УДК 355.233.1.005

К.С. Смеляков

Харьковский университет Воздушных Сил имени Ивана Кожедуба, Харьков

МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ РЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ ЯРКОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЯ ОБЪЕКТА НЕРЕГУЛЯРНОГО ВИДА

В статье предлагаются методы структурной и параметрической идентификации модели регрессии однородного распределения яркости изображения объекта нерегулярного вида. Решение этой задачи позволит обеспечить эффективную сегментацию за счет адаптации модели регрессии к вариациям фотометрических параметров изображений объектов на снимках в широком диапазоне значений.

Ключевые слова: *изображение, сегментация, модель, идентификация, регрессия, адаптация, адекватность.*

Введение

В настоящее время для целей обеспечения эффективности сегментации [1 – 3] изображений объектов нерегулярного вида при вариациях их фотометрических параметров в широких диапазонах значений, а также в условиях близости фотометрических характеристик объектов и фона используются регрессионные сеточные модели [4].

Среди них, в частности, широко используется полиномиальная регрессионная модель однородного распределения яркости изображения объекта [4].

Во многих приложениях, для того, чтобы уйти от рассмотрения нелинейных моделей высокого порядка, модель регрессии строится для сегмента типового изображения рассматриваемого класса объектов, полученного разбиением снимка на квадраты фиксированной размерности $r \times r$.

Такая полиномиальная модель регрессии позволяет [4]:

1) описывать нетривиальные нелинейные распределения яркости относительно простыми полиномиальными моделями невысоких степеней с низкой погрешностью, и

2) эффективно сегментировать изображения на основе использования таких моделей за счет адаптации модели регрессии к вариациям фотометрических свойств объектов и фона на снимке [4].

Таким образом, актуальной является *задача* разработки вычислительно эффективных методов структурной и параметрической идентификации модели регрессии однородного распределения яркости изображения объекта нерегулярного вида. Решение этой задачи позволит обеспечить возможность эффективной сегментации за счет адаптации модели регрессии к вариациям фотометрических параметров изображений объектов на снимках в широком диапазоне значений.

Изложение основного материала

1. Выбор модели регрессии. Анализ изображений реальных объектов и сцен показывает [4 – 6], что в подавляющем большинстве случаев распределение яркости сегмента изображения объекта с высокой степенью точности может быть описано полиномом [7, 8]. При этом результаты проведенных исследований показывают, что для типовых сегментов разбиения размерностью от 4×4 до 8×8, в большинстве практически значимых случаев достаточно рассматривать линейные модели регрессии нулевой p_0 и первой p_1 степени вида

$$p(x, y) = a ; \quad (1)$$

$$p(x, y) = a + b \cdot x + c \cdot y , \quad (2)$$

и крайне редко – полином второй степени p_2

$$p(x, y) = a + b \cdot x + c \cdot y + d \cdot x \cdot y + e \cdot x^2 + f \cdot y^2 . \quad (3)$$

Необходимость рассмотрения полиномов степени выше первой, как правило, возникает при значимом увеличении размера сегмента. Использование таких полиномов не только увеличивает трудоемкость идентификации модели, но и может приводить к неадекватной сегментации граничных сегментов изображения объекта за счет граничных флутуаций полинома (за счет адаптации формы полинома к граничному переходу между изображением объекта и фоном) [4]. Рассмотрение сегментов большого размера также снижает эффективность сегментации в отношении трудоемкости и устойчивости.

Поэтому, если специально не оговорено иное, в качестве модели регрессии для сегмента будем рассматривать полиномы вида (1) и (2).

2. Параметрическая идентификация модели регрессии. Для оценивания коэффициентов уравнения регрессии $p(x, y)$ будем применять метод наименьших квадратов (МНК) реализующий принцип наименьших квадратов, который вытекает из общего принципа математической статистики, где в качестве меры рассеяния берется дисперсия. Суть МНК состоит в том, чтобы найти оценки $a^*, b^*, c^*, ...$ соответствующих коэффициентов $a, b, c, ...$ полинома,

 © К.С. Смеляков

по наблюдениям $\{f_i, x_i, y_i\}_{i=1,\dots,n}$ путем минимизации функции ошибки S вида [7, 8]

$$S = \sum_{i=1}^{n} [f_i - p(x_i, y_i)]^2 \to \min .$$

Оценка a^* коэффициента a для полинома p_0 имеет вид

$$a^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} f_i .$$

Для полиномов старших степеней в условиях использования регулярного квадратного $r \times r$ разбиения изображения нахождение сумм, не включающих функцию f, можно табулировать.

