Уменьшение вычислительной сложности алгоритмов псевдоградиентного оценивания параметров изображений при априорной оптимизации объема локальных выборок

М.Г. Царев[1], Д.Г. Краус[1]

[1]Ульяновский государственный технический университет, Северный Венец, 32, Ульяновск, Россия, 432027

Аннотация. При псевдоградиентном оценивании параметров изображений скорость сходимости оценок и вычислительные затраты в значительной степени зависят от объема локальной выборки отсчетов изображений, используемой для нахождения псевдоградиента. Рассмотрена возможность априорной оптимизации объема локальной выборки с целью минимизации вычислительных затрат при оценивании одного параметра межкадровых геометрических деформаций изображений. В качестве критерия оптимизации выбран минимум приведенных вычислительных затрат на условную единицу математического ожидания улучшения оценки. Приведены блок-схема одного из возможных алгоритмов нахождения оптимального объема локальной выборки для итерации оценивания и пример результатов расчета.

1. Введение

В последнее время широкое распространение получили системы, исходной информацией в которых являются динамические массивы данных, представляемые в виде изображений, поскольку такое представление обладает наглядностью, компактностью и информационной емкостью.

2. Описание метода

Методы оценивания параметров изображений базируются, как правило, на четырех подходах, связанных с сопоставлением фрагментов изображений, пространственно-временной фильтрацией, морфологическим анализом и анализом оптического потока. Для изображений больших размеров эффективно построение обработки на базе псевдоградиентных алгоритмов (ПГА) [1-3], основанных на анализе оптического потока. При этом вектор оценок $\hat{\vec{\alpha}}$ исследуемых параметров $\vec{\alpha}$ формируется итеративно:

$$\hat{\vec{\alpha}}_t = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1} - \mathbf{\Lambda}_t \vec{\beta}_t(\mathrm{Q}),$$

где $\mathbf{\Lambda}_t$ - матрица усиления, $\vec{\beta}_t$ - псевдоградиент целевой функции (ЦФ) Q, характеризующей качество оценивания, $t = \overline{1, T}$ - номер итерации; $\hat{\vec{\alpha}}_o$ - начальное приближение параметров. ПГА рекуррентны, сочетают хорошие точностные характеристики с высоким быстродействием, не требуют предварительной оценки параметров исследуемых изображений и применимы к изображениям с плавно меняющейся неоднородностью. Формируемые ПГА оценки параметров сходятся к оптимальным значениям при довольно слабых условиях [4] и устойчивы к импульсным помехам [5].

Исследование временной динамики изображений приводит к необходимости анализа параметров последовательностей кадров изображений, в частности, межкадровых геометрических деформаций, например, изображений $\mathbf{Z}^{(1)} = \left\{z^{(1)}_{\bar{j}}\right\}$ и $\mathbf{Z}^{(2)} = \left\{z^{(2)}_{\bar{j}}\right\}$, где $\bar{j} \in \Omega$, Ω - сетка отсчетов. При оценивании межкадровых деформаций в условиях, когда возможно пренебречь яркостными искажениями в качестве ЦФ ПГА выбирают, как правило, средний квадрат межкадровой разности, а при межкадровых яркостных искажениях, близких к линейным, - выборочный коэффициент межкадровой корреляции [6].

Ключевой проблемой является повышение быстродействия ПГА. Одним из подходов в рамках решения этой проблемы является уменьшение объема μ двумерной локальной выборки $Z_t = \left\{z^{(2)}_{\bar{j}t}, \tilde{z}^{(1)}_{\bar{j}t}\right\}$, используемой на каждой итерации оценивания для нахождения псевдоградиента $\vec{\beta}(\mathrm{Q})$ ЦФ, где $z^{(2)}_{\bar{j}t} \in \mathbf{Z}^{(2)}$, $\tilde{z}^{(1)}_{\bar{j}t} = \tilde{\mathbf{Z}}^{(1)}$; $\tilde{\mathbf{Z}}^{(1)}$ – передискретизированное по текущим оценкам $\hat{\bar{\alpha}}_{t-1}$ параметров межкадровых деформаций изображение $\mathbf{Z}^{(1)}$. Однако возможности априорной и апостериорной оптимизации объема локальной выборки на итерациях псевдоградиентного оценивания по различным критериям оптимальности исследованы слабо. Ниже рассмотрена возможность априорной оптимизации объема локальной выборки по критерию минимума вычислительных затрат при оценивании одного параметра.

