

РАСПОЗНАВАНИЕ КОНТУРОВ ОБЪЕКТОВ ПО ИЗОБРАЖЕНИЮ ЭТАЛОНА

Институт информационных технологий, г. Минск, Республика Беларусь
Полуйко А. Ф.
Белорусский государственный университет, г. Минск, Республика Беларусь
Титова А. В.

Митюхин А. И. – доцент

Представлен метод распознавания контуров (границ) объектов, использующий информацию об аналитических характеристиках наблюдаемого контура объекта и сопоставление. Распознавание реализуется путем сопоставления функций распределения дисперсий дескрипторов объектов и эталона.

Дескрипторы распознавания можно получить путем представления контура, заданного последовательностью g_n , функциональными рядами. В этом случае последовательность g_n записывается в виде

$$g_n = \sum_{v=0}^{N-1} g_v \eta_{v,n}, \quad (1)$$

где $g_v = \sum_{n=0}^{N-1} g_n \eta_{v,n}$ – последовательность коэффициентов разложения (преобразования) по выбранному базису на интервале из N точек $0, 1, \dots, N-1$, $\{\eta_{v,n}\}$ – множество базисных функций. В работе исследуется возможность применения в качестве дескрипторов коэффициентов разложения по базису собственных функций [1]. Тогда выражение (1) описывает разложение по собственным функциям (векторам) ковариационной матрицы последовательности g_n (контура). Как правило, изображение контуров характеризуется высокой степенью коррелированности. В процессе преобразования последовательности g_n , имеющей сильные корреляционные связи между смежными элементами, происходит процесс декорреляции. Значения дескрипторов оказываются практически некоррелированными. В отличие от исходного изображения контура, для которого характерно в среднем равномерное распределение энергии между элементами, распределение энергии между дескрипторами резко неравномерно. Основная доля энергии приходится на малое число дескрипторов. Процесс фильтрации дескрипторов преобразованного изображения контура основан на вычислении ковариационной матрицы K_g [1] исходных данных

$$K_g = E g_n g_n^T - g_n g_n^T \quad (2)$$

Далее рассчитываются собственные значения λ_n матрицы (2). При разложении по базису собственных функций дисперсии σ_v^2 коэффициентов преобразования равны соответствующим собственным значениям, т. е.

$$\sigma_v^2 = \{\lambda_n\}. \quad (3)$$

Фильтрация значений дескрипторов в соответствии с распределением (3) позволяет осуществить эффективное решение задачи выбора признаков и упрощение процесса классификации.

Пример. Одним из практических приемов распознавания изображений является дактилоскопия. На Рисунок 1 представлены изображения отпечатков пальцев разных людей. Судебная экспертиза основывается на анализе изображений мелких бороздок отпечатков, которые уникальны для каждого человека. На Рисунок 2 изображен эталон бинарного фрагмента бороздок $g(x, y)$ на декартовом произведении \mathbb{Z}^2 . Поскольку изображение (Рисунок 2) и ковариационная матрица K_g (2) разделимы по пространственным переменным, дисперсия 2-D изображения также разделимая дискретная функция. Расчеты 2-D дисперсии, выполненные в среде MATLAB, отражают 2-D преобразование в виде произведения 1-D дисперсий по строкам и столбцам как

$$\sigma_{v,n}^2 = \{\sigma_v^2 \sigma_n^2\} = \{\lambda_v \lambda_n\}.$$



Рисунок 1 – Отпечатки разных людей

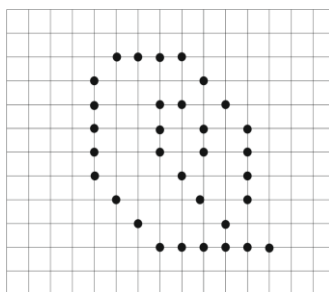


Рисунок 2 – Изображение эталона $g(x, y)$

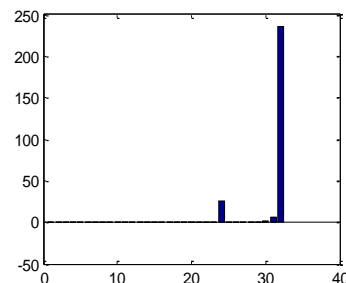


Рисунок 3 – 2-D дисперсия

На рис 3. показан график распределения дисперсии дескрипторов фрагмента (Рисунок 2) с явно выраженными главными классификационными параметрами эталона. Сопоставление дисперсионных образов отпечатков (Рисунок 1) и полученного распределения привело к практически 100% правильной классификации образов.

