

МЕТОД НАИМЕНЬШИХ ВЗВЕШЕННЫХ КВАДРАТОВ ДЛЯ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Пиманкин Д.А., аспирант (ассистент) кафедры «Компьютерные технологии в проектировании и производстве» Нижегородского государственного технического университета им. Р.Е. Алексеева, e-mail: denis@pimankin.com

Ключевые слова: метод наименьших взвешенных квадратов, ортогональное преобразование, признаковое описание изображения, сопоставление ключевых точек.

Введение

Для успешного решения целого ряда задач компьютерного зрения и распознавания образов необходимо осуществление отображения исходного множества измерений в новое множество признаков. На сегодняшний день проблема генерации признаков, особенно на основе нелинейных преобразований, остается открытой. Целью такой генерации является сокращение информации об анализируемом объекте до «значимой», необходимой для решения конкретной задачи.

Под извлечением признака будем понимать отображение $f: P \rightarrow Q_f$, где P – множество измерений (множество всех изображений), Q_f – множество допустимых значений признака. Достаточно хорошо изучены методы извлечения на основе различных ортогональных преобразований, таких как дискретное преобразование Фурье (ДПФ), дискретное косинусное преобразование (ДКП) и др., входного сигнала (изображения).

Количество признаков стремятся уменьшать по ряду причин. Одна из них состоит в следующем. Часто признаковое описание изображения состоит в представлении его в виде точки в N -мерном метрическом пространстве. Для эффективного поиска по большой базе данных используются специфические структуры данных, например M -дерева. С увеличением размерности пространства скорость обработки запросов типа ближайший сосед или k -ближайших соседей сокращается [3, 4].

Извлечение признаков на основе ортогональных преобразований

Известным методом анализа сигнала является его анализ в частотной области [1].

Рассмотрим некоторое ортогональное преобразование входного сигнала в самом общем случае. Пусть x_n – анализируемый сигнал. Разложим x_n по базисным векторам $b_{k,n}$. Если сигнал состоит из N отсчетов, то он может быть полностью описан N коэффициентами разложения. Иначе говоря, x_n однозначно восстановим по N коэффициентам. Пусть базис B ортонормирован. Т. е. $\|b_n\| = 1$ и $\langle b_m, b_n \rangle = 0$ ($m \neq n$). Тогда проекцию сигнала на k -й базисный вектор можно записать следующим образом:

Предлагается метод построения признакового описания областей изображений на основе анализа ориентаций векторов градиента изображений с помощью метода наименьших взвешенных квадратов (метод WLSF). Показано, что для широкого класса изображений предлагаемый подход может быть с успехом применен для решения задачи сопоставления ключевых точек. Показано преимущество метода WLSF перед методом SURF при анализе зашумленных изображений.

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n b_{k,n}. \quad (1)$$

Очевидно, что при выше описанных условиях проекцию X_k можно представить как:

$$X_k = \arg \min_{X_k} \left(\sum_{n=0}^{N-1} (x_n - X_k b_{k,n})^2 \right). \quad (2)$$

То есть при разложении сигнала по ортогональному базису минимизируется сумма квадратов разностей компонент сигнала и базисного вектора, умноженного на коэффициент разложения.

В качестве компонент искомого вектора признаков обычно используются K низкочастотных коэффициентов разложения.

Метод наименьших взвешенных квадратов

При обычном ортогональном разложении сигнала все отсчеты входят в преобразование с одинаковыми коэффициентами, т. е. все отсчеты равнозначны. Идеей предлагаемого метода является построение такого преобразования, в котором различные отсчеты входили бы с различными коэффициентами [1]. Наибольший вес должен быть у наиболее информативных участков сигнала, наименьший – у наименее информативных.