Пусть в соответствии с заданной погрешностью оценивания параметра α рассогласование $\varepsilon = \alpha_{\text{т}} - \hat{\alpha}$ оценки $\hat{\alpha}$ параметра и его точного значения $\alpha_{\text{т}}$ должно измениться от $\varepsilon_{\max}$ до $\varepsilon_{\min}$. Для приведенных условий рассмотрим возможность минимизации вычислительных затрат ПГА за счет оптимизации объема локальной выборки для каждой итерации оценивания. При этом используем следующий критерий оптимальности.

На каждой t-й итерации псевдоградиентного оценивания будем искать такой объем μ_t локальной выборки, который обеспечивает минимум вычислительных затраты на условную единицу математического ожидания улучшения оценки $\Delta\alpha_t$ параметра

$$\mu_t = k\big|_{\min \frac{g(k)}{\Delta\alpha_t}},\ k = 1,\ 2,\ \ldots,$$

где: $g(k)$ - вычислительные затраты на выполнение алгоритмом t-й итерации при объеме локальной выборки, равном k; отношение $g(k)/\Delta\alpha_t$ характеризует приведенные вычислительные затраты на условную единицу математического ожидания улучшения оценки.

Поскольку на итерациях оценивания рассогласование параметра последовательно изменяется от $|\varepsilon_{\max}|$ до $|\varepsilon_{\min}|$, то за T итераций предложенный критерий обеспечит и минимальные суммарные вычислительные затраты

$$G = \sum_{t=1}^{T} g(\mu_t),$$

где T - число итераций, необходимое для выполнения условия $|\varepsilon_T| < |\varepsilon_{\min}|$.

Детальный анализ вычислительных затрат требует не только учета особенностей и структуры расчетного соотношения, но и большого числа других влияющих факторов. К таким факторам можно отнести время и условия считывания отсчета(ов) анализируемых изображений, тип вычислительного устройства, время, затрачиваемое на операции сложения, умножения, деления, обращения к памяти, пересылки и другие вспомогательные операции. Многие из этих факторов зависят от конкретных устройств регистрации изображений и используемых вычислительных средств. Поэтому в рамках данной работы составляющие вычислительных затрат конкретизировать не будем. Однако будем считать, что вычислительные затраты $g(\mu_t)$ на выполнение ПГА t-й итерации содержат две составляющие:

$g(\mu_t) = g_{Zt} + g_O$,

где: g_{Zt} - затраты на формирование локальной выборки; g_O - остальные вычислительные затраты.

При этом затраты на формирование локальной выборки будем считать пропорциональными объему μ локальной выборки: $g_{Zt} = \mu \Delta g$, где Δg - вычислительные затраты на формирование локальной выборки единичного объема. Тогда

$g(\mu_t) = \Delta g\left(c^{-1} + \mu_t\right)$,

где $c = \Delta g / g_O$ - коэффициент, характеризующий долю g_O при увеличении объема локальной выборки на единицу.

Для релейных ПГА математическое ожидание величины улучшения оценки $\Delta\alpha_t$ исследуемого параметра на t-й итерации алгоритма можно найти, использовав вероятности сноса оценок [7,8]

$\Delta\alpha_t = \mathrm{M}[\varepsilon_{t+1} - \varepsilon_t] = (\varepsilon_t - \lambda_t)\rho^- + \varepsilon_t \rho^o + (\varepsilon_t + \lambda_t)\rho^+ = \varepsilon_t + \lambda_t\left(\rho^+ - \rho^-\right)$,

где ρ^+ - вероятность того, что при заданном рассогласовании ε оценка $\hat{\alpha}$ изменится в сторону точного значения параметра ($\operatorname{sign}\varepsilon_t = \operatorname{sign}\Delta\alpha_{t+1}$); ρ^- - вероятность того, что при заданном рассогласовании ε оценка $\hat{\alpha}$ изменится от точного значения, т. е. $\operatorname{sign}(\varepsilon_t) = -\operatorname{sign}\Delta\alpha_{t+1}$; ρ^o - вероятность того, что оценки не изменится ($\Delta\alpha_t = 0$). Очевидно, что указанные вероятности составляют полную группу событий: $\rho^+ + \rho^o + \rho^- = 1$. Заметим также, что, строго говоря, вероятность сноса ρ^+ характеризует не вероятность улучшения оценки, а вероятность изменения оценки в "правильном" направлении.

