

Е.А. Чернецова

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ КРИТЕРИЯ ОТНОСИТЕЛЬНОЙ НЕЧЕТКОЙ СВЯЗНОСТИ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ МОНОХРОМНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОЦЕССА ИХ КЛАССИФИКАЦИИ

E.A. Chernetsova

APPLICATION OF THE CRITERION OF RELATIVE FUZZY CONNECTIVITY IN SEGMENTATION OF MONOCHROME IMAGERY FOR AUTOMATION OF ITS CLASSIFICATION

Рассматривается метод автоматизированной сегментации изображений с помощью критерия относительной нечеткой связности, реализующего алгоритм «мягкого принятия решений» и позволяющего учитывать пиксели, принадлежащие выделяемой области, интенсивность которых оказалась несколько выше заданного «жесткого» порога сегментации.

Ключевые слова: связанность, система мониторинга, сегментация изображения.

The paper considers the method of automated segmentation of imagery with the help of the criterion of relative fuzzy connectivity, which realizes the algorithm of 'soft decision-making' and makes it possible to allow for the pixels belonging to the area to be separated, the intensity of which proved to be somewhat higher than the preset 'hard' threshold of segmentation.

Key words: relatedness, monitoring system, image segmentation.

Главной проблемой обработки монохромных изображений является то, что пространственные черты изображенных объектов выражены неявно. Выявление пространственных черт объектов заключается в обработке массива пикселей методами, которые позволяют либо выявить контуры объектов, либо определить характеристики областей изображения с одинаковой интенсивностью пикселей. Методы выявления контуров объектов используются в задачах фильтрации, сжатия изображений и включают в себя описание изображения в терминах коэффициентов дискретного косинусоидального преобразования [H.S. Chang and K. Kand.], преобразования Фурье [A. Moody, D.M. Johnson], вейвлет-преобразования [Xu Y., Weaver J.B., Healy D.M.]. Если же решается задача классификация изображенных объектов, то необходимо разделение изображения на области, имеющие одинаковые характеристики. Сегментация изображения в этом случае основана на иерархической кластеризации пикселей, когда один пиксель сравнивается со своими пространственными «соседями» и приписывается к тому или иному сегменту по критерию однородности или на основе статистической метрики подобиya [Y-L. Chang, X Li, S. Lee].

После завершения сегментации изображения должна быть произведена классификация изображенных объектов. Нейронные сети (НС), в отличие от статистических классификаторов, не требуют точно определенного отношения между вход-

ным и выходным векторами, т.к. формируют свои собственные отношения вход-выход из набора данных, используя построение границ решений [Оссовский С.].

При выборе структуры нейронной сети для решения задачи классификации необходимо учитывать следующие аспекты:

1. Способность сети к обучению, т.е. возможность научить систему распознавать требуемое количество объектов. Чем больше в сети слоев и нейронов, тем выше ее способности и одновременно с этим потребности в аппаратных ресурсах.

Быстродействие, которое достигается уменьшением сложности сети, так как чем меньше нужно аппаратных ресурсов, тем быстрее осуществляется работа НС.

2. Удовлетворение этих взаимопротиворечивых требований требует решения задачи оптимизации структуры НС. Для решения этой проблемы можно воспользоваться теоремой Хегт-Нильсена [*Hecht-Nielsen R.*], которая доказывает представимость функции многих переменных общего вида с помощью двухслойной НС прямого распространения с ограниченными функциями активации сигмоидного вида:

$$F(x) = 1/[1 + \exp(-x)]. \quad (1)$$

Сигмоидальные функции являются монотонно возрастающими и имеют отличные от нуля производные на всей области определения. Эти характеристики обеспечивают правильное функционирование и обучение сети.

Для уменьшения сложности сети в качестве входного массива данных предлагается вводить не значения интенсивности пикселей, как в [Нейрокомпьютеры в системах обработки изображений. Под ред. А.И. Галушкина], а предварительно полученные значения характеристик сегментов изображения.

Сегментацию изображения, представляющего собой двумерный массив значений интенсивностей пикселей в терминах «оттенки серого» предлагается проводить по критерию однородности пикселей, так как вероятностные распределения значений интенсивности пикселей неизвестны, а любой другой выбор статистической метрики, как это произведено, например, в [*S.Lee*] исходит, опять же, из близости значений интенсивности. Для определения границ темных объектов выбираются самые темные пиксели в качестве точки старта и затем наращивается область вокруг них, определяя границы пятна, пока соседние пиксели не имеют значения оттенка серого, больше некоторого порога [*Q.Hu, Z.Hou, W.L.Nowinski*].

Методика сегментации изображения с использованием гистограммы «оттенков серого» реализует алгоритм «жесткого принятия решений» и может не учитывать пиксели, которые принадлежат области неоднородности, но интенсивность которых оказалась немного больше заданного порога. Для реализации алгоритма «мягкого принятия решений» введем понятие «относительной нечеткой связности» пикселей. Основная идея методики определения «относительной нечеткой связности» состоит в том, чтобы выделив с использованием жесткого порога объект изображения, найти две опорные точки внутри этого объекта и вне его. Затем, определив по некоторому критерию величину относитель-

ной нечеткой связности других пикселей изображения с этими двумя опорными точками, использовать ее при определении принадлежности пикселей тому или другому объекту.