Зависимость величины вклада некоторого участка сигнала от информативности этого участка достигается тем, что каждый из коэффициентов разложения X_k находится путем минимизации не суммы квадратов отклонений отсчетов сигнала x_n и базисного вектора $b_{k,n}$, а путем минимизации суммы взвешенных квадратов отклонений – методом наименьших взвешенных квадратов (МНВК):

$$X_k = \arg \min_{X_k} \left(\sum_{n=0}^{N-1} w_n (x_n - X_k b_{k,n})^2 \right). \quad (3)$$

Рис. 1 иллюстрирует проекцию двумерного сигнала на базисный вектор при одинаковых и разных ($w_0 < w_1$) весах компонент x_1 и x_2 .

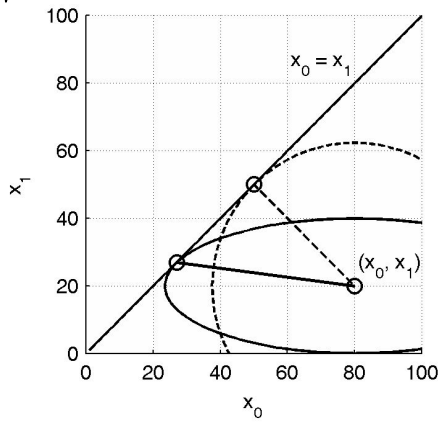


Рис. 1. Иллюстрация расстояния в МНК (пунктирная линия) и МНВК (сплошная линия)

Проанализируем, является ли преобразование (3) обратимым. Распишем выражение (3):

$$X_k = \arg \min_{X_k} \left(L^2 \sum_{n=0}^{N-1} \left(\frac{x_n \sqrt{w_n}}{L} - X_k \cdot \frac{b_{k,n} \sqrt{w_n}}{L} \right)^2 \right) = \quad (4)$$

$$= \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{N-1} b_{k,n} x_n \sqrt{w_n},$$

где:

$$L^2 = \sum_{n=0}^{N-1} (x_n \sqrt{w_n})^2. \quad (5)$$

Из (4) и условий, накладываемых на $b_{k,n}$, следует, что в общем случае преобразование не является обратимым. Невозможность получения исходного сигнала по его отображению возникает при равенстве хотя бы одного весового коэффициента нулю. В остальных случаях преобразование является обратимым.

Распишем метод наименьших взвешенных квадратов для суммы первых двух функций Хаара (Уолша). В данном случае будем минимизировать сумму взвешенных квадратов отклонений анализируемого сигнала и суммы базисных векторов, умноженных на коэффициенты разложения X_0 и X_1 . Обозначим $B_{0,n} = X_0 \cdot |b_{0,n}|$ и $B_{1,n} = X_1 \cdot |b_{1,n}|$.

$$\sum_{n=0}^{N/2-1} w_n (x_n - B_{0,n} - B_{1,n})^2 + \quad (6)$$

$$+ \sum_{n=N/2}^{N-1} w_n (x_n - B_{0,n} + B_{1,n})^2 \rightarrow \min.$$

Продифференцируем левую часть выражения (6) по $B_{0,n}$:

$$-2 \sum_{n=0}^{N/2-1} w_n (x_n - B_{0,n} - B_{1,n}) - \quad (7)$$

$$-2 \sum_{n=N/2}^{N-1} w_n (x_n - B_{0,n} + B_{1,n}) = 0,$$

после раскрытия скобок имеем

$$B_{0,n} \sum_{n=0}^{N-1} w_n + B_{1,n} \left(\sum_{n=0}^{N/2-1} w_n - \sum_{n=N/2}^{N-1} w_n \right) = \sum_{n=0}^{N-1} w_n x_n. \quad (8)$$

