

Тема работы:

Построение статистической модели рентгеновского изображения людей

Состав коллектива:

1. Куликов Виктор Александрович, научный сотрудник ИАиЭ СО РАН, ассистент преподавателя НГУ, kulikov.victor@gmail.com +7 923 126 1225
2. Свитов Давид Вячеславович
Факультет, кафедра: ФИТ, КИИС
Номер курса и группы: 4 курс, группа 12204
Проводится в рамках дипломной работы «Разработка алгоритма автоматического обнаружения подозрительных предметов на рентгеновских изображениях людей»
научный руководитель: Куликов Виктор Александрович
david.svitov@yandex.ru

Научное содержание работы:

Работа выполняется в рамках дипломной работы Свитова Д.В. «Разработка алгоритма автоматического обнаружения подозрительных предметов на рентгеновских изображениях людей»

1. Постановка задачи:

Конкретной задачей в рамках проблемы, на решение которой направлен проект, является комплексное изучение алгоритмов машинного обучения и обработки цифровых изображений для поиска особенностей на рентгенографическом изображении человека. Выбор рентгенографических изображений человека обусловлен их прикладной ролью в ключевых задачах безопасности. Задача поиска аномалий на рентгенографическом изображении человека сводится к построению модели человека в виде разложения на повторяющиеся признаки со статистикой их появления. Более того, все фрагменты изображения не соответствующие построенной модели человека будут считаться аномалиями. Предложенный подход должен упростить работу операторов системы досмотра людей. Еще одной задачей данного проекта является изучение возможности генерации рентгенографических изображений человека из построенной модели. Решение этих задач могут найти прикладное применение в рентгенографических системах досмотра пассажиров и для анализа медицинских снимков.

2. Современное состояние проблемы:

Алгоритмы машинного обучения часто используются в задачах цифровой обработки изображений [1-5]. В то же время работы по применению машинного обучения для исследования рентгенографических изображений человека составляют лишь малую часть всех исследований. Наиболее распространенными направлениями исследования являются анализ медицинских изображений [6], задачи контроля качества [7] и поиск запрещенных предметов в багаже пассажиров [8-12]. В медицине чаще рассматриваются задачи томографии [6], в которых машинное обучение

используется для восстановления недостающих данных. Использование машинного обучения и применения графических вычислительных процессоров дает новые возможности для создания алгоритмов анализа изображений. При использовании методов машинного обучения критическим фактором является выбор пространства признаков, в котором будет решаться поставленная задача. В ряде работ в качестве пространства признаков используется распределение фрагментов изображения [2, 6, 12]. Такой подход в литературе называется «мешок визуальных слов» (Bag of words)[1]. В качестве визуальных слов используются дескрипторы особых точек [13-15], дескрипторы в отличие от фрагментов изображений обладают инвариантностью к повороту, смещению и изменениям освещения. Наиболее популярными алгоритмами для разделения построенного пространства признаков на классы являются метод опорных векторов SVM [16] и случайный лес деревьев «Random tree forest» [17]. Данные подходы были успешно применены для поиска подозрительных объектов на рентгенографическом изображении багажа [8-9].

3. Подробное описание работы, включая используемые алгоритмы:

В нашем подходе для обнаружения аномалий на рентгеновских изображениях людей строится статистическая модель человека по изображениям, полученным СРК «Сибскан». Для построения статистической модели используется подход, основанный на методе классификации изображений, известном как «мешок визуальных слов». В нашем подходе рассматриваются фрагменты изображения, лежащие на плотной сетке. В качестве статистической модели используется статистика встречаемости «визуальных слов», к которым были отнесены фрагменты изображений, в различных координатах изображений обучающей выборки. Новизна нашего подхода заключается в контекстном задании координат фрагмента изображения. При этом координата фрагмента задаётся «визуальными словами», к которым были отнесены соседние фрагменты.