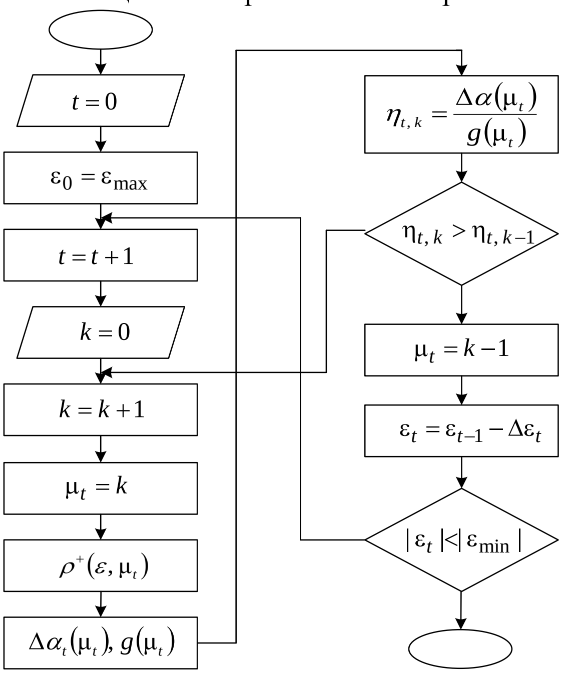

Рисунок 1. Блок схема алгоритма нахождения оптимального объема локальной выборки.

На рисунке 1 приведена блок-схема одного из возможных алгоритмов нахождения оптимального объема локальной выборки. Здесь для простоты предполагается, что $\rho^o = 0$, тогда $\rho^- = 1 - \rho^+$ и $\Delta\alpha_t = \Lambda_t\left(2\rho^+ - 1\right)$. Для последовательного расчета объема μ_t локальной выборки на t–й итерации, $t = \overline{1,T}$, в диапазоне изменения рассогласования оценки от $|\varepsilon_{\max}|$ до $|\varepsilon_{\min}|$ в качестве начальных условий задается $t = 0$ и $\varepsilon_o = \varepsilon_{\max}$. Далее находится при каком значении μ_1, т.е. при каком объеме локальной выборки на первой итерации достигается минимум приведенных вычислительных затрат (минимум отношения $g(k)/\Delta\alpha_t$). Затем производится переход к оценке объема выборки на следующей итерации, т.е. находится μ_2, и т. д., пока не выполнится условие $|\varepsilon_t| < |\varepsilon_{\min}|$.

Пример результатов расчета оптимальных значений объема локальной выборки как функции рассогласования при оценивании межкадрового параллельного сдвига изображений приведен на рисунок 2. При этом значение параметра c выбрано равным 5%. Кривая 1 соответствует отсутствии шума, а кривая 2 – отношению сигнал/шум $\sigma_x^2/\sigma_\theta^2 = 10$ в предположении аддитивной шумовой модели исследуемых изображений $\mathbf{Z}^{(1)}$ и $\mathbf{Z}^{(2)}$: $z_{\bar{j}} = x_{\bar{j}} + \theta_{\bar{j}}$, где $x_{\bar{j}}$ - информационное изображение с дисперсией σ_x^2, а $\theta_{\bar{j}}$ - независимый Гауссов шум с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_θ^2.

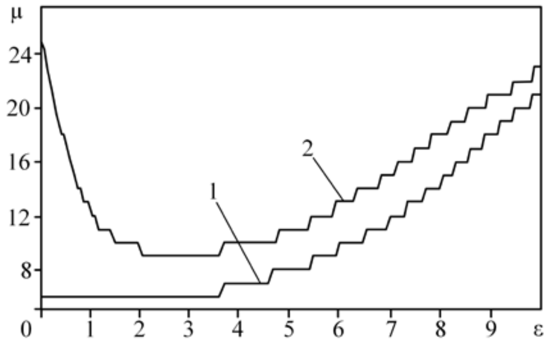

Рисунок 2. Зависимость оптимального объема локальной выборки от рассогласования.