Продифференцируем левую часть выражения (6) по $B_{1,n}$:

$$-2 \sum_{n=0}^{N/2-1} w_n (x_n - B_{0,n} - B_{1,n}) + \quad (9)$$

$$+ 2 \sum_{n=N/2}^{N-1} w_n (x_n - B_{0,n} + B_{1,n}) = 0,$$

после раскрытия скобок имеем

$$B_{0,n} \left(\sum_{n=0}^{N/2-1} w_n - \sum_{n=N/2}^{N-1} w_n \right) + B_{1,n} \sum_{n=0}^{N-1} w_n = \quad (10)$$

$$= \sum_{n=0}^{N/2-1} w_n x_n - \sum_{n=N/2}^{N-1} w_n x_n.$$

Из (8) и (10) видно, что X_0 и X_1 для МНВК (в отличие от МНК) независимы только в случае, если

$$\sum_{n=0}^{N/2-1} w_n = \sum_{n=N/2}^{N-1} w_n. \quad (11)$$

То есть в общем случае минимум СКО сигнала и каждого из векторов $X_k \cdot b_{k,n}$ по отдельности не соответствует минимуму СКО сигнала и суммы этих векторов. Этот вывод важен для понимания последующих рассуждений.

На рис. 2 показан пример дискретного сигнала, его некоторой весовой функции w_n и его аппроксимации первыми двумя функциями Хаара (Уолша), умноженными на коэффициенты разложения по формулам (2) и (3).

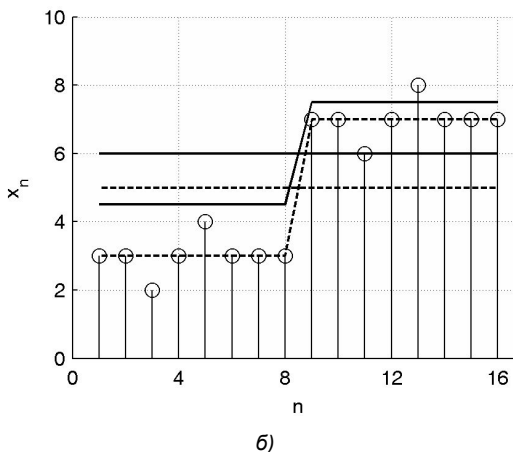
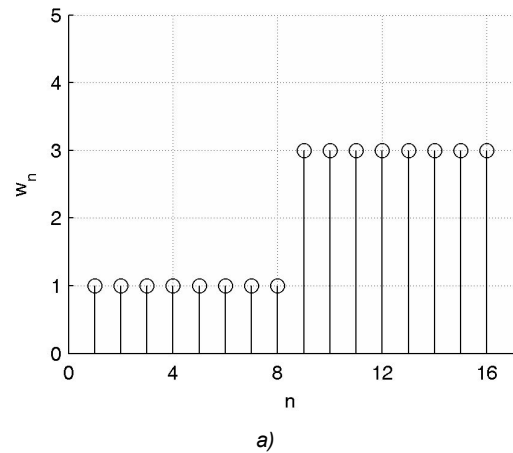


Рис. 2. а) график w_n ; б) график x_n и его разложение МНК (пунктирная линия) и последовательным МНВК (сплошная линия)



При разложении МНВК, перед нахождением X_1 , из анализируемого сигнала вычитается $X_0 \cdot b_{k,n}$ (последовательная схема разложения). Очевидно, что при разложении в соответствии с (2) вычитание излишне. Здесь $w_n = 1$ при $n = 1, 2, \dots, 8$; $w_n = 3$ при $n = 9, 10, \dots, 16$.

Применение МНВК для анализа изображений

Определим изображение как двумерную функцию $f_{m,n}$ пространственных координат m и n . Значение функции в каждой точке, задаваемой парой координат, соответствует интенсивности изображения в этой точке. В цифровом представлении координаты m и n принимают дискретные значения: $m = 0, 1, \dots, H - 1$, $n = 0, 1, \dots, W - 1$. W и H – ширина и высота изображения в пикселях, соответственно.

