

УДК 004

## МОДИФИКАЦИЯ АЛГОРИТМА СЕГМЕНТАЦИИ K-MEANS WITH CONNECTIVITY CONSTRAINT

Костин К.А., Аксёнов С.В.  
Научный руководитель: Аксёнов С.В.

Национальный Исследовательский Томский политехнический университет,  
634050, Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30  
E-mail: kak@tpu.ru

*The given article describes the main principles and modifications of the well-known segmentation algorithm K-means with Connectivity Constraint (KMCC) and demonstrates advantages of this algorithm. The segmentation algorithm is the necessary part of the texture classification program.*

**Ключевые слова:** обработка изображений, сегментация, K-Means with Connectivity Constraint.

**Key words:** image processing, segmentation, K-Means with Connectivity Constraint.

Одной из актуальных проблем на сегодняшний день является проблема индексации и поиска медиа файлов изображений и видео по их содержанию. Одним из вариантов решения данной проблемы является предложенный нечеткий текстурный классификатор, подробно описанный в [1]. Основной проблемой классификатора является то, что на данный момент производится классификация точек изображения и их окрестностей, а не цельных объектов и сегментов изображения, что разнится с принципами человеческого восприятия, описанными в [2]. Предлагаемым решением данной проблемы является предварительная сегментация изображения, которая производится с помощью алгоритма *K-Means with Connectivity Constraint (KMCC)*, модификация реализации которого представлена в данной работе.

Оригинальный алгоритм сегментации *KMCC* подробно описан в [3]. Модификации алгоритма в данной работе связаны с увеличением производительности и с приближением результатов к человеческому восприятию изображения.

В алгоритме *KMCC* каждый пиксель характеризуется несколькими векторами характеристик: характеристики интенсивности в пространстве  $L \cdot a \cdot bI(p)$ , вектор текстурных характеристик Лавса  $T(p)$  (в оригинальном алгоритме – низкочастотные характеристики Хаара), вектор координат пикселя  $p$ .

Все пространство изображения изначально делится на квадратные сегменты заданной размерности  $f$ . Полученные сегменты характеризуются параметрами, усредненными по пикселям, входящим в них,  $(\bar{I}_k, \bar{T}_k)$ , а также вектором координат центра региона  $\bar{S}_k$  и площадью региона  $A_k$ .

Над векторами интенсивности пикселей производится условное преобразование по формуле (1).

$$J(p) = \begin{cases} I(p), & \text{if } \|T(p)\| < T_{th} \\ \frac{1}{f^2} \sum_{m=1}^{f^2} I(p_m), & \text{if } \|T(p)\| \geq T_{th} \end{cases}, \quad (1)$$

где  $T_{th} = \max\{0, 65T_{\max}, 14\}$ ,  $T_{\max}$  – максимальное значение нормы вектора текстурных характеристик изображения  $\|T_{th}\|$ .

Алгоритм сегментации делится на 2 фазы.

1. Миграция пикселей с оценкой близости пикселей к регионам по формуле (2).

$$D(p, S_k) = \|J(p) - \bar{J}_k\| + \|T(p) - \bar{T}_k\| + \lambda \frac{\bar{A}}{A_k} \|p - \bar{S}_k\|, \quad (2)$$

где  $\|J(p) - \bar{J}_k\|$ ,  $\|T(p) - \bar{T}_k\|$  и  $\|p - \bar{S}_k\|$  – Евклидова мера расстояния между пикселем и регионом по характеристикам интенсивности, текстурным характеристикам и характеристикам пространственного положения соответственно;  $\bar{A}$  – средняя площадь всех регионов изображения,  $\lambda$  – регулирующий параметр. На каждой итерации происходит перемещение пикселей в регионы на основании наименьшего значения  $D(p, S_k)$ . Параметры регионов на каждом шаге пересчитываются.

2. Производится анализ областей, полученных на первом шаге, с помощью формулы (2). Наиболее близкие области объединяются до тех пор, пока их количество не достигнет заданного значения.

Постобработка результатов удаляет регионы, размер которых меньше порогового значения  $t_{th} = 1\%$  путем их поглощения наиболее близкими, согласно формуле (2), соседними регионами.

Модификацией алгоритма на этих двух этапах в пользу производительности является хранение каждым из регионов кумулятивных сумм расстояний между пикселями регионов, сумм текстурных характеристик пикселей в регионе, сумм значений интенсивности пикселей региона.

Для оценки качества сегментации был использован подход *Data Driven Markov Chain Monte Carlo (DDMCMC)*, описанный в [2]. Оценка качества производится с помощью вычисления вероятности сегментации в соответствии с системой человеческого восприятия по формуле (3).

$$P(W) = p(k) \prod_{n=1}^K p(R_i) p(l_i) P(t) = \exp(-\lambda K - \sum_{n=0}^{K-1} (\mu \oint_{\partial R_i} dS - \gamma |R|^c + \nu |\theta_i|)), \quad (3)$$

где  $K$  – количество регионов,  $R_i$  –  $i$ -й регион,  $l_i$  – граница  $i$ -го региона,  $P(t)$  или  $\theta_i$  – тип  $i$ -го региона,  $\lambda$ ,  $\mu$ ,  $\gamma$ ,  $\nu$  – константы. Для данного эксперимента  $\lambda = 0.25$ ,  $\mu = 10.0$ ,  $c = 0.25$ ,  $\gamma = 2.0$ , а параметр  $\nu$  для *KMCC* опущен.

На рис. 6–7 изображены результаты тестирования оригинального и модифицированного алгоритмов сегментации.

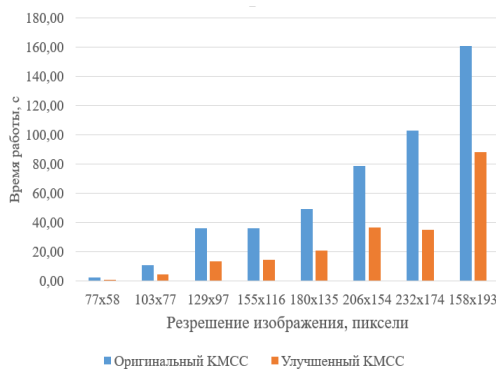


Рис. 6. Сравнение производительности версий алгоритмов сегментации

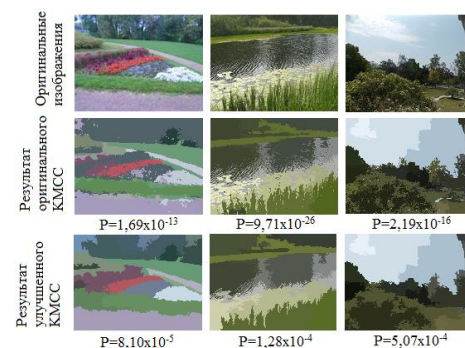


Рис. 7. Сравнение результатов сегментации различных версий алгоритмов с указанием значений вероятностей сегментации

Как видно из полученных результатов, производительность модифицированного алгоритма выросла в среднем в 2,2 раза. Качество сегментации возросло значительно, т. к. значение вероятности выросло на несколько порядков, и приблизилось к показателям человеческого восприятия.

В дальнейшем планируются работы по увеличению производительности с помощью GPU для применения алгоритма для сегментации изображений на видео.

Исследование поддержано грантами Российского фонда фундаментальных исследований № 14-07-00127, № 16-29-09640 и № 16-47-700289.

### Список литературы

1. Sergey Axyonov, Kirill Kostin and Dmitry Lycom. A Texture Fuzzy Classifier Based on the Training Set Clustering by a Self-Organizing Neural Network // M.Yu. Khachay, N. Konstantinova, A. Panchenko, D.I. Ignatov, G.V. Labunets (eds.), Analysis of Images, Social Networks and Texts. 4th International Conference, AIST 2015, Yekaterinburg, Russia, April 9–11, 2015, Revised Selected Papers. Pattern Recognition and Machine Learning. Vol. 542, Springer. Pp. 178–187.
2. Zhuowen Tu, Song-Chun Zhu. Image Segmentation by Data-Driven Markov Chain Monte Carlo. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 5. May 2002.
3. Noel O'Connor<sup>1</sup>, Sorin Sav, Tomasz Adamek, Vasileios Mezaris, Ioannis Kompatsiaris, Tsz Ying Lui, Ebroul Izquierdo, Christian Ferran Bennström, Josep R Casas. Region and Object Segmentation Algorithms in the Qimera Segmentation Platform. 2010.

УДК 004

## ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ФИНАНСОВОЙ ОРГАНИЗАЦИИ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ SEMANTIC WEB

Петрова Г.Г., Тузовский А.Ф.

Научный руководитель: Тузовский А.Ф.

*Национальный Исследовательский Томский политехнический университет,  
634050, Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30  
E-mail: ggp\_pgg@mail.ru*

*In this paper is described information system of financial organization which allows solving the problems of financial terms matching and data sources integration.*

**Key words:** *Semantic Web, ontology, financial organization*

**Ключевые слова:** *Семантические технологии, онтология, финансовая организация*

### Введение

В настоящее время сфера финансов активно развивается, при этом объем данных финансовой сферы постоянно увеличивается. Для обработки финансовых данных разрабатывается большое количество программного обеспечения. В связи с разнородностью программного обеспечения в процессе взаимодействия организаций возникает множество проблем.