

АНДРЕЙ НИКОЛАЕВИЧ ТАЛБОНЕН

кандидат технических наук, старший научный сотрудник
центра математических и информационных технологий
Института информационно-телекоммуникационных и на-
нотехнологий, Петрозаводский государственный универ-
ситет (Петрозаводск, Российская Федерация)
antal@sampo.ru

АЛЕКСАНДР АЛЕКСАНДРОВИЧ РОГОВ

доктор технических наук, профессор, заведующий кафед-
рой теории вероятностей и анализа данных математичес-
кого факультета, Петрозаводский государственный уни-
верситет (Петрозаводск, Российская Федерация)
rogov@psu.karelia.ru

АННОТИРОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ИЗ ИСТОРИЧЕСКОГО ЦИФРОВОГО АЛЬБОМА С ПОМОЩЬЮ ТЕКСТУР МЕТОДОМ МОМЕНТОВ*

Рассматривается вопрос поиска и распознавания текстур на одноканальных изображениях. При этом решается смежная задача аннотирования изображений, содержащих текстуры, то есть присваивания им текстовых меток, позволяющих выполнять поиск по текстовым запросам. В качестве основных источников изображений в данном исследовании рассматриваются оцифрованные черно-белые фотографии из исторических альбомов, что создает дополнительные ограничения на использование данных. Одним из возможных решений вышеуказанных проблем является предлагаемый в статье классификатор, построенный на основе метода текстурной сегментации с использованием моментов. При этом классификатор требует наличия текстовых меток для каждого из добавленных классов. Проведенные эксперименты показали хорошие результаты поиска с точки зрения полноты, а рассматриваемый метод имеет хорошие перспективы для дальнейшего исследования.

Ключевые слова: текстуры, метод моментов, сегментация, классификатор

ВВЕДЕНИЕ

Существуют различные методы автоматического аннотирования изображений. Как правило, их можно разделить на 2 категории: алгоритмы аннотирования по всему изображению и алгоритмы аннотирования по содержанию. В последних выполняется поиск объектов (участков изображений). Большинство алгоритмов аннотирования работают по одной общей схеме:

1. Определение набора признаков для объектов.
2. Подбор обучающей выборки и обучение классификатора с помощью этой выборки.
3. Классификация коллекции изображений, в результате которой каждому изображению будет соответствовать набор меток.

В данной работе рассматриваются методы аннотирования на основе текстурных характеристик. Анализ методов аннотирования проводился на коллекции фотографий строительства Беломорско-Балтийского канала и альбома Бродца [2], [3], [4].

В [10] были определены текстурные характеристики, соответствующие человеческому восприятию: грубыст, контраст, направленность, линейность, непрерывность и шероховатость. Множество текстурных признаков было предложено в [6]. В [9] рассматривались специальные гистограммы для классификации текстур, в [5],

[11] – текстурный анализ на основе моментов. В [11] был предложен метод сегментации текстур на основе моментов и описан соответствующий математический аппарат. В [7] использовались инвариантные моменты для распознавания символов.

В нашей работе за основу выбран алгоритм сегментации, предложенный в [11], так как он обладает высокой точностью сегментации и возможностью классифицировать текстуры попиксельно.

ОБЩАЯ СХЕМА АННОТИРОВАНИЯ

В данном исследовании рассматривается процесс аннотирования с учетом наличия текстур, который в общем случае включает в себя следующие шаги:

1. Задается набор текстур, каждая из которых принадлежит одному из нескольких заданных классов.
2. Каждому классу присваивается набор меток.
3. Для каждого изображения выполняется поиск текстур из заданного набора.
4. Для каждой найденной текстуры к изображению добавляется набор меток соответствующего класса.

Для выполнения текстурного поиска требуется классификатор. Мы предлагаем классификатор на основе метода моментов.

МЕТОД МОМЕНТОВ

В [11] был предложен метод сегментирования текстур на основе моментов и описан соответствующий математический аппарат. Рассмотрим прямоугольное изображение шириной W и высотой H . Пусть $f(x, y)$ – значение изображения в точке (x, y) , нормализованное на отрезке $[0; 1]$. Метод моментов заключается в том, что для каждой точки изображения $f(x, y)$ рассчитывается набор моментов и производных от них характеристик в пределах некоторого окна с центром в данной точке. Таким образом формируется набор изображений, соответствующих набору признаков.

Момент $M_{p,q}$ с центром в точке (i, j) и размером окна W_M рассчитывается следующим образом:

$$M_{p,q}(i, j) = \sum_{(a,b) \in W_{ij}^M} f(a, b) \cdot x_a^p \cdot y_b^q,$$

где

$$x_a = \frac{a - i}{W_M / 2}, \quad y_b = \frac{b - j}{W_M / 2},$$

W_{ij}^M – окно размером W_M с центром в точке (i, j) .

В [11] утверждалось, что набор моментов в чистом виде не годится для сегментирования, поэтому автором был предложен улучшенный набор признаков:

$$F_{p,q}(i, j) = \frac{1}{W_F^2} \sum_{(a,b) \in W_{ij}^F} |\tanh(\sigma(M_{p,q}(a, b) - \overline{M_{p,q}}))|. \quad (3)$$

$F_{p,q}(i, j)$ – значение характеристики момента порядка (p, q) в точке (i, j) , где

$$\overline{M_{p,q}}(i, j) = \frac{1}{W_F^2} \sum_{(a,b) \in W_{ij}^F} M_{p,q}(a, b), \quad (4)$$

$\overline{M_{p,q}}(i, j)$ – усредненное изображение момента $M_{p,q}$, W_{ij}^F – окно размером W_F с центром в точке (i, j) .

Степени моментов p и q задаются таким образом, чтобы их сумма не превышала некоторого значения T_o , то есть $p + q \leq T_o$. Тогда общее количество изображений моментов и характеристик моментов будет равно $\frac{(T_o + 1)(T_o + 2)}{2}$. В данной работе

рассматривались моменты порядка не выше 2-го.

Другими параметрами для расчета характеристик являются размеры окон W_M и W_F и коэффициент σ . Авторами этого метода [11] были протестированы значения данных параметров: 9, 49 и 0,01 соответственно. Указанные значения были получены методом проб и ошибок, поэтому в нашей работе был проведен анализ влияния значений параметров W_M , W_F и σ на результат сегментации.

Для экспериментов использовался алгоритм сегментации, являющийся модификацией алгоритма, предложенного в [11] (пример результатов

работы исходного алгоритма сегментации представлен на рис. 1):

1. Тестовое изображение «склеивается» из нескольких текстур (см. рис. 1). Каждая текстура представлена квадратным участком. Площади участков текстур одинаковы.
2. Рассчитываются характеристики, представляющие собой N изображений, где N – число характеристик.
3. Случайно отбираются 6 % точек, равномерно распределенных по изображению.
4. Для выбранных точек производится кластеризация методом к-средних. Число кластеров соответствует числу текстур. Авторская версия данного алгоритма предполагала использование алгоритма кластеризации CLUSTER [8].
5. Полученные центры кластеров как результат работы алгоритма к-средних используются для сегментации всего изображения. Каждому пиксели ставится в соответствие номер того кластера, к которому ближе всего располагается соответствующий вектор признаков.
6. Определим точность сегментации ρ как долю правильно сегментированных пикселей. Поскольку алгоритм к-средних произвольно определяет начальные центры кластеров, к нему добавляется промежуточный шаг, на котором определяется соответствие номеру текстуры и номеру кластера. Будем считать, что кластер с номером i будет соответствовать текстуре j , если большая часть пикселей класса i будет располагаться внутри участка текстуры j .

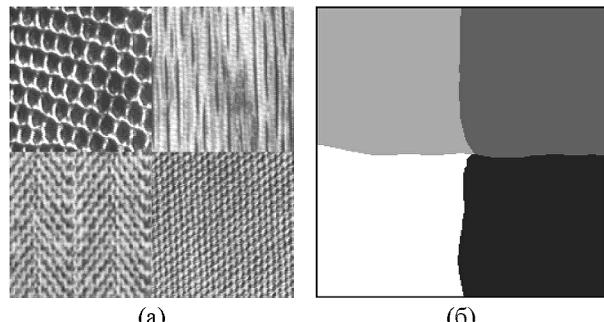


Рис. 1. Пример сегментации составного изображения с помощью метода, предложенного в [11] (взято из [11]): (а) – составное изображение; (б) – результат сегментации составного изображения

В нашем исследовании используемый алгоритм сегментации отличается от алгоритма, предложенного в [11], выбранным алгоритмом кластеризации. Пример сегментации изображения (рис. 2а), «склеенного» из 2 текстур, выполненной по описанному выше модифицированному алгоритму, представлен на рис. 2б. Точность сегментации составила 95,3 %.

Анализ результатов сегментации заключается в сравнении значений точности для определенного набора параметров $\{W_M, W_F, \sigma\}$. Были выбраны следующие диапазоны значений параметров: [9;

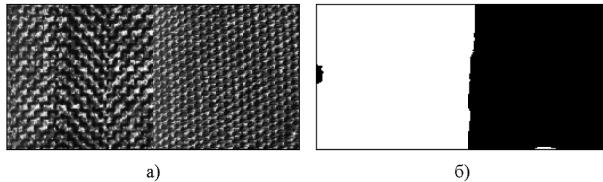


Рис. 2. Изображения, «склеенные» из 2 текстур альбома Бродца [4]: а) исходное; б) результат бинарной сегментации

49] с шагом 5 для W_M и W_F , [0,005; 0,02] с шагом 0,005 для σ . Анализ осуществлялся над изображением на рис. 2а.

В таблице представлены результаты анализа, отсортированные по убыванию точности сегментации. Поскольку общее количество записей больше 250 (учитывая приведенные диапазоны значений), в таблице представлена только часть полученных результатов.

Результаты анализа влияния параметров на точность сегментации

W_M	W_F	σ	$\sigma (\%)$
9	49	0,01	95,285
9	39	0,005	95,1782
9	39	0,02	95,1752
14	14	0,02	93,8416
14	14	0,005	93,7103
14	29	0,015	92,395
14	34	0,02	92,3248
24	24	0,02	87,9639
39	19	0,01	87,9639

Таким образом, экспериментально показана правильность значений параметров, предложенных в [11].

КЛАССИФИКАТОР НА ОСНОВЕ МЕТОДА МОМЕНТОВ

Для поиска текстур предлагается следующий классификатор:

1. Для каждой текстуры из обучающей выборки рассчитывается центральный вектор (центр текстуры) как средний вектор среди векторов признаков всех пикселей данной текстуры.
2. Для каждой текстуры из обучающей выборки задается параметр ε , который подбирается так, чтобы доля правильно классифицированных пикселей была наибольшей. Если расстояние от вектора признаков данной точки до центра данной текстуры не превышает ε , будем считать, что данная точка соответствует данной текстуре.
3. Для каждого изображения вычисляются изображения характеристик моментов $F_{p,q}$. Значения изображений характеристик моментов в точке (i, j) определяют вектор признаков следующим образом: $\{F_{p,q}(i, j) | p + q \leq T_o\}$. Порядок расположения значений признаков внутри вектора фиксируется, напри-

мер, при $T_o = 2$ вектор признаков равен $\{F_{0,0}, F_{0,1}, F_{1,0}, F_{0,2}, F_{1,1}, F_{2,0}\}$.

4. Для каждого изображения вычисляется карта текстур. Размер карты равен размеру изображения. Значением карты для данной точки является номер первой соответствующей данной точке текстуры. Если данной точке не соответствует ни одна из текстур, точка карты принимает значение -1 .
5. Точки полученной карты текстур объединяются в сегменты, которые состоят из соседних точек с одинаковым номером текстуры. Точки со значением -1 в сегменты не объединяются.
6. Для каждого сегмента определяется его размер, равный количеству пикселей. Если размер сегмента равен или превышает некоторое пороговое значение, считается, что соответствующая текстура найдена на текущем изображении. В данной работе использовалось пороговое значение размера сегмента 100.

ОЦЕНКА КАЧЕСТВА РАБОТЫ КЛАССИФИКАТОРА

Для эксперимента было отобрано 100 изображений из коллекции фотографий строительства Беломорско-Балтийского канала. Для поиска использовались текстуры T_1 и T_2 , представленные на рис. 3.

ID	Имя	Текстура	Eps.
34	Крыша дома		0,0025
35	Стена дома		0,005
36	Кроны деревьев		0,0035

Текстуры Классификаторы

Рис. 3. Пример текстур, добавленных в классификатор. Изображения, использованные в эксперименте по текстурному поиску: 34 – крыша дома (T_1), 35 – стена дома (T_2)

Эксперимент заключается в выявлении вхождения каждой текстуры T_j в каждое изображение I_i . С помощью эксперта вручную отмечаются

$$\text{вхождения текстур } E_{ij} = \begin{cases} 1, & T_j \text{ найдено в } I_i \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}.$$

С другой стороны, с помощью классификатора автоматически определяются вхождения каждой текстуры F_{ij} (аналогично E_{ij}), после чего определяется флаг релевантности текстуры R_{ij} (1 – текстура T_j найдена на изображении I_i и при этом обнаружена экспертом), который рассчитывается как $R_{ij} = E_{ij} \cdot F_{ij}$. Тогда полнота Re_j и точность Rr_j поиска текстуры T_j рассчитываются следующим образом [1]:

$$Re_j = \frac{\sum_i R_{ij}}{\sum_i E_{ij}}, \quad Pr_j = \frac{\sum_i R_{ij}}{\sum_i F_{ij}}.$$

Аналогично можно рассчитать общую полноту Re и точность Rr поиска:

$$Re = \frac{\sum_{i,j} R_{ij}}{\sum_{i,j} E_{ij}}, \quad Pr = \frac{\sum_{i,j} R_{ij}}{\sum_{i,j} F_{ij}}.$$

На рис. 4 представлены основные результаты эксперимента.

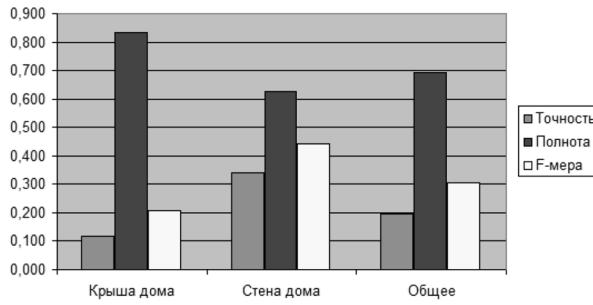


Рис. 4. Результаты поиска текстур

ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ КЛАССИФИКАТОРА

На основе метода текстурного поиска и соответствующего классификатора было разработано программное обеспечение в составе программного комплекса для построения поисковых систем для цифровых коллекций исторических изображений.

Реализованный метод текстурного поиска использует набор параметров: $\{W_m = 49, W_f = 9, \sigma = 0,01\}$. Классификатор в своей работе требует наличия базы данных «помеченных» изображений текстур. При этом для каждой текстуры в соответствии с алгоритмом классификации необходимо определить пороговое значение ε . В разработанных инструментах данное значение может задаваться вручную пользователем или рассчитываться автоматически путем подбора на основе обучения. Для этого пользователю требуется выделить на нескольких изображениях участки, соответствующие искомой текстуре. Основным целевым фактором в процессе подбора параметров является суммарная ошибка, которая

вычисляется как доля неправильно классифицированных пикселей среди всех пикселей помеченных пользователем изображений.

Реализованная в системе база данных текстур представляет собой множество «помеченных» классов текстур. При добавлении новой текстуры от пользователя требуется только указать изображение, параметр ε и выбрать класс, к которому изображение принадлежит. Текстовые метки относятся непосредственно к классам текстур. Для работы необходимо иметь возможность составлять различные наборы текстур для классификатора, поэтому в системе классификаторы реализованы как списки текстурных классов, которые пользователь должен определить перед началом работы. Благодаря использованию промежуточных связей с текстурами через классы, формирование альтернативных классификаторов не требует добавления уже существующих текстур. При этом классификатор точно привязывается к набору текстур. На рис. 3 представлен пример текстур классификатора. Алгоритм поиска при обнаружении соответствия какой-либо текстуре, включенной в классификатор, приписывает изображению те метки, которые относятся к классу данной текстуры.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате исследования на основе метода сегментации, предложенного в [11], был разработан собственный классификатор, позволяющий выполнять поиск текстур на изображениях по обучающей выборке. Однако на данный момент основные показатели качества являются недостаточно высокими, что требует дополнительных исследований этого метода. С другой стороны, предлагаемый алгоритм поиска учитывает особенности вычислений моментов изображений, и его временная сложность составляет $O(W \cdot H \cdot \log W \cdot H)$ вместо $O(W \cdot H \cdot M^2)$, что позволяет обрабатывать большие изображения за сравнительно небольшое время. При этом объем классификатора не оказывает существенного влияния на время вычисления, поскольку при больших размерах изображения большая часть времени тратится на вычисление моментов изображения.