Для функции изображения в некоторой точке (m, n) можно определить градиент как двумерный вектор-столбец. Компонентами этого вектора являются частные производные функции $f_{m,n}$ по m и n . Значение вектора градиента в каждой точке можно представить в виде комплексного числа $g_{m,n} = gn_{m,n} + j \cdot gm_{m,n}$. Здесь gm соответствует частной производной вдоль оси m , а gn – частной производной вдоль оси n . Таким образом, функции $f_{m,n}$ соответствует комплексная функция $g_{m,n}$. Обозначим соответствующую функции $g_{m,n}$ комплексную матрицу градиентов как G . Операции пространственного дифференцирования в цифровой обработке изображений осуществляются при помощи сверток с дифференцирующими масками. Очевидно, что если размер дифференцирующей маски $S \times S$, то размер матрицы $G - (H - S + 1) \times (W - S + 1)$. Значение градиента в каждой точке можно также записать через его длину и угол (действительные функции двух переменных $a_{m,n}$ и $\varphi_{m,n}$).

Для простоты анализа эффекты перекрытия при движении дифференцирующих масок учитываться в дальнейшем не будут. На рис. 3 приведено тестовое изображение и визуализация амплитуды поля градиента.



Рис 3. Тестовое изображение (слева), визуализация амплитуды градиента (справа)

Разделим комплексную функцию значений градиента изображения от координат на «сигнальную» составляющую, в качестве которой будем использовать $\varphi_{m,n}$, и «весовую» составляющую, в качестве которой будем использовать $a_{m,n}$. Идея анализа ориентаций градиентов для выделения дескрипторов областей изображений не нова, различные подходы описаны в работах [2, 5-8].

Теперь необходимо, во-первых, адаптировать МНВК для разложения аргумента градиента, т.е. для разложения сигнала с областью значений $[-\pi, \pi)$, а во-вторых,

т.к. полутоновое изображение является двумерным сигналом, описанное выше преобразование обобщить на двумерный случай.

Попытаемся построить некоторое отображение функции $g_{m,n}$, компактно описывающее распределение ориентаций градиента в пределах исследуемой области изображения. При этом должна быть учтена и амплитуда градиента: подобласти с высоким значением амплитуды градиента должны вносить больший вклад, чем подобласти с малым значением.

Для начала рассмотрим одномерный сигнал x_n .

Будем искать выходной вектор искомого отображения в виде

$$X_k = A_k \cdot \exp(j\Phi_k). \quad (12)$$

Внесем несколько замечаний по поводу используемых в дальнейшем обозначений. Здесь и далее будем обозначать $a_k = |x_k|$, $\varphi_k = \arg(x_k)$, $A_k = |X_k|$, $\Phi_k = \arg(X_k)$. Также будем считать каждое комплексное число x_k эквивалентным вектору:

$$\mathbf{v}_k = (\Re(x_k), \Im(x_k)). \quad (13)$$

В качестве базисных векторов могут быть использованы базисные вектора ДКП, дискретного преобразования Уолша и др. Также можно использовать метод главных компонент. Наиболее простыми, с точки зрения обоснования, являются функции Хаара, их и будем использовать. На рис. 4 (слева) показаны графики первых 4-х функций Хаара.

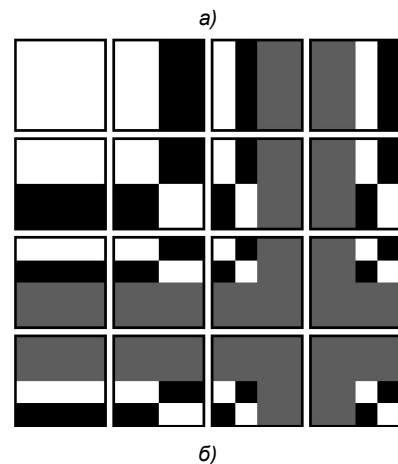
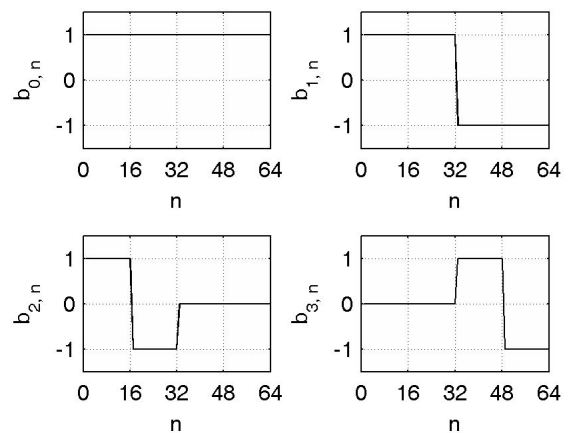