Список использованных источников

1. Митюхин, А. И. Цифровая обработка речи и анализ изображений / А. И. Митюхин - Минск, БГУИР, 2016. – 72 с.

ЭФФЕКТИВНЫЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ МЕТОДЫ СТАТИСТИЧЕСКОГО ОЦЕНИВАНИЯ ЭНТРОПИИ

Белорусский государственный университет г. Минск, Республика Беларусь

Тимова А.В.

Майсеня Л.И. – д.пед.н., к.ф.-м.н., доцент,
Палуха В.Ю. – аспирант

Осуществлен анализ основных видов оценок энтропии Реньи и приведены результаты разработки эффективного вычислительного алгоритма.

Целью работы является разработка эффективного алгоритма оценки энтропии Реньи порядка $\alpha \geq 0$, которая является обобщением энтропии Шеннона и определена как

$$H_{\alpha} p = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{x \in X} p_x^{\alpha}, \quad (1)$$

где p_x – вероятности пребывания системы в состояниях x_i , $i = 1, n$.

Ранее было показано [1], что алгоритм оценки энтропии Шеннона $H p$ для дискретных временных рядов имеет сложность $O\left(\frac{k}{\ln k}\right)$, где k – мощность алфавита. Во многих случаях энтропию Шеннона $H p$ можно заменить более общей энтропией Реньи $H_{\alpha} p$ порядка $\alpha \geq 0$. Тогда, согласно [1], сложность алгоритма оценки для целых порядков $\alpha > 1$ будет $O(k^{1-\frac{1}{\alpha}})$.

В работе [1] рассмотрены три основные оценки для $P_{\alpha}(p)$ и приведен сравнительный анализ их эффективности:

1) эмпирическая оценка, обычно используемая для энтропии Шеннона, строится следующим образом

$$P_{\alpha} = \sum_{x \in X} \left(\frac{N_x}{n}\right)^{\alpha}, \quad (2)$$

однако для $\alpha \neq 1$ данная оценка не является несмещенной, что не позволяет успешно применить ее для энтропии Реньи;

2) несмещенная оценка для энтропии Реньи строится по формуле

$$P_{\alpha} = \sum_{x \in X} \frac{N_x^{\alpha}}{n^{\alpha}}, \quad (3)$$

где N_x^{α} – факториальное возведение в степень, т.е.

$$N_x^{\alpha} = N(N-1) \dots (N-\alpha+1),$$

данная оценка позволяет получать значения энтропии высоких порядков, близкие к теоретическим;

3) для получения логарифмического улучшения находится лучшее полиномиальное приближение степени d для y^d , где $y \in [0; 1]$, вида

$$a_0 + a_1 y + a_2 y^2 + \dots + a_d y^d;$$

далее используется условное разделение оценок в предположении, что N'_x и N_x являются множествами x . Приблизительная полиномиальная оценка использует полином для малых значений N'_x и эмпирическую оценку для больших значений, она имеет следующий вид:

$$P_{\alpha}^{d,\tau} = \sum_{x: N'_x \leq \tau} \frac{a_m}{n^{\alpha}} \frac{2\tau^{\alpha-m} N_x^m}{n^{\alpha}} + \sum_{x: N'_x > \tau} \frac{N_x^{\alpha}}{n^{\alpha}}.$$

Сравнительная эффективность трех перечисленных оценок приведена в следующей таблице:

Порядок α	Эмпирическая оценка	Несмещенная оценка	Приблизительная полиномиальная оценка
$\alpha < 1$	$O(k^{\frac{1}{\alpha}})$		$O\left(\frac{k^{\frac{1}{\alpha}}}{\ln k}\right)$
$\alpha > 1, \alpha \notin N$	$O(k)$		$O\left(\frac{k}{\ln k}\right)$
$\alpha > 1, \alpha \in N$	$O(k)$	$O(k^{1-\frac{1}{\alpha}})$	