Программный модуль, используемый оператором, обнаруживает аномалии в контексте построенной статистической модели. Для каждого фрагмента изображения оценивается вероятность получения его в текущем контексте. Информация о фрагментах с низкой оценкой вероятности (аномалиях) наносится на исходное изображение в виде цветных областей.

В качестве дескрипторов была использована гистограмма ориентированных градиентов [19] (HoG) со 128 карманами без нормировки вектора дескриптора. Множество дескрипторов, для всех изображений из выборки, дискретизируется в словарь визуальных слов. Дискретизация пространства дескрипторов осуществляется алгоритмом k-mean. Центры классов, сформированных k-means [20], соответствуют визуальным словам в словаре.

4. Полученные результаты:

Были проведены эксперименты, показывающие, что предложенный подход достаточно хорошо аппроксимирует действия человека при поиске аномалий. Для тестирования качества работы алгоритма был проведён эксперимент по оценке степени соответствия между результатом работы алгоритма и человеческой разметкой снимка. Были построены

ROC-кривые (Рис. 3), для двух вариаций алгоритма, с рассмотрением 4 и 8 различных направлений при учёте отношения соседства. В случае с 4 направлениями соседства не учитываются диагональные соседи. Для построения кривых была использована тестовая выборка, размеченная человеком. Были построены ROC-кривые (Рис. 1) для определения оптимального количества классов (Рис. 2) для работы k-means.

5. Иллюстрации, визуализация результатов:

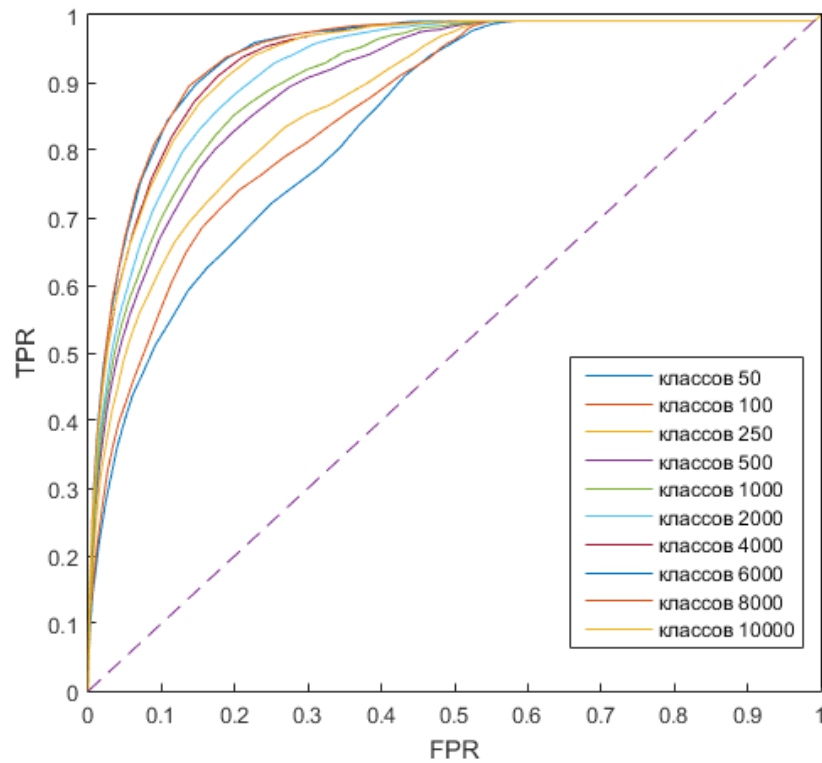


Рис. 1, ROC-кривые для моделей, содержащих различное количество классов.