Рис 4. а) графики первых 4-х функций Хаара; б) двумерный вариант графиков первых 4-х функций Хаара

Найдем аргумент Φ_k . Для начала необходимо определение адекватной метрики для множества комплексных чисел с единичным модулем. Воспользуемся представлением комплексных чисел в виде векторов в декартовой системе координат и определим расстояние между двумя числами, через скалярное произведение. Найдем такое значение угла вектора, при котором максимизируется среднее значение скалярных произведений анализируемых векторов и единичного вектора

$$\mathbf{u} = \arg \max_{\mathbf{u}} \left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \langle \mathbf{v}_n, \mathbf{u} \rangle \right). \quad (14)$$

Приведем (14) к виду формулы (3):

$$\begin{aligned} \theta &= \arg \min_{\theta} \left(\sum_{n=0}^{N-1} a_n (1 - \cos(\varphi_n - \theta)) \right) = \\ &= \arg \min_{\theta} \left(\sum_{n=0}^{N-1} a_n (\sqrt{1 - \cos(\varphi_n - \theta)})^2 \right), \end{aligned} \quad (15)$$

где $\theta = \arg(\mathbf{u})$.

Тогда выражение для расстояния между двумя числами (метрики) запишется следующим образом:

$$\begin{aligned} D(\varphi_0, \varphi_1) &= \sqrt{1 - \cos(\varphi_1 - \varphi_0)} = \\ &= \sqrt{2} \cdot \sin\left(\frac{\varphi_1 - \varphi_0}{2}\right). \end{aligned} \quad (16)$$

Для любого $K \leq N$ можно найти вектор $\Phi^K = (\Phi_{K-1,0}, \Phi_{K-1,1}, \dots, \Phi_{K-1,K-1})$:

$$\Phi^K = \arg \min_{\Phi^K} \left(\sum_{n=0}^{N-1} a_n D^2(\varphi_n, s_n(\Phi^K)) \right), \quad (17)$$

где

$$s_n(\Phi^K) = \sum_{k=0}^{K-1} \text{haar}_{k,n} \Phi_{K-1,k}, \quad (18)$$

haar – функция Хаара с множеством значений $\{0, 1, -1\}$.

Введем для удобства следующие величины:

$$z_k^+ = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} x_n (\text{sgn}(\text{haar}_{k,n} - 1) + 1)}{\sum_{n=0}^{N-1} \text{sgn}(\text{haar}_{k,n} - 1) + 1}, \quad (19)$$

$k = 0, 1, \dots, K-1$;

$$z_k^- = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} x_n (\text{sgn}(\text{haar}_{k,n} + 1) - 1)}{\sum_{n=0}^{N-1} \text{sgn}(\text{haar}_{k,n} + 1) - 1}, \quad (20)$$

$k = 1, 2, \dots, K-1$.

