

Санкт-Петербургский Государственный Университет Аэрокосмического Приборостроения

Для идентификации и классификации сложных биологических объектов наиболее высокоинформативным инвариантом является текстура. Примерами таких объектов могут быть радужная оболочка глаза и ядра белых кровяных телец.

Для описания текстуры используются три принципиальных подхода: структурный, спектральный и статистический. Исследования на примере ядер белых кровяных телец показали наибольшую эффективность классификации при использовании статистических текстурных описателей на основе модифицированных матриц совместной встречаемости уровней яркости.

Положим размер анализируемого изображения N_x на N_y , число уровней яркости – N_g . Пусть $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ и $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$ – соответственно горизонтальная и вертикальная пространственная область, а $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$ – множество уровней яркости изображения. Тогда изображение может быть определено следующим образом: $I: L_x \times L_y \rightarrow G$.

Матрица совместной встречаемости уровней яркости представляет собой оценку плотности распределения вероятностей второго порядка. Элемент матрицы представляет собой условную вероятность $P(i|j)$ возникновения уровня яркости i на расстоянии d от уровня яркости j . Поскольку число таких матриц может быть очень большим, необходимы некоторые упрощения. Имеет смысл высчитывать 4 матрицы для заданного шага d для 0, 45, 90 и 135 градусов расположения пар уровней яркости.

Формально элементы матриц для указанных направлений могут быть записаны:

$$P(i|j)_0 = \#\{((k,l), (m,n)) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \mid (k-m=0, |l-n|=d), I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

$$P(i|j)_{45} = \#\{((k,l), (m,n)) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \mid (k-m=d, l-n=-d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=d),$$

$$I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

$$P(i|j)_{90} = \#\{((k,l), (m,n)) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \mid (|k-m|=d, l-n=0), I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

$$P(i|j)_{135} = \#\{((k,l), (m,n)) \in (L_x \times L_y) \times (L_x \times L_y) \mid (k-m=d, l-n=d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=-d),$$

$$I(k,l)=i, I(m,n)=j\}$$

Полученные матрицы являются квадратными с размером равным N_g . Для уменьшения вычислительных объемов изображение предварительно подвергается процедуре уменьшения уровней яркости. Для этой цели автором использовалась равновероятностная квантизация, и число рабочих уровней составило 8.

При применении шага для построения матриц > 1 большую информативность статистических описателей можно достигнуть, несколько модифицировав приведенный алгоритм. Предлагается рассчитывать вероятность $P(i|j)$ возникновения уровня яркости i после **последовательности** размером d уровней яркости j . При этом матрицы совместной встречаемости становятся несимметричными (в отличие от классического подхода), что позволило ввести новые текстурные описатели, например треугольную симметрию. В ходе практического исследования выяснилось, что такой подход значительно улучшает разделяющую способность ряда статистических описателей при работе с низкочастотными текстурами.

Статистические текстурные описатели строятся на основании полученных матриц совместной встречаемости. 14 ставших уже классических текстурных описателя впервые упомянуты в [1]. К ним 7 параметров были добавлены в [2]. Для примера рассмотрим 3 из них:

$$T_1 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (P(i|j))^2 \quad (1)$$

$$T_2 = \sum_{n=1}^{N_g-1} n^2 \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{\substack{j=1 \\ |i-j|=n}}^{N_g} P(i|j) \right) \quad (2)$$

$$T_3 = \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (ij)P(i|j) - \mu_x \mu_y \right) / (\sigma_x \sigma_y) \quad (3)$$

где μ_x и μ_y математические ожидания частных распределений связанных с $P(i|j)$ по строкам и столбцам матриц соответственно, а σ_x и σ_y – соответствующие стандартные отклонения.

Выражение (1) описывает угловой второй момент, являющийся мерой однородности текстуры. Формула (2) определяет контраст изображения. Контраст является дифференциальным моментом матрицы совместной встречаемости и дает количественную оценку локальных изменений яркости, присутствующих на изображении. Параметр, заданный по (3) – это корреляция, являющаяся мерой присутствия полутоновой линейной зависимости на изображении.