Для условий, соответствующих кривым 1 и 2, в таблице приведены результаты эксперимента, показывающие проигрыш в вычислительных затратах при использовании постоянного объема локальной выборки ($\mu = const$) по сравнению со случаем использования оптимального объема. При задании в ПГА $\mu = const$ величина μ соответствовала усредненному значению μ_{cp} оптимального объема выборки, а также $\mu_{cp} - 2$, $\mu_{cp} - 1$, $\mu_{cp} + 1$ и $\mu_{cp} + 2$.

Таблица 1. Выигрыш в вычислительных затратах, %.

	$\mu_{cp} - 2$	$\mu_{cp} - 1$	μ_{cp}	$\mu_{cp} + 1$	$\mu_{cp} + 2$
Кривая 1	4.1	3.9	3.9	4.5	4.9
Кривая 2	2.1	1.7	1.8	2.4	2.9

Таким образом, предложенный подход для алгоритмов псевдоградиентного оценивания параметров изображений позволяет для каждой итерации оценивания найти оптимальный объем локальной выборки, обеспечивающий также минимизацию вычислительных затрат в целом.

3. Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта РФФИ № 16-01-00276.

4. Литература

[1] Su, H.R. Non-rigid registration of images with geometric and photometric deformation by using local affine Fourier-moment matching / H.R. Su, S.H. Lai // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2015. – P. 2874-2882. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298905.

[2] Moritz, P. A linearly-convergent stochastic L-BFGS algorithm / P. Moritz, R. Nishihara, M.I. Jordan // Proceedings of the 19th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, AISTATS 2016. – Cadiz, Spain. – 2016. – P. 249-258.
[3] Ташлинский, А. Г. Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей. – Ульяновск: УлГТУ, 2000. – 131 с.
[4] Цыпкин, Я.З. Информационная теория идентификации / Я.З. Цыпкин – М.: Наука. Физматлит, 1995. – 336 с.
[5] Tashlinskii, A.G. The specifics of pseudogradient estimation of geometric deformations in image sequences / A.G. Tashlinskii // Pattern recognition and image analysis. – 2008. – Vol. 18(4). – P. 701-706. DOI: 10.1134/S1054661808040275.
[6] Tashlinskii, A.G. Pseudogradient Estimation of Digital Images Interframe Geometrical Deformations / A.G. Tashlinskii // Vision Systems: Segmentation & Pattern Recognition, 2007. – Vienna, Austria: I Tech Education and Publishing. – P. 465–494. DOI: 10.5772/4975.
[7] Ташлинский, А.Г. Методика анализа погрешности псевдоградиентного измерения параметров многомерных процессов / А.Г. Ташлинский, В.О. Тихонов // Известия вузов: Радиоэлектроника. – 2001. – Т. 44, № 9. – С. 75-80.
[8] Ташлинский, А.Г. Вероятность сноса оценок параметров межкадровых геометрических деформаций изображений при псевдоградиентном измерении / А.Г. Ташлинский, И.В. Воронов // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2014. – Т. 16, №6(2). – С. 612-615.

Reduction of the computational complexity of pseudogradient estimation of image parameters algorithms for a priori optimization of the local samples volume

M.G. Tsaryov [1], D.G. Kraus[1]

[1]Ulyanovsk State Technical University, Severnii Venetz, 32, Ulyanovsk, Russia, 432027

Abstract. At pseudogradient estimation of image parameters the estimates convergence character and computational expenses essentially depend on image samples local sample size used for obtaining the pseudogradient. In the paper the possibility of a priori optimization of the volume of a local sample to minimize computational costs at geometrical images deformations estimation is considered. The minimum of the given computational costs for the conventional unit of expectation of the improvement of the evaluation is chosen as an optimization criterion. The block diagram of one of the algorithms and the examples of calculation results are presented.

Keywords: image, pseudogradient estimation, computational complexity, a priori optimization, local sample.