Из (17) нас в первую очередь будут интересовать $\Phi_{k,k}$. Аргумент $\Phi_{0,0}$ может быть расписан следующим образом:

$$\Phi_0 = \Phi_{0,0} = \arg(z_0^+). \quad (21)$$

Аргумент $\Phi_{k,k}$, $k \neq 0$, запишется следующим образом:

$$\Phi_k = \Phi_{k,k} = \arg(z_k^+) - \arg(z_k^-). \quad (22)$$

Найдем модуль A_k . Введем вектор $\Psi^K = (\Psi_{K-1,0}, \Psi_{K-1,1}, \dots, \Psi_{K-1,K-2})$:

$$\begin{aligned} \Psi^K &= \\ &= \arg \min_{\Psi^K} \left(\sum_{n=0}^{n-1} a_n D^2(\varphi_n, s_n((\Psi^K \Phi_{K-1,K-1} + \Delta\phi))) \right). \end{aligned} \quad (23)$$

Теперь определим модуль A_k как

$$\begin{aligned} A_k &= \\ &= \lim_{\Delta\phi \rightarrow 0} \left(\frac{d \left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} a_n D^2(\varphi_n, s_n((\Psi^k \Phi_{k-1,k-1} + \Delta\phi))) \right)}{d(\Delta\phi)} \right) \times \\ &\times \frac{d(\Delta\phi)}{d(D(0, \Delta\phi))}. \end{aligned} \quad (24)$$

Из формулы (22) следует, что при расчете Φ_k сигнал может быть эквивалентным образом представлен двумя комплексными числами. Это также следует из области значений функций Хаара. Найдем для двух произвольных комплексных чисел коэффициенты Φ_0 и Φ_1 . Изменим Φ_1 на бесконечно малую величину $\Delta\phi$ и зафиксируем. Найдем новое значение для Φ_0 выполнением условия (17) при условии неизменности Φ_1 . Тогда $\Delta\varphi_k = \Delta\varphi_k^+ + \Delta\varphi_k^-$. Зафиксируем $\Delta\varphi_k$. Из (16) и (23) следует

$$\begin{aligned} &a_k^+ \cos(\Delta\varphi_k^+) + a_k^- \cos(\Delta\varphi_k^-) = \\ &= a_k^+ \cos(\Delta\varphi_k^+) + a_k^- \cos(\Delta\varphi_k - \Delta\varphi_k^+) \rightarrow \max \end{aligned} \quad (25)$$

Продифференцировав по $\Delta\varphi_k^+$, получим

$$-a_k^+ \sin(\Delta\varphi_k^+) + a_k^- \sin(\Delta\varphi_k - \Delta\varphi_k^+) = 0. \quad (26)$$

Так как $\Delta\varphi_k$ бесконечно мало, то в пределе получим

$$\begin{aligned} &\lim_{\Delta\varphi \rightarrow 0} \left(-a_k^+ \sin(\Delta\varphi_k^+) + a_k^- \sin(\Delta\varphi_k - \Delta\varphi_k^+) \right) = \\ &= -a_k^+ \Delta\varphi_k^+ + a_k^- (\Delta\varphi_k - \Delta\varphi_k^+) = 0 \end{aligned} \quad (27)$$

Отсюда и из условия $\Delta\varphi_k = \Delta\varphi_k^+ + \Delta\varphi_k^-$ получаем выражения для $\Delta\varphi_k^+$ через $\Delta\varphi_k$:

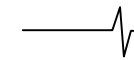
$$\Delta\varphi_k^+ = \Delta\varphi_k \cdot \frac{a_k^-}{a_k^+ + a_k^-}, \quad (28)$$

аналогично для $\Delta\varphi_k^-$ получим

$$\Delta\varphi_k^- = \Delta\varphi_k \cdot \frac{a_k^+}{a_k^+ + a_k^-}. \quad (29)$$

Теперь подставим $\Delta\varphi_k^+$ и $\Delta\varphi_k^-$ в левую часть (25) и продифференцируем по $\Delta\varphi_k$. В пределе получим

$$\begin{aligned} &\lim_{\Delta\varphi_k \rightarrow 0} \left(-a_k^+ \cdot \frac{a_k^-}{a_k^+ + a_k^-} \cdot \sin(\Delta\varphi_k) - \right. \\ &\left. - a_k^- \cdot \frac{a_k^+}{a_k^+ + a_k^-} \cdot \sin(\Delta\varphi_k) \right) = -\Delta\varphi_k \cdot \frac{2a_k^+ a_k^-}{a_k^+ + a_k^-}. \end{aligned} \quad (30)$$



