

Г. К. Букалов, д-р техн. наук, проф., e-mail: gk.bukalov44@yandex.ru,

А. О. Бурьгин, аспирант, e-mail: g.t.m.p@yandex.ru,

И. Г. Панин, д-р техн. наук, проф., e-mail: igpanin@list.ru,

Костромской государственной университет

Применение методов построения сообществ для сегментации изображений текстильных строп

Рассматривается задача сегментации текстильной стропы графовыми методами обнаружения сообществ. Изображение проходит начальную сегментацию алгоритмом MeanShift, после чего идет построение взвешенного неориентированного графа (WRAG), вершины которого представляют регионы, полученные после начальной сегментации. Веса ребер вычисляются исходя из признаков цвета и текстуры региона изображения. Используется алгоритм FMCDRN для обнаружения сообществ на графе. Каждому сообществу соответствует маска реального объекта на изображении. Проведен вычислительный эксперимент, направленный на исследование эффективности предложенного метода.

Ключевые слова: выделение сообществ на графах, сегментация изображения, Region Adjacency Graph, гистограмма ориентированных градиентов (HOG), критерий Ньюмена

Введение

В работе рассматривается актуальная задача непрерывного тестирования текстильных строп. В соответствии с требованиями "Межотраслевых правил по охране труда при погрузочно-разгрузочных работах и размещении грузов" ПОТ РМ-007-98 с приложениями перед использованием грузоподъемных строп стропальщики или иные ответственные лица обязаны их тщательно осмотреть. При осмотре текстильных строп основное внимание должно быть обращено на состояние и целостность ленты (отсутствие разрывов, порезов, расслоения ленты, наличия поверхностных обрывов нитей ленты, повреждений, связанных с воздействием химических веществ, наличия прожженных отверстий). Ввиду ограниченной способности человека к обработке информации при большом объеме проверяемого материала число пропущенных дефектов резко возрастает. Для улучшения качества контроля строп и высвобождения человеческих ресурсов для более квалифицированного труда существует потребность в автоматизации процесса контроля.

Распознавание дефектов стропы по изображению принято делить на два процесса:

1. Сегментация изображения для выявления контура объекта распознавания через выявление масок объектов (данный этап можно пропустить, если входные данные нормализованы).

2. Нахождение и классификация дефектов в выбранной области изображения.

В данной статье рассматривается первая задача, а именно сегментация изображений, яв-

ляющаяся фундаментальной проблемой в области компьютерного зрения, цель которой — разбиение изображения на уникальные и однородные области, которые соответствуют значимым частям изображения. Среди всего множества алгоритмов сегментации изображений был выбран графовый метод выявления регионов, который представляет компоненты изображения как математически обоснованные структуры, что упрощает задачу сегментации и делает вычисления более быстрыми и эффективными. Задача сегментации изображений на основе графов заключается в разбиении первоначального графа на несколько подграфов таким образом, чтобы каждый из них представлял значимый объект интереса, и дальнейшем создании масок по сообществам поверх оригинального изображения.

1. Описание процесса сегментации

Графовые сети могут упростить сегментацию и анализ изображений, но в первоначальном виде они теряют некоторую важную информацию, которая влияет на производительность сети и результативность сегментации, поэтому предлагается способ начальной сегментации изображения для построения графа областей смежности (далее Region Adjacency Graph — RAG) [1]. В этом случае начальные области считаются узлами графа, а если области являются смежными, то можно говорить о существовании ребра между ними. Далее ребра графа взвешиваются в соответствии со сход-

ством между значимыми визуальными признаками областей (текстурой и цветом). Алгоритм обнаружения сообществ применяется далее на графе смежности взвешенных областей (далее Weighted Region Adjacency Graph — WRAG) для разделения сети на набор сообществ. Эти сообщества используются для группировки похожих смежных областей на изображении. Все узлы, принадлежащие к одному сообществу, считаются принадлежащими к одной области и объединены в одну область на изображении. Процесс повторяется до тех пор, пока не появится разница между открытыми структурами сообщества двух последовательных итераций.

Таким образом, основной процесс сегментации изображения выполняется следующим образом:

- 1) моделируется изображение с WRAG, который использует преимущества топологических и визуальных свойств изображений (текстуры, цвета);
- 2) решаются задачи сегментации при использовании алгоритмов обнаружения сообществ;
- 3) итерационно решается проблема пересегментации/недосегментации.