Главную трудность при применении данной методики представляет выбор критерия относительной нечеткой связности. Рассмотрим принципы выбора функции, представляющей собой критерий относительной нечеткой связности интенсивности (A) двух пикселей (P_1 и P_2). Для оценки связности можно выбрать величину квадрата разности интенсивностей двух пикселей, взвешенную значением, обратным дисперсии σ^2 , определенной для значений интенсивно-

сти пикселей в окрестности опорной точки $\frac{[A(P_1) - A(P_2)]^2}{\sigma^2}$, так как квадратич-

ная функция обладает свойством «маскировать» небольшие значения аргумента и выделять большие значения аргумента. Однако хотелось бы, чтобы скорость изменения значения критерия была одинаковой для всего диапазона аргументов. Среди семейства показательных функций особо выделяется экспоненциальная функция, производная которой равна значению самой функции. Поэтому

можно несколько видоизменить функцию критерия: $\exp \frac{[A(P_1)A(P_2)]^2}{\sigma^2}$.

Поскольку необходимо задать некоторые границы, определяющие полную связность и отсутствие связности, то хотелось бы, чтобы функция критерия принимала значение 1 при полной связности пикселей и 0 при отсутствии связности. Этому требованию будет отвечать функция вида

$$f_A(P_1, P_2) = \frac{1}{\exp \frac{[A(P_1) - A(P_2)]^2}{\sigma^2}}, \quad (2)$$

которую предлагается выбрать в качестве критерия относительной нечеткой связности интенсивности двух пикселей.

Для определения критерия относительной нечеткой связности двух пикселей $P_1(x_1; y_1)$ и $P_2(x_2; y_2)$, заданных своими координатами на плоскости x и y видоизменим критерий (2):

$$f_{x,y}(P_1, P_2) = \frac{1}{\exp \frac{R^2}{\sigma_{cp}^2}}, \quad (3)$$

где $R = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$ – расстояние между двумя пикселями, заданными своими координатами; σ_{cp}^2 – среднее значение дисперсии, вычисленной для

матрицы координат сравниваемых пикселей $\begin{bmatrix} x_1 & x_2 \\ y_1 & y_2 \end{bmatrix}$.

При полной связности двух пикселей в терминах интенсивности и пространственного расположения значение критерия относительной нечеткой связности будет равно $f_A(P_1, P_2) + f_{x,y}(P_1, P_2) = 2$. При отсутствии связности $f_A(P_1, P_2) + f_{x,y}(P_1, P_2) = 0$.

Предлагаемая методика определения относительной нечеткой связности пикселей изображения позволяет адаптивно изменять значение порога и повысить эффективность автоматизированной сегментации изображения.

После проведения сегментации изображения, вычисляются характеристики полученных объектов, которые используются в качестве исходного вектора для НС, выходным значением которой является вероятность принадлежности анализируемого объекта к тому или иному классу.

Экспериментально установлено, что структура нейронной сети 11-8-1 с одним слоем весов и сигмоидальными функциями активации показала лучшие характеристики как по точности классификации монохромных изображений, так и по времени обучения (около 15000 обучающих циклов).

Для реализации автоматизированной сегментации монохромных изображений и их последующей классификации средствами языка технических вычислений MATLAB был создан программный продукт, который может быть применен в системах дистанционного мониторинга.

Литература

1. Chang H.S. and Kang K. A compressed domain scheme for classifying block edge patterns – IEEE Trans. Image Process., vol. 14, no. 2, Feb.2005. pp.145-151.
2. Moody A., Johnson D.M. Land-surface phonologies from AVHRR using the discrete Fourier transform – Remote Sens. Environ., vol. 75, pp. 2001. 305-323.
3. Xu Y., Weaver J.B., Healy D.M. Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique, IEE Trans. Image Process., vol. 3, no. 6, 2001, pp.747-757.
4. Chang Y.-L., Li X. Adaptive image region growing, IEEE Trans. Image Process., vol. 3, no. 6, Nov. 1994. pp. 868-872.
5. Lee S., Crawford M.M. Unsupervised Multistage Image Classification using hierarchical Clustering with a Bayesian Similarity Measure, IEEE Trans. Image Process., vol. 14, no. 3, March 2005, pp. 313-321.
6. Оссовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польск. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 496 с.
7. Hecht-Nielsen R. Theory of the Back Propagation Neural Network, Int. Joint Conf. on Neural Networks, Sheraton Washington Hotel, Washington D.C., June18-22, 1989, vol.1, pp.593-606
8. Hu Q., Hou Z., Nowinski W.L. Supervised Range-Constrained Thresholding, IEEE Trans. Image Process., vol. 15, no.1, pp. 228-240, Jan. 2006.
9. Глинский В.В., Ионин В.Г. Статистический анализ. – М.: Инфра-М, 2002. – 323 с.
10. Нейрокомпьютеры в системах обработки изображений / Под ред.А.И. Галушкина. – М.: Радиотехника, 2003 г. – 192 с.