Сравнивая (16), (24) и (30), получаем выражение для A_k :

$$A_0 = A_{0,0} = |z_k^+|; \quad (31)$$

$$A_k = A_{k,k} = \frac{|z_k^+| \cdot |z_k^-|}{|z_k^+| + |z_k^-|}. \quad (32)$$

С учетом введенных выше обозначений предлагаемое преобразование можно записать следующим образом:

$$X_0 = z_0^+; \quad (33)$$

$$X_k = \frac{|z_k^+| \cdot |z_k^-|}{|z_k^+| + |z_k^-|} \cdot \exp(j(\arg(z_k^+) - \arg(z_k^-))). \quad (34)$$

В качестве компонент искомого вектора признаков используются K низкочастотных коэффициентов описанного разложения. Т. е. каждому анализируемому изображению ставится в соответствие K -компонентный вектор признаков (X_1, X_2, \dots, X_K) или точка в K -мерном метрическом пространстве. Коэффициенты $|X_k^q|$ перед расчетом D можно отнормировать.

$$W_k = \frac{A_k}{\sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} A_n^2}}. \quad (35)$$

В качестве меры близости двух областей изображений будем использовать следующую величину:

$$D_f(x^0, x^1) =$$

$$= \sum_{k=0}^{K-1} W_k^0 \cdot W_k^1 \cdot D^2(\arg(X_k^0), \arg(X_k^1)). \quad (36)$$

Обобщение преобразования на двумерный случай заключается лишь в замене функций Хаара на их двумерные аналоги. Рис. 4 б иллюстрирует визуализацию 16 первых двумерных функций Хаара. В дальнейшем будем называть описанное преобразование методом WLSF (Weighted Least Squares Features).

Экспериментальные исследования и сравнительный анализ

На основе описанного преобразования был реализован алгоритм дескрипторного описания областей изображений в окрестностях ключевых точек для задачи их сопоставления. Сравнение проводилось с методом SURF [2].

Эксперимент ставился следующим образом. В качестве входных данных выступали изображения – оригинальные и зашумленные, с различной дисперсией гауссова шума. Гауссов шум был выбран как наиболее часто встречающийся на практике.

Примеры оригинальных и зашумленных ($\sigma = 0.07$ и $\sigma = 0.15$) изображений приведены на рис. 5.

Ключевые точки, размеры и ориентации анализируемых окрестностей искались по оригинальному изображению методом, описанным в работе [2]. Отметим, что основным предметом тестирования являлось качество предложенного описания окрестностей точек, поэтому для чистоты эксперимента (чтобы исключить влияние алгоритма поиска ключевых точек) точки на исходном и зашумленном изображениях одни и те же – найденные по оригинальному изображению.



Рис. 5. Пример искажений тестовых изображений

Вектора признаков окрестностей ключевых точек в первом случае получались методом SURF, а во втором случае методом, предлагаемым в данной работе ($K = 16$).

Примеры найденных ключевых точек представлены на рис. 6.

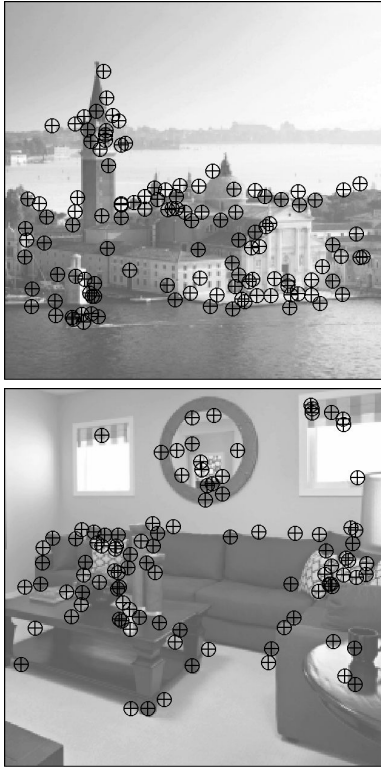


Рис. 6. Тестовые изображения и ключевые точки, полученные методом SURF

Графики зависимостей процента неправильно сопоставленных ключевых точек от среднеквадратического отклонения гауссова шума для методов SURF и WLSF приведены на рис. 7.

