

ВЛИЯНИЕ КОЛИЧЕСТВА ИТЕРАЦИЙ МИГРАЦИИ ПИКСЕЛЕЙ НА ЭФФЕКТИВНОСТЬ АЛГОРИТМА СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЯ КМСС

Костин К.А., Аксёнов С.В.

Национальный исследовательский Томский политехнический университет

kak@tpu.ru

В настоящее время направления интеллектуального анализа данных и машинного обучения набирают все большую популярность в мире, а также завоевывают все новые области применения. Одним из вариантов применения данных технологий является семантический анализ контента изображений и видео, который позволяет структурировать медиа информацию, а также эффективно индексировать её, что позволит ускорить как работу человека по поиску информации, так и автоматизированных процессов обслуживания.

Первые прототипы текстурного классификатора, связанные с исследованием методов распознавания содержания изображений и видео, освещены в [1-3]. Первая рабочая конфигурация классификатора, освещена в [4]. Описание работы над классификатором и повышением его эффективности представлено в [5].

На текущий момент эффективность классификации достигает величины от 75 до 90 %. Однако, в настоящем прототипе корректно распознаются только отдельные точки изображения, а не замкнутые участки, что разнится с целостным зрительным восприятием человека окружающих объектов. В связи с этим, для реализации этой особенности в данном проекте используется предварительная сегментация изображения.

Согласно основным требованиям к алгоритму сегментации, где целостности сегментов результирующего изображения отведена основная роль, был выбран алгоритм КМСС (*K-Means-with Connectivity-Constraint*), подробно описанный в [6].

Реализация алгоритма КМСС в данной работе заключается в следующем. Каждый пиксель характеризуется несколькими векторами характеристик:

- Характеристики интенсивности цвета пикселя для каждого цветового канала в пространстве L^*a^*b : $I(p) = [I_L(p), I_a(p), I_b(p)]$;

- Вектор текстурных характеристик пикселя, полученных с помощью фильтрации Лавса: $\bar{T}(p)$;

- Вектор координат пространственного положения пикселя: $p = [p_x, p_y]$.

Все пространство изображения изначально делится на квадратные сегменты заданной размерности f . Полученные таким образом сегменты имеют собственные характеристики:

- Вектор средней интенсивности пикселей региона: $\bar{I}_k$;

- Вектор среднего значения текстурных характеристик региона: $\bar{T}_k$;

- Вектор координат центра региона: $\bar{S}_k$;

- Площадь региона A_k .

Перед началом непосредственно процесса сегментирования производится подготовка изображения с помощью проведения условной фильтрации векторов интенсивности пикселей 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 $\|T_{th}\|$.

Сам алгоритм сегментации делится на 2 стадии:

1. Оценка близости пикселя к регионам изображения 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 $\|p - \bar{S}_k\|$ – Евклидово расстояние между пикселем и регионом по характеристикам интенсивности, полученным в результате условной фильтрации, текстурным характеристикам и характеристикам пространственного положения соответственно; A_k – площадь региона, $\bar{A}$ – средняя площадь всех регионов изображения, λ – регулирующий параметр. Регионы, размер которых становится меньше порогового $th_{size} = 0,75\%$ удаляются. На данной стадии происходит миграция пикселей между регионами и каждый пиксель на каждой итерации данного шага присоединяется к региону, который наиболее близок к нему на основании наименьшего значения $D(p, S_k)$.

2. Производится анализ близости областей, полученных на первой стадии алгоритма, по формуле (2). Близкие области объединяются. Таким образом происходит получение кластеров областей, принадлежащих к одним объектам изображения, основываясь на нескольких характеристиках изображения. Объединение областей происходит до тех пор, пока количество областей не достигнет заданного значения.

Эффективность сегментации алгоритма зависит от количества итераций миграции пикселей на первой стадии и задаваемого количества требуемых регионов для второй стадии алгоритма. В данной

работе исследуется влияние количества итераций на первой стадии алгоритма.