Чтобы преодолеть возможные ограничения, предлагается структура с начальной сегментацией, исходное изображение делится на области, которые должны быть когерентными и сохраняют большую часть информации, необходимой для сегментации. Затем RAG используется для представления изображения, где каждая область представляет узел на графе. Если ребра находятся рядом, то они становятся ребрами между двумя регионами. Для взвешивания RAG используется комбинация текстурных и цветовых признаков для измерения сходства между узлами. Наконец, на основе эффективных алгоритмов обнаружения сообществ, которые обеспечивают наилучший баланс между вычислительными затратами и производительностью сегментации, извлекаются сообщества, представляющие регионы на изображении. Процесс повторяется итеративно до тех пор, пока не будет достигнута оптимальная сегментация.

Как уже отмечалось, целью начальной сегментации является разбиение изображения на однородные и как можно меньшие области. На этом этапе можно использовать несколько низкоуровневых методов сегментации, таких как Superpixels, Meanshift, Levelset и Watershed.

2. Определение метрик взвешенных узлов

На следующем шаге нужно определить метрики взвешенных узлов, их можно разбить

на метрики сходства цвета и метрики структуры.

Метрика сходства цвета определяется исходя из цвета в сегментации и является важной и при этом простой составляющей. Каждый пиксель в цветном изображении представлен трехмерным вектором. Можно предположить, что значение интенсивности пикселей данной области распределено по нормальному закону. Поэтому распределение области R_i задается как

$$R_i N(\mu_i, var_i),$$

где μ_i — средний вектор интенсивности пикселей, вычисленный в трехмерном цветовом пространстве в областях R_i , а var_i обозначает дисперсию R_i .

Для измерения сходства между двумя распределениями выбираем среднее расстояние (Mean Distance, MD), поскольку оно, как правило, дает хорошее приближение с более низкой сложностью, которое и определяется следующим образом:

$$D_{MD}(R_i, R_j) = (\mu_i - \mu_j)^T (\mu_i - \mu_j).$$

Для преобразования распределения расстояния цветовых параметров в метрику сходства используется ядро радиальной базисной функции:

$$c_{ij} = \exp\left(\frac{-D_{MD}(R_i, R_j)}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

где σ — параметр, определенный пользователем.

Выбор подходящего цветового пространства для сегментации цветного изображения является важным шагом для достижения лучшей производительности сегментации. В работе выбрано цветовое пространство LAB, которое больше всего соответствует зрительной системе человека и представляет собой трехосевое цветовое пространство с пространством L для обозначения светлости и пространствами A и B для обозначения красно-зеленого и желто-зеленого оттенков соответственно.

Использование только цветового признака в изображении не может обеспечить хороший результат сегментации, так как цветовой признак в некотором однородном объекте разложит закономерности изображения на различные сегменты, поэтому необходимо привлечь рассмотрение свойства текстур. Для этого в работе используется функция, называемая гистограммой ориентированных градиентов (Histogram of Oriented Gradients, HOG), хорошо известная в задачах обработки изображений и компьютерного зрения, которая применяется для обнаружения объектов на изображении. HOG вычисляет

число проявлений градиентной ориентации в локализованных частях изображения. Для построения гистограммы ориентированных градиентов необходимо выполнить следующие шаги:

- вычислить горизонтальный и вертикальный градиенты;
- разбить область изображения на небольшие ячейки размером $c \times c$ пикселей ($c = 8$). Для каждой ячейки вычисляется гистограмма направлений градиента. Гистограмма представляет собой вектор из 9 ячеек;
- использовать метод, называемый блочной нормализацией, чтобы сгруппировать отдельные ячейки в блоки и нормализовать их для обеспечения инвариантности к изменениям освещенности. Блок представлен ячейками 2×2 так, что каждый блок имеет размер $2c \times 2c$ пикселей (4 гистограммы);
- вычислить окончательный вектор признаков для всей области R_i , где гистограммы векторов градиентов блоков h_c сгруппированы в один вектор признаков HOG H_i :

$$H_i = [h_1, \dots, h_c],$$

где h_c обозначает гистограмму векторов градиента блока, c — число блоков внутри области R_i . Чтобы вычислить сходство между двумя областями R_i и R_j , мы используем меру косинусного сходства, как определено формулой ниже:

$$t_{ij} = \cos(H_i, H_j) = \frac{H_i^T H_j}{\|H_i\| \|H_j\|}, \quad (2)$$

где оператор $\|\cdot\|$ обозначает L_2 -норму, а H_i, H_j — соответственно HOG векторы регионов R_i и R_j .

