одним входом и множественным выходом (Single-Input Multi-Output или SIMO).

2. Алгоритмы слепой коррекции многомерных сигналов

Для случая, когда имеется модель системы SIMO, т.е. имеется несколько реализаций искаженного изображения, прошедшего каналы с разной функцией рассеяния точки (ФРТ) можно применить метод, известный в литературе по слепой идентификации одномерных сигналов, как метод взаимных отношений [4]. Одним из путей использования данного подхода является алгоритм, описанный в [5]. Рассмотрим этот алгоритм более подробно и будем называть его далее алгоритмом Катковника.

Пусть на входе системы присутствует неизвестное изображение $y(x), x \in X$, где $X = \{x_1, x_2 : x_1 = 1,2,\ldots,n_1, x_2 = 1,2,\ldots,n_2\}$, размера $n_1 \times n_2$. Наблюдаемый фрагмент представляет собой дискретную свертку входа $y(x)$ и функций размытия точки $v_i(x)$, искаженную белым гауссовским шумом:

$$z_i(x) = (y * v_i)(x) + \sigma_i \eta_i(x), i = 1,\ldots, L. \tag{2}$$

Проблема заключается в том, чтобы восстановить исходное изображение y и функции размытия точки $v_i(x)$ по реализациям $\{z_i(x) : x \in X, j = 1,\ldots, L\}$.

Базовый квадратичный критерий минимизации функции имеет вид:

$$J = \sum_{j=1}^{L} \frac{1}{\sigma_j^2} \sum_f |Z_j - YV_j|^2 + \lambda_2 \sum_f |Y|^2 + \lambda_1 \sum_{j,p=1}^{L} d_{jp} \sum_f |Z_j V_p - Z_p V_j|^2 + \lambda_3 \sum_{j=1}^{L} \sum_f |V_j|^2, \tag{3}$$

$$d_{jp} = \frac{n_1 n_2}{\sigma_j^2 \sum_f |V_p|^2 + \sigma_p^2 \sum_f |V_j|^2}$$

Здесь заглавные буквы использованы для обозначения преобразования Фурье, а аргумент f (частота) опущен для краткости. Далее для обозначения преобразования Фурье будет использован символ $F\{\bullet\}$.

Оценка сигнала и функции размытия точки - это решение проблемы:

$$(y, v) = \arg_{y \in Q_y, v_j \in Q_{v_j}} \min J . \tag{4}$$

Рекурсивный алгоритм проекции градиента использует следующие этапы.

Во первых, вычисляются значения $Y^{(K)}$ и V_j^k:

$$Y^{(K)} = Y^{(K-1)} - \alpha_K \partial Y^* J(Y^{(k-1)}, V^{(k-1)}),$$

$$V_j^k = V_j^{(k-1)} - \beta_K \partial Y^* J(Y^{(k)}, V^{(k-1)}), \tag{5}$$

где $k = 1,...; \alpha_k > 0$ и $\hat{\beta}_k > 0$ - параметры размера шага, и звездочка обозначает комплексно-сопряженную величину.

Во вторых, $Y^{(K)}$ и V_j^k проецируются на множествах Q_y и Q_{v_j}:

$$P_{Q_y}\{y\} = \max\{0, \min(1, y)\}, \tag{6}$$

$$P_{Q_{v_j}}\{v_j\} = v_j \Big/ \sum_x v_j(x), v_j \geq 0,$$

$$v_j(x) = 0, если\, |x_1| > \Delta, |x_2| > \Delta. \tag{7}$$

В формуле (5) предполагаются определённые инициирующие значения для ($Y^{(K)}$, V_j^k). Нормирование функций размытия точки может быть проведено в частотной области при помощи замены

$$V_j^{(K)} \text{ на } \frac{V_j^{(K)}}{V_j^{(K)}(0)}, \text{ как } V_j^{(K)}(0) = \sum_x v_j^{(k)}(x), \text{ где } v_j^{(k)} = F^{-1}\{V_j^{(k)}(f)\}.$$

Проекция на Q_y требует обратного преобразования Фурье $y^{(k)} = F^{-1}\{Y^k(f)\}$ при вычислении проекции по формуле (7).

Конечные формулы для итераций приведены будут иметь вид:

$$Y^{(K)} = P_{Q_y}\{(1-\alpha_k)Y^{(k-1)} + \alpha_k \frac{\sum_j Z_j V_j^{*(k-1)} \Big/ \sigma_j^2}{\sum_j |V_j^{(k-1)}|^2 / \sigma_j^2 + \lambda_2}\}; \tag{8}$$

$$V_i^k = P_{Q_{v_i}}\{(1-\beta_k)V_i^{(k+1)} + \beta_k \frac{Z_i Y^{*(k-1)} / \sigma_i^2 + \lambda_1 Z_i \sum_{i,j \neq i} d_{ij}^{(k-1)} V_i^{(k-1)} Z_j^*}{|Y(k)|^2 / \sigma_i^2 + \lambda_1 \sum_{i,j \neq i} d_{ij}^{(k-1)} |Z_i^2| + \lambda_3}\}. \tag{9}$$

Приведем схему алгоритма согласно [5]:

1. Инициализация. Используются гауссова функция рассеяния точки (ФРТ) и среднее из исходных изображений для начальных оценок.
2. Оценка изображения по формуле (8).
3. Фильтрация изображения адаптивным шумоподавляющим фильтром.
4. Проекция изображения согласно (7).