Так, оценки a^*, b^*, c^* коэффициентов a, b, c полинома (2) получаем в следующем виде

$$\begin{cases} c^* = \dfrac{(s_f \cdot s_x - n \cdot s_{fx}) \cdot s_1 - (s_f \cdot s_y - n \cdot s_{fy}) \cdot s_2}{s_1^2 - s_2 \cdot s_3}, \\ b^* = \dfrac{(s_f \cdot s_x - n \cdot s_{fx}) - c^* \cdot s_1}{s_2}, \\ a^* = \dfrac{1}{n} \cdot (s_f - b^* \cdot s_x - c^* \cdot s_y); \end{cases}$$

где
$$\begin{cases} s_1 = (s_x \cdot s_y - n \cdot s_{xy}), \\ s_2 = (s_x \cdot s_x - n \cdot s_{x2}), \\ s_3 = (s_y \cdot s_y - n \cdot s_{y2}). \end{cases}$$

а суммы s_x, s_y, s_f, s_{fx}, s_{fy}, s_{xy}, s_{x2}, s_{y2} рассчитываются, соответственно, следующим образом

$$s_x = \sum_{i=1}^{n} x_i ; \quad s_y = \sum_{i=1}^{n} y_i ; \quad s_f = \sum_{i=1}^{n} f_i ;$$

$$s_{fx} = \sum_{i=1}^{n} f_i \cdot x_i ; \quad s_{fy} = \sum_{i=1}^{n} f_i \cdot y_i ; \quad s_{xy} = \sum_{i=1}^{n} y_i \cdot x_i ;$$

$$s_{x2} = \sum_{i=1}^{n} x_i^2 ; \quad s_{y2} = \sum_{i=1}^{n} y_i^2 .$$

Полученное уравнение $p(x, y) = a + b \cdot x + c \cdot y$, где $a = a^*$, $b = b^*$ и $c = c^*$ является искомой оценкой для модели (2).

Для оценки меры рассеяния откликов f_i от уравнения регрессии $p(x, y)$ с k коэффициентами используется дисперсия

$$D = \frac{1}{n-k} \cdot \sum_{i=1}^{n} [f_i - p(x_i, y_i)]^2 , \qquad (4)$$

которая для полиномов p_0 и p_1 примет вид

$$D_0 = \frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^{n} [f_i - a^*]^2 . \qquad (5)$$

$$D_1 = \frac{1}{n-3} \cdot \sum_{i=1}^{n} [f_i - (a^* + b^* \cdot x + c^* \cdot y)]^2 . \qquad (6)$$

3. Структурная идентификация модели регрессии. Нахождение параметров уравнения регрессии и остаточной дисперсии (5), (6) позволяет сделать выбор в пользу уравнения нулевого или первого порядка по критерию Фишера [7, 8].

Проверка по критерию Фишера проводится в том случае, если степень полинома заранее не определена и производится перебор в сторону увеличения степени полинома. Суть проверки состоит в том, чтобы остановить перебор в том случае, если с увеличением степени полинома k дисперсия (4) перестает значимо снижаться. Сама проверка с использованием критерия Фишера производиться так: пусть проведены оценки коэффициентов полиномов степеней k, $k+1$ и рассчитаны их дисперсии D_k, D_{k+1}; тогда уменьшение дисперсии нужно считать значимым если

$$\frac{D_k}{D_{k+1}} > F_{кр}(\alpha; m_1, m_2) , \qquad (7)$$

где $F_{кр}(\alpha; m_1, m_2)$ – критическая точка распределения Фишера; α – уровень значимости, а $m_1 = n - k - 1$, $m_2 = n - k - 2$ – число степеней свободы.

Если уменьшение дисперсии значимо, нужно положить $k = k + 1$, $D_k = D_{k+1}$ и продолжать перебор полиномов. В противном случае перебор следует остановить на полиноме степени k. Заметим, что с системной точки зрения после проверки адекватности модели регрессии необходимо также провести проверку отделимости областей, определяющих в пространстве признаков (A, D) объект и фон [1, 2, 4], где A – вектор оценок коэффициентов, а D – дисперсия.

Особенности решения этой комплексной задачи подробно описаны в [4].

4. Оценки трудоемкости идентификации модели регрессии. Допустим, что рассматривается сегмент входного изображения размерностью $n = r \cdot r$ пикселей.

Оценим трудоемкость построения полиномиальной регрессии первого порядка (2), как основной модели регрессии, используемой при решении практических задач.

При использовании квадратного разбиения входного изображения фиксированной размерности, среди сумм s_1, s_2, s_3, s_x, s_y, s_f, s_{fx}, s_{fy}, s_{xy}, s_{x2}, s_{y2} суммы s_1, s_2, s_3, s_x, s_y, s_{xy}, s_{x2}, s_{y2} будут табулированы; рассчитывать придется лишь суммы s_f, s_{fx}, s_{fy}. Для этого придется выполнить $5 \cdot n$ арифметических операция на сегмент. Кроме того, для получения оценок a^*, b^* и c^* коэффициентов a, b и c модели регрессии первого порядка потребуется выполнить еще порядка 25 арифметических операция на сегмент. В результате получаем, что трудоемкость получения оценок a^*, b^* и c^* коэффициентов линейной регрессии оценивается величиной $5 \cdot n + 25$ арифметических операций на сегмент.