Структурирование сложных сетей на сообщества — это процесс, который можно описать как объединение узлов в сообщества таким образом, что плотность ребер внутри сообществ выше, чем между самими сообществами. Наиболее используемый критерий для извлечения структуры сообщества в сетях введен Ньюменом [2] и определяет меру, названную модульностью:

$$Q = \sum (e_{ij} - a_i^2),$$

где e_{ij} обозначает долю ребер сети, которые входят в сообщество i , а a_i^2 — долю ребер, которые вставляются случайным образом. Значение модульности Q находится в диапазоне от 0 до 1. Высокое значение модульности означает сильную структуру сообщества сети.

Для обнаружения сообществ рассматривались следующие алгоритмы: FMCDRN [3], Infomap [4], FGMDO [5], Louvain [6].

3. Алгоритм определения оптимальных сообществ

Таким образом, для решения указанных задач предлагаемая структура должна использовать все присущие изображению свойства, а также эффективную оптимизацию по модульности/стабильности. Для этого необходимо выполнить следующие шаги:

1) начальная сегментация, при которой резко уменьшается число узлов в графе;

2) построение RAG с использованием пространственной априорной информации изображения. Пусть $G = (V, E)$ — неориентированный граф, где $v_i \in V$ — множество узлов, соответствующих областям изображения R_i , E — множество ребер, соединяющих пары соседних узлов. Другими словами, ребро рассматривается между двумя узлами, если их соответствующие области являются смежными на изображении;

3) добавление весов (построение WRAG) при использовании сходства между областями, где цвет и текстура изображения сравниваются для двух соседних областей в RAG. Чтобы вычислить матрицу подобия W (для построения RAG), используются уравнения (1) и (2) для измерения подобия между каждыми двумя смежными областями, затем добавляются веса между ними. В данной работе сходство вычисляется с использованием комбинации LAB- и HOG-признаков, для чего используется гибридная модель, объединяющая оба этих признака. Выбирается текстура (HOG) и матрица подобия (взвешенная цветовая LAB-функция) следующим образом:

$$W = w_{ij} = a\sqrt{t_{ij}c_{ij}} + (1-a)c_{ij}, \quad (i, j) = 1, \dots, n;$$

4) выявление сообществ в сети с использованием эффективных алгоритмов обнаружения сообществ [3–6], которые обеспечивают оптимальный баланс между вычислительными затратами и эффективностью сегментации.

4. Результаты исследования и оценка эффективности

Для исследования эффективности предложенной структуры сначала изучается влияние некоторых параметров, используемых при вычислении подобия между регионами. Проводятся первые эксперименты на 10 изображениях наборов данных с использованием нескольких значений параметра балансировки, чтобы найти подходящее значение, которое обеспечивает наилучшие результаты сегментации.

Затем выполняется сравнение между метриками изображения (цветом и текстурой), а имен-

но рассматривается производительность предлагаемого подхода в тех случаях, когда в процессе сегментации используются только текстура, только цвет или связка цвет—текстура.

Для оценки эффективности предлагаемой системы используется вероятностный индекс Рэнда (Probabilistic Rand Index или PRI) [7] и вариация информации (Variation of Information VOI), которые являются хорошо известными оценочными метриками для сегментации. PRI измеряет меру сходства между двумя кластерами данных (чем больше значение PRI, тем больше сходство между двумя сегментами изображения). Метрика VOI измеряет сумму информационного прироста и потери информации между двумя сегментами. Метрика VOI неотрицательна, чем она ниже, тем сходство больше:

$$VOI(C, C') = H(C) + H(C') - 2I(C, C'),$$

где $H(C)$ и $H(C')$ — энтропия сегментов C , C' соответственно, а $I(C, C')$ определяет меру общей информации между сегментами.