5. Оценка ФРТ.
6. Проекция ФРТ.
7. Фильтрация ФРТ адаптивным шумо-подавляющим фильтром.
8. Повторение шагов 2-7 для достижения сходимости.

С целью упрощения алгоритма, описанного в [5], был изменен критерий (3) и последовательно применен метод взаимных отношений [4]:

$$J = \sum_{i,j=1}^{L} d_{ij} \sum_{f} |Z_j V_i - Z_i V_j|^2 + \lambda \sum_{j=1}^{L} \sum_{f} |V_j|^2, \tag{10}$$

где $d_{ij} = \dfrac{n_1 n_2}{\sigma_i^2 \sum_f |V_j|^2 + \sigma_j^2 \sum_f |V_i|^2}$.

Методом градиентного спуска получена новая формула итерационного процесса для оценки ФРТ:

$$V_j^k = P_{Q_{V_j}} \{(1-\beta_k) V_j^{(k+1)} + \beta_k \frac{Z_j \sum_{i, i \neq j} d_{ij}^{(k-1)} V_i^{(k-1)} Z_i^*}{\sum_{i, i \neq j} d_{ij}^{(k-1)} |Z_i^2| + \lambda}\}. \tag{11}$$

Оценка изображения в каждой итерации по формуле (8) заменена на непосредственную прямую оценку по алгоритму Люси-Ричардсона.

Т.о. в модифицированном варианте алгоритма удалось отказаться от непараметрической фильтрации изображения в каждой итерации, что значительно увеличило скорость работы алгоритма.

3. Экспериментальные результаты

В результате проведенного математического моделирования работы описанных алгоритмов получена зависимость относительной погрешности восстановления изображения от отношения сигнал/шум, показанная на рис.1. Для качественного анализа эффективности работы алгоритмов на рис. 2 показаны результаты моделирования линейных искажений в 3-х канальной системе регистрации изображений.

4. Заключение

В статье проанализирован один из наиболее эффективных современных алгоритмов слепой коррекции векторных изображений, который включает в себя критерий для минимизации, формулы, оценивающие ФРТ и изображение в каждой итерации, а также введенную для регуляризации оценок фильтрацию изображения в каждой итерации. В результате работ по изучению алгоритма [5] и поиску более эффективной его модификации был изменен критерий качества восстановления и выведены новые формулы для итерационного процесса на основе метода наискорейшего спуска. В результате алгоритм освободился от необходимого

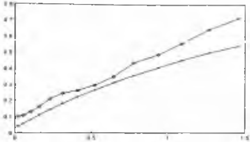

Рис. 1. Зависимость относительной погрешности восстановления изображения от дисперсии шума, O - алгоритм Катковника [5], X - предлагаемый модифицированный алгоритм

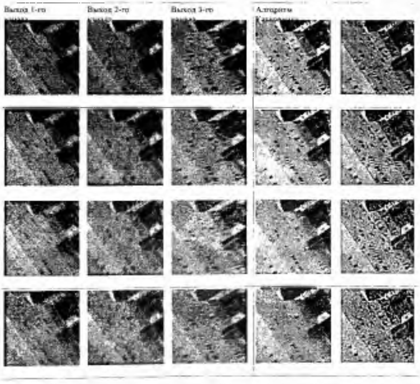

Рис. 2. Результаты моделирования, представленные для качественного анализа

ранее сглаживающего оператора, применяемого на каждой итерации, тем самым значительно увеличилась скорость работы алгоритма.

В результате проведенного моделирования установлено, что модифицированный алгоритм по евклидовой норме остается ближе к истинному изображению, чем исходный, при различных уровнях шумов. Были продемонстрированы изображения восстановленные модифицированным и исходным методом при разных уровнях шумов, из которых видно, что при больших шумах в алгоритме Катковника теряются малоразмерные детали, в тоже время у модифицированного алгоритма этого эффекта не наблюдается.

Список использованных источников

1. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. В.А.Сойфера. – М.: Физматлит, 2001. – 784 с.

2. Василенко Г.И., Тараторин А.М. Восстановление изображений. – М.: Радио и связь. 1986. – 304 с.

3. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач.-М.: Наука, 1986.-256 с.

4. Горячкин О.В. Методы слепой обработки сигналов и их приложения в системах радиотехники и связи. – М.: Радио и связь, 2003. – 230с.

5. Katkovnik V., Paliy D., Egiazarian K., Astola J. Frequency domain blind deconvolution in multiframe imaging using anisotropic spatially-adaptive denoising // EUSIPCO, 2006. - C.5

СЛЕПАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ЕЕ ПРИЛОЖЕНИЯ В СИСТЕМАХ РАДИОТЕХНИКИ И СВЯЗИ

О.В. Горячкин

Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики,г.Самара

В общем виде задачу слепой обработки сигналов (СОС) (blind signal processing) можно сформулировать как цифровую обработку неизвестных сигналов, прошедших линейный канал с неизвестными характеристиками на фоне аддитивных шумов.

«Слепая проблема» часто возникает при обработке сигналов в системах радиотехники, в том числе в системах радиолокации, радионавигации, радиоастрономии, цифрового телевидения; в системах радиосвязи; в задачах цифровой обработки речи, изображений [1-7].

Различают два основных типа задач слепой обработки сигналов: слепая идентификация канала (оценка неизвестной импульсной характеристики или передаточной функции), слепое выравнивание (или