В приложениях линейный размер r сегмента чаще всего составляет величину не меньшую 8 пикселей. В таких условиях можно говорить о том, что трудоемкость получения оценок a^*, b^* и c^* коэффициентов a, b и c модели регрессии первого порядка оценивается по порядку величины функцией $T(n) = 5 \cdot n$ арифметических операций на сегмент.

При оценивании адекватности модели регрессии по критерию Фишера потребуется дополнительно $T(n) = 10 \cdot n$ арифметических операций на сегмент для оценивания дисперсий (5) и (6).

Таким образом, трудоемкость структурной и параметрической идентификации модели регрессии первого порядка сегмента размерностью $n = r \cdot r$ пикселей оценивается по порядку величины функцией вида $T(n) = 15 \cdot n$, [арифметических операций].

Теперь, если мы найдем отношение трудоемкости к площади сегмента, то получим, что трудоемкость идентификации модели регрессии первого порядка в расчете на один пиксель сегмента оценивается по порядку величины функцией вида $T(n) = \dfrac{15 \cdot n}{n} = 15$, [арифметических операций].

Трудоемкость оценивания контрастности одного пикселя изображения, вычисляемой для применения контурных методов сегментации, или метода водоразделов – основных в настоящее время методов сегментации в условиях вариаций фотометрических параметров изображений оценивается так [2, 4] $10 \le T \le 50$, [арифметических операций].

С учетом полученных оценок трудоемкости можно сделать вывод о том, что использование регрессионных моделей позволяет эффективно сегментировать изображения объектов за счет адаптации модели регрессии к вариациям фотометрических свойств объектов и фона на снимке.

Выводы

В работе предложены методы структурной и параметрической идентификации модели регрессии однородного распределения яркости изображения объекта нерегулярного вида. При этом показано, что трудоемкость применения этих методов идентификации по порядку величины такая же, как у наиболее широко используемых аналогов.

Таким образом, использование предложенных в работе методов структурной и параметрической идентификации модели регрессии однородного распределения яркости изображения объекта нерегулярного вида создает основу для эффективного применения соответствующих методов сегментации, за счет адаптации модели регрессии к вариациям фотометрических параметров изображений объектов на снимках в широком диапазоне значений.

Список литературы

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: БИНОМ, 2006. – 752 с.

2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

3. Sonka M. Image processing, analysis and machine vision / M. Sonka, V. Hlavak, R. Boyle. – California (USA): Cole Publishing Company, 1999. – 770 p.

4. Смеляков К.С. Модели и методы сегментации изображений объектов нерегулярного вида для автономных систем технического зрения: дис. … докт. техн. наук: 01.05.02 / Кирилл Сергеевич Смеляков. – Х., 2012. – 306 с.

5. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.

6. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Сойфера. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.

7. Лямец В.И. Методы статистического анализа / В.И. Лямец. – Х.: ХВВКИУРВ, 1988. – 227 с.

8. Дрейпер Н. Прикладной регрессионный анализ. Т.1 / Н. Дрейпер, Г. Смит. – 2-е изд. – М.: Финансы и статистика, 1986. – 366 с.

Поступила в редколлегию 18.11.2013

Рецензент: д-р техн. наук, проф. И.В. Рубан, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.

МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ РЕГРЕСІЙНІЙ МОДЕЛІ РОЗПОДІЛУ ЯСКРАВОСТІ ЗОБРАЖЕННЯ ОБ'ЄКТА НЕРЕГУЛЯРНОГО ВИДУ

К.С. Смеляков

У статті пропонуються методи структурної та параметричної ідентифікації моделі регресії однорідного розподілу яскравості зображення об'єкта нерегулярного виду. Вирішення цього завдання дасть змогу забезпечити ефективну сегментацію за рахунок адаптації моделі регресії до варіацій фотометричних параметрів зображень об'єктів на знімках в широкому діапазоні значень.

Ключові слова: *зображення, сегментація, модель, ідентифікація, регресія, адаптація, адекватність.*

A METHOD FOR IDENTIFICATION OF REGRESSION MODEL FOR IRREGULAR OBJECT IMAGE BRIGHTNESS DISTRIBUTION

K.S. Smelyakov

The structural and parametric identification methods are proposed for a regression model of homogenous brightness distribution of irregular object image. Solving of this problem provides the grounds for an effective segmentation by virtue of adaptation of the regression model to variations of photometric parameters of object images in a broader band of parameter values.

Keywords: *image, segmentation, model, identification, regression, adaptation, adequacy.*