Также будем оценивать эффективность предлагаемого подхода с двух сторон: метриками точности (Precision) и полноты (Recall). Точность измеряет долю граничных пикселей, которые соответствуют своим истинным границам изображения:

$$Precision = \frac{|S_{test} \cap S_i|}{|S_{test}|},$$

где S_i — истинная сегментация по разметке; S_{test} — тестовая сегментация, а $|S|$ — число граничных пикселей в сегментации. Полнота показывает меру обнаруженных пикселей на границе сегментов, являющихся истинными:

$$Recall = \frac{|S_{test} \cap S_i|}{|S_i|}.$$

Тогда F -мера как гармоническое среднее полноты и точности определяется как (далее $\alpha = 0.5$):

$$F = \frac{Precision \cdot Recall}{(1 - \alpha) \cdot Recall + \alpha \cdot Precision}.$$

Для выбора подходящей начальной сегментации, обеспечивающей наилучшие результаты сегментации, были проведены эксперименты с использованием двух алгоритмов начальной сегментации для поиска подходящего. Показано, что алгоритм Meanshift является более подходящим, чем алгоритм Superpixels для всех четырех метрик, а также более выгодным по времени работы.

Для выбора алгоритма детекции сообществ сравнивались алгоритмы FMCDRN, Infomap, FGMDO, Louvain. По всем параметрам наилучшую сегментацию изображения дает алгоритм FMCDRN.

При сравнении предложенного алгоритма с известными методами сегментации Modularity-based image segmentation, WiseCode [8], LC [9], EDISON [10] показано, что все метрики имеют лучшие показатели.

Заключение

В данной работе предложена структура системы сегментации изображений, которая учитывает преимущества присущих изображениям свойств и оптимизацию модульности/стабильности. При использовании как гистограммы ориентированных градиентов (HOG) текстурного признака, так и цветового признака матрица подобия строится адаптивно между различными областями путем оптимизации модульности/стабильности и объединения смежных областей изображений итеративно. Эксперименты показали, что предложенная структура системы дает наилучший качественный результат сегментации и обеспечивает лучшую производительность по сравнению со всеми современными методами с точки зрения PRI, VOI, точности и полноты. Поскольку общая структура основана на трех эффективных алгоритмах определения сообщества, она позволяет избежать проблемы наличия большого числа небольших областей в изображении и сохраняет информацию и закономерности в объекте, обеспечивает хорошую временную сложность и работает последовательно быстрее, чем современные алгоритмы.

Список литературы

1. **Wu Zhenyu, Richard Leahy.** An optimal graph theoretic approach to data clustering: Theory and its application to image segmentation // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 1993. Vol. 15, N. 11. P. 1101–1113.
2. **Clauset A., Newman M. E., Moore C.** Finding community structure in very large networks // arXiv.org. 2004. Дата обновления: 30.08.2004. URL: <https://arxiv.org/abs/cond-mat/0408187>.
3. **Blondel V. D., Guillaume J. L., Lambiotte R., Lefebvre E.** Fast unfolding of communities in large networks // arXiv.org. 2008. Дата обновления: 25.07.2008. URL: <https://arxiv.org/abs/0803.0476>.
4. **Li Shijie, Dapeng Oliver Wu.** Modularity-based image segmentation // IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. 2015. Vol. 25, N. 4. P. 570–581.
5. **Ronhovde P., Nussinov Z.** Local resolution-limit-free Potts model for community detection // arXiv.org. 2008. Дата обновления: 15.04.2010. URL: <https://arxiv.org/abs/0803.2548>.
6. **Newman Mark E. J.** Fast algorithm for detecting community structure in networks // Physical review. 2004. Vol. E 69, N. 6.

7. **Unnikrishnan R., Pantofaru C., Hebert M.** Toward objective evaluation of image segmentation algorithms // *Pattern Analysis and Machine Intelligence IEEE*. 2007. Transactions on. P. 929–944.

8. **Rosvall M., Bergstrom C. T.** Maps of random walks on complex networks reveal community structure // *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2008. Vol. 105, N. 4. P. 1118–1123.

9. **Yang A., Wright Y., Sastry S.** Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression // *Computer Vision and Image Understanding*. 2008. P. 212–225.

10. **Christoudias C. M., Georgescu B., Meer P.** Synergism in low level vision // *Pattern Recognition. Proceedings of 16th International Conference*. IEEE. 2002. P. 150–155.