Для оценки результатов проведения эксперимента используется величина коэффициента разброса пикселей относительно региона изображения, рассчитываемая по формуле (3).

$$D = \frac{\sum_{i,j=0}^{n,m} \min(d_{ij})}{N}, \quad (3)$$

где d_{ij} – расстояние между i -м и j -м пикселем региона размерностью $n \times m$; N – заданное количество регионов. Чем меньше значение D , тем более близким к человеческому восприятию сегментов является результирующее сегментированное изображение.

Тестирование проводилось на 4-х изображениях одинакового размера (рис. 8). Для каждого из них были проведены тесты при различных значениях количества итераций миграции пикселей. Показателем качества сегментации выступал коэффициент разброса. Результаты тестирования приведены на рис. 9.

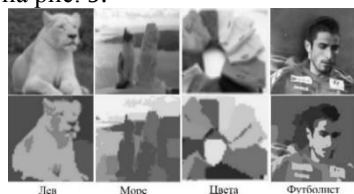


Рис. 8. Изображения для тестирования алгоритма сегментации



Рис. 9. График изменения коэффициента разброса пикселей регионов

Как видно из полученных результатов, наилучшие параметры результирующего изображения достигаются при использовании одной, двух, либо семи итераций миграции пикселей, т.к. разброс пикселей, отнесенных к одному сегменту изображения в данных случаях наименьший для проведенного эксперимента. Наиболее предпочтительным вариантом в данной ситуации выступает выбор в пользу двух итераций, т.к. он показывает наилучшие результаты из всех предложенных и требует меньших вычислительных затрат, чем использование семи итераций.

Результаты проведенного исследования будут использованы для оптимизации алгоритма КМСС и его дальнейшего использования в целях увеличения эффективности семантической классификации контента изображений и видео файлов.

Исследование проведено при частичной финансовой поддержке гранта РФФИ №14-07-31090 МОЛ_А. Работа выполнена в рамках программы по повышению конкурентоспособности ТПУ, проект ВИУ ИК 118.

Список литературы:

1. Аксёнов С.В., Костин К.А. Анализ влияния изменения освещенности на фильтрацию изображений с помощью фильтров Лавса. Молодёжь и современные информационные технологии: сборник трудов XI Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, г. Томск, 12-14 ноября 2014 г. Национальный исследовательский Томский политехнический университет, 2014 – С. 90-91.
2. Аксёнов С.В., Лайком Д.Н., Костин К.А. Information Technologies and Systems 2014 (ITS 2014): Proceedings of the International Conference. Издательство Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники, 2014 – С.78-81.
3. Аксёнов С.В., Костин К.А., Герасимова Н.И. Использование фильтров Лавса для классификации текстур на GPU. Высокпроизводительные параллельные вычисления на кластерных системах, материалы XIV Международной конференции 10–12 ноября 2014 г, Издательство Пермского национального исследовательского политехнического университета, 2014 – С.14-20.
4. Sergey Axonov, Kirill Kostin, Dmitry Lykom. A Texture Fuzzy Classifier Based on the Training Set Clustering by a Self-Organizing Neural Network. Analysis of Images, Social Networks and Texts. Fourth International Conference, AIST 2015, Yekaterinburg, Russia, April 9-11, 2015.
5. Костин К.А., Аксёнов С.В. Исследование влияния освещенности на классификацию текстур на основе распределения текстурных характеристик // Научная сессия ТУСУР – 2015: Материалы всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых 13-15 мая 2015 г (В пяти частях) – часть 4, С. 27-30.
6. Noel O'Connor¹, Sorin Sav, Tomasz Adamek, Vasileios Mezaris, Ioannis Kompatsiaris, Tsz Ying Lui, Ebroul Izquierdo, Christian Ferran Bennisström, Josep R Casas. Region and Object Segmentation Algorithms in the Qimera Segmentation Platform. 2010.