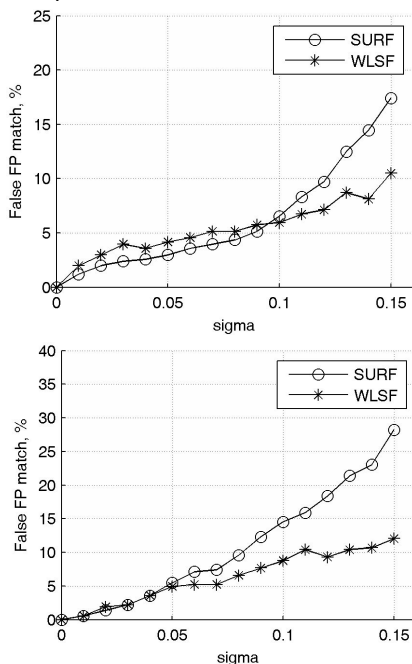


Рис. 7. Графики зависимостей процента неправильно сопоставленных ключевых точек от среднеквадратического отклонения гауссова шума

Из графиков видно, что наибольший выигрыш точности от использования предложенного метода достигается при анализе сильно зашумленных изображений ($\sigma > 0.1$). При слабом уровне шумов методы SURF и WLSF в среднем показывают схожие результаты.

Итак, в ходе экспериментов был выявлен ряд позитивных и негативных особенностей метода. К минусам метода можно отнести повышенную чувствительность к изменению масштаба по одной из осей (при повороте 3D сцены). К плюсам – слабую чувствительность к гауссову шуму и к различным градационным преобразованиям изображений.

Описанный метод с успехом может быть использован для построения признакового описания областей изображений в различных задачах компьютерного зрения, в том числе в задаче поиска изображений по содержанию.

Литература

1. Пиманкин Д. А. Построение признакового описания изображения на основе анализа распределения ориентаций векторов градиента. // Информационные системы и технологии-2012: Тезисы докл. – Нижний Новгород, 2012.
2. Bay, H., Tuytelaars, T., and Van Gool, L. (2006). SURF: Speeded up robust features. In Ninth European Conference on Computer Vision (ECCV 2006), pp. 404-417.
3. Berchtold S., Keim, D. A., and Kriegel H.-P. (1996) The X-Tree: An Index Structure for High-Dimensional Data. Proceedings of the 22nd International Conference on Very Large Data Bases (VLDB), Bombay, India: 28–39.
4. Ciaccia, P., Patella, M., and Zezula, P. (1997). M-tree An Efficient Access Method for Similarity Search in Metric Spaces. Proceedings of the 23rd VLDB Conference Athens, Greece. pp. 426–435.
5. Ke, Y., and Sukthankar, R. (2004). PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'2004), pp. 506–513, Washington, DC.
6. Lowe, D.G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. In Seventh International Conference on Computer Vision (ICCV'99), pp. 1150–1157, Kerkyra, Greece.
7. Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 60(2):91–110.
8. Mikolajczyk, K. and Schmid, C. (2005). A performance evaluation of local descriptors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27(10):1615–1630.

WEIGHTED LEAST SQUARES FOR IMAGE ANALYSIS

Pimankin D.

Feature description build-up method for image areas based on image gradient vectors orientation analysis by weighted least squares (WLSF-method) is proposed. It is shown, that this approach can be successfully applied for the task of feature points matching for a large class of images. The advantage of the WLSF-method over SURF-method in the case of noisy image analysis is shown.