G. K. Bukalov, Professor, e-mail: gk.bukalov44@yandex.ru,

A. O. Burygin, PhD student, e-mail: g.t.m.p@yandex.ru, **I. G. Panin**, Professor, e-mail: igpanin@list.ru,
Kostroma State University, Kostroma, 156005, Russian Federation

Application of Community Building Methods for Segmentation of Textile Slings Images

There is problem of segmentation of textile slings by graph methods of community detection is considered. Image is initially segmented by the Meanshift algorithm, followed by the construction of a Weighted Region Adjacency Graph (WRAG), the vertices of which represent the regions obtained after the initial segmentation. The quality of the graph partitioning into subgraphs is determined by the Newman criterion. Edge weights are calculated based on the color and texture characteristics of the image region. Comparison of graph node weight metrics: color similarity metric defined by Mean Distance, texture property metric defined by Histogram of Oriented Gradients, and superposition of LAB and HOG image components. The FMCDRN algorithm is used to detect communities on the graph. Each community has a mask of the real object in the image. To determine the effectiveness of the proposed system, are use Probabilistic Rand Index (PRI), Variation of Information (VOI), and F-measure. Comparison of the effect of initial segmentation by Meanshift and Superpixel algorithms. Qualitative comparison of FMCDRN, Infomap, FGMDO, Louvain methods for highlighting communities on a graph. A computational experiment aimed at studying the effectiveness of the proposed method is carried out. Comparison of the proposed algorithm with modern image segmentation frameworks WiseCode, LC, EDISON.

Keywords: community allocation on graphs, image segmentation, Region Adjacency Graph, histogram of oriented gradients (HOG), Newman criterion.

DOI: 10.17587/it.26.252-256

References

1. **Wu Zhenyu, Richard Leahy.** An optimal graph theoretic approach to data clustering: Theory and its application to image segmentation, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1993, vol. 15, no. 11, pp. 1101–1113.

2. **Clauset A., Newman M. E., Moore C.** Finding community structure in very large networks, arXiv.org, 2004, available at: <https://arxiv.org/abs/cond-mat/0408187>.

3. **Blondel V. D., Guillaume J. L., Lambiotte R., Lefebvre E.** Fast unfolding of communities in large networks, arXiv.org, 2008, available at: <https://arxiv.org/abs/0803.0476>.

4. **Li Shijie, Dapeng Oliver Wu.** Modularity-based image segmentation, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2015, vol. 25, no. 4, pp. 570–581.

5. **Ronhovde P., Nussinov Z.** Local resolution-limit-free Potts model for community detection, arXiv.org. 2008, available at: <https://arxiv.org/abs/0803.2548>.

6. **Newman Mark E. J.** Fast algorithm for detecting community structure in networks, *Physical Review*, 2004, vol. E 69, no. 6.

7. **Unnikrishnan R., Pantofaru C., Hebert M.** Toward objective evaluation of image segmentation algorithms, *Pattern Analysis and Machine Intelligence IEEE*, 2007, Transactions on, pp. 929–944.

8. **Rosvall M., Bergstrom C. T.** Maps of random walks on complex networks reveal community structure, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2008, vol. 105, no. 4, pp. 1118–1123.

9. **Yang A., Wright Y., Sastry S.** Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression, *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, pp. 212–225.

10. **Christoudias C. M., Georgescu B., Meer P.** Synergism in low level vision, in *Pattern Recognition, 2002, Proceedings. 16th International Conference on, IEEE*, 2002, pp. 150–155.

Адрес редакции:

107076, Москва, Стромьинский пер., 4

Телефон редакции журнала (499) 269-5510

E-mail: it@novtex.ru

Технический редактор *Е. В. Конова*.

Корректор *Е. В. Комиссарова*.

Сдано в набор 10.02.2020. Подписано в печать 25.03.2020. Формат 60×88 1/8. Бумага офсетная.

Усл. печ. л. 8,86. Заказ ИТ420. Цена договорная.

Журнал зарегистрирован в Министерстве Российской Федерации по делам печати, телерадиовещания и средств массовых коммуникаций.

Свидетельство о регистрации ПИ № 77-15565 от 02 июня 2003 г.

Оригинал-макет ООО "Авансед солюшнз". Отпечатано в ООО "Авансед солюшнз".

119071, г. Москва, Ленинский пр-т, д. 19, стр. 1. Сайт: www.aov.ru