* Работа выполняется при финансовой поддержке Программы стратегического развития ПетрГУ в рамках реализации комплекса мероприятий по развитию научно-исследовательской деятельности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- А г е е в М., К у р а л е н о к И. Официальные метрики РОМИП'2004 [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://romip.ru/docs/romip_metrics.pdf
- Т а л б о н е н А. Н., Р о г о в А. А. Анализ машинописных подписей к фотографиям в цифровом историческом альбоме // Ученые записки Петрозаводского государственного университета. Сер. «Естественные и технические науки». 2012. № 2 (123). С. 109–113.
- Т а л б о н е н А. Н., Р о г о в А. А. Модели и методы поиска людей на фотографиях из исторического альбома // Ученые записки Петрозаводского государственного университета. Сер. «Естественные и технические науки». 2012. № 6 (127). С. 113–117.
- Б р о д а т з Р. Textures: a Photographic Album for Artists and Designers. New York: Dover Publications, 1966.
- Ф л у с с е р J. Moment Invariants in Image Analysis. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.1.87.8110&rep=rep1&type=pdf>

6. Haralick R. M., Shanmugam K., Distein I. Textural Features for Image Classification // IEEE Transactions on systems, man and cybernetics. 1973. V. SMC-3. № 6. P. 610–621.
7. Hu M. K. Visual pattern recognition by moment invariants // IRE Trans. on Information Theory, IT-8. 1962. P. 179–187.
8. Jain A. K., Dubes R. C. Algorithms for Clustering Data. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1988.
9. Liu X., Wang D. Texture classification using spectral histograms. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.78.3024&rep=rep1&type=pdf>
10. Tamura H., Mori S., Yamawaki T. Textural Features Corresponding to Visual Perception // IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics. 1978. Vol. SMC-8. No. 6. P. 460–472.
11. Tuceryan M. Moment Based Texture Segmentation Available at: <http://cs.iupui.edu/~tuceryan/pdf-repository/Tuceryan1992.pdf>

Talbonen A. N., Petrozavodsk State University (Petrozavodsk, Russian Federation)
Rogov A. A., Petrozavodsk State University (Petrozavodsk, Russian Federation)

HISTORICAL IMAGE ANNOTATION WITH TEXTURES BASED ON MOMENTS

The article discusses the problem of search and recognition of textures on single-channel images. It also describes a related problem of image tagging, i. e. attaching text labels with texture information that allows searching of text queries. The work examines digitized black-and-white historic albums as main sources of images that restricts the use of data. One possible solution is proposed in this article. It is a construction of a classifier based on the texture segmentation method with the use of moments. This classifier requires a text label per added class. Our experiments showed positive results with about 70 % of completeness (recall) and 20 % of precision. Our method has promising prospects for further research.

Key words: textures, method of moments, segmentation, classifier

REFERENCES

1. Ageev M., Kuralenok I. *Ofitsial'nye metriki ROMIP'2004* [Formal metrics at ROMIP'2004]. Available at: http://romip.ru/docs/romip_metrics.pdf
2. Talbonen A. N., Rogov A. A. Analysis of typewritten captions of photographs in digital historical album [Analiz mashinopisnykh podpisей к фотографиям в цифровом историческом альбоме]. *Uchenye zapiski Petrozavodskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya "Estestvennye i tekhnicheskie nauki"* [Proceedings of Petrozavodsk State University. Natural and Engineering Sciences]. 2012. № 2 (123). P. 109–113.
3. Talbonen A. N., Rogov A. A. Models and methods of searching people on photographs from historical album [Modeli i metody poiska lyudey na fotografiyakh iz istoricheskogo al'boma]. *Uchenye zapiski Petrozavodskogo gosudarstvennogo universiteta. Ser. "Estestvennye i tekhnicheskie nauki"* [Proceedings of Petrozavodsk State University. Natural and Engineering Sciences]. 2012. № 6 (127). P. 113–117.
4. Brodatz P. Textures: a Photographic Album for Artists and Designers // New York: Dover Publications, 1966.
5. Flusser J. Moment Invariants in Image Analysis. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.87.8110&rep=rep1&type=pdf>
6. Haralick R. M., Shanmugam K., Distein I. Textural Features for Image Classification // IEEE Transactions on systems, man and cybernetics. 1973. V. SMC-3. № 6. P. 610–621.
7. Hu M. K. Visual pattern recognition by moment invariants // IRE Trans. on Information Theory, IT-8. 1962. P. 179–187.
8. Jain A. K., Dubes R. C. Algorithms for Clustering Data. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1988.
9. Liu X., Wang D. Texture classification using spectral histograms. Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.78.3024&rep=rep1&type=pdf>
10. Tamura H., Mori S., Yamawaki T. Textural Features Corresponding to Visual Perception // IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics. 1978. Vol. SMC-8. No. 6. P. 460–472.
11. Tuceryan M. Moment Based Texture Segmentation Available at: <http://cs.iupui.edu/~tuceryan/pdf-repository/Tuceryan1992.pdf>

Поступила в редакцию 13.03.2014