Каждый текстурный описатель вычисляется четыре раза – по числу сформированных матриц совместной встречаемости (для 0, 45, 90 и 135 градусов). Чаще всего приходится проводить инвариантный по вращению анализ объектов. В этом случае могут быть использованы статистические величины, полученные на основании четырех ориентированных значений: минимум, максимум, математическое ожидание, стандартное отклонение и другие.

Самая сложная и ответственная задача – построение минимального множества наиболее информативных высоко коррелированных параметров. Размер и состав этого множества сильно зависит от конкретной задачи распознавания (класса обрабатываемых объектов), а также выбранного шага для построения матриц. Грамотно построенное множество значительно увеличивает вероятность корректной классификации, а также позволяет уменьшить вычислительные ресурсы, требующиеся при построении, обучении и работе классификатора.

Литература

1. *Haralick R. M.* et al. Textural features for image classification// IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 1973. pp. 610–621.
2. *Pressman N. J.* Markovian analysis of cervical cell images// The journal of histochemistry and cytochemistry. 1976. pp. 138–144.



STATISTICAL TEXTURE DESCRIPTORS

Yakovenko M.

Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

Texture is a most high-quality invariant used for identification and classification of the complex biological objects such as iris and white blood cells. There is three different approaches for specify texture: structural, spectral and statistical. The statistical approach has a most efficient for classification as was determined while investigations of the human white blood cells. This approach is based on the modified gray-tone spatial-dependence matrixes.

Gray-tone spatial-dependence matrix is an estimate of the second order probability distribution density. Matrix element is conditional probability $P(i|j)$ of gray level i occurring on the distance d from gray level j occurring. It's quite reasonable to calculate four matrixes for each step d for 0, 45, 90 and 135 degrees directions. Matrixes above are squared and with size equal to number of gray levels on the image – N_g . Then step > 1 is used for matrixes build, it's possible to modify algorithm above to achieve more self-descriptiveness of the statistical descriptors. Probability $P(i|j)$ in this case is the conditional probability of gray level i occurring **sequence** with size d after gray level j occurring. In this case gray-tone spatial-dependence matrix become non-symmetrical (unlike in classic case). That allows including the new texture descriptors, for example triangular symmetry. During practical investigation it was clarified that such approach is improve divide ability of a number of statistical descriptors.

Statistical texture descriptors are built on basis of obtained gray-tone spatial-dependence matrixes. 14 classic parameters are mentioned first at [1]. 7 parameters were added to them in [2]. For example let's consider two of them:

$$T_1 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (P(i|j))^2 \quad (1)$$

$$T_2 = \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (ij)P(i|j) - \mu_x \mu_y \right) / (\sigma_x \sigma_y) \quad (2)$$

where μ_x , μ_y , σ_x and σ_y are the means and standard deviations of the marginal distributions associated with $P(i|j)$.

Angular second moment (1) is a measure of homogeneity of the image. Correlation (3) is a measure of gray-tone linear-dependencies in the image. Each textural parameter is calculated four times by number of achieved gray-tone spatial-dependence matrixes (for 0, 45, 90 and 135 degrees directions). Most often it's necessary to analyze objects invariant by rotate. In this case statistical values based on four oriented values can be used (such as minimum, maximum, mean, standard deviation, etc).

The main task is searching of the minimal set of the most informational high-correlated parameters. Size and structure of this set is strongly dependent from the recognition task (class of processed objects), and also from step selected for matrixes building. Correctly built set significantly increases probability of the true classification and also decreases computational resources required while classifier is building, learning and working.

Literature

1. *Haralick R. M.* et al. Textural features for image classification// IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 1973. pp. 610–621
2. *Pressman N. J.* Markovian analysis of cervical cell images// The journal of histochemistry and cytochemistry. 1976. pp. 138–144