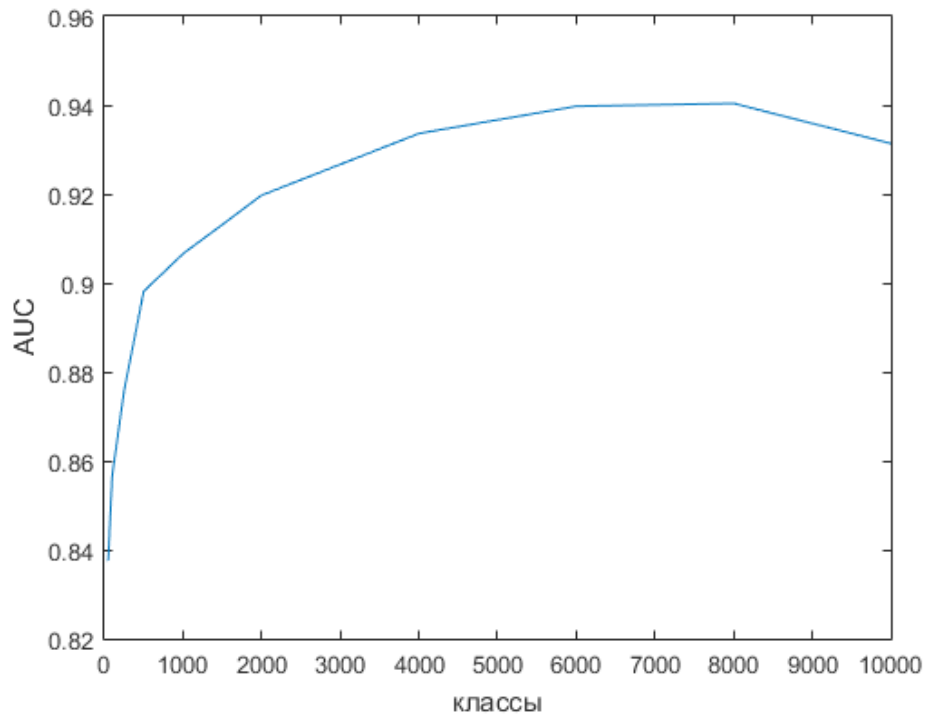


Рис. 2, График зависимости площади под ROC-кривой от количества классов.

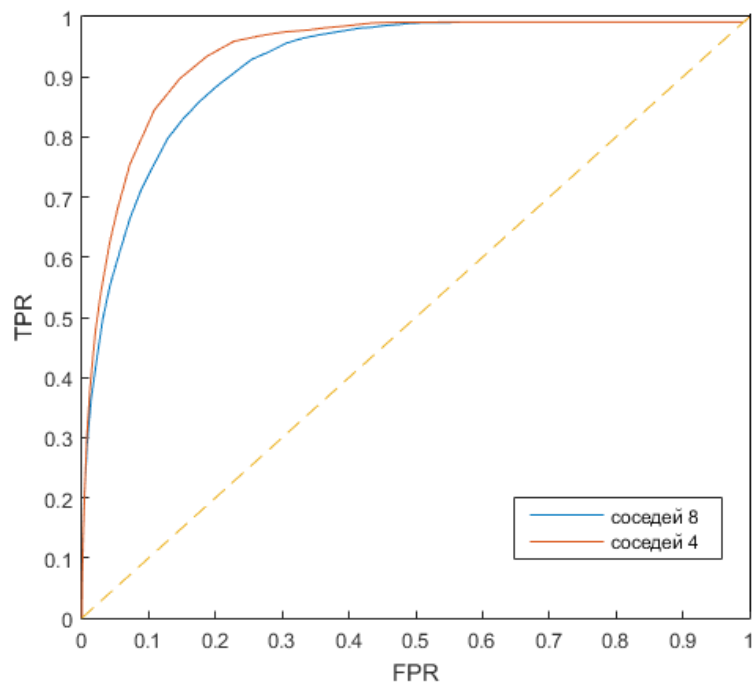


Рис. 3, ROC-кривые с различным заданием отношения соседства для блока.

Эффект от использования кластера в достижении целей работы:

Использование кластера позволило ускорить построение статистической модели за счёт потокового параллелизма для различных масштабов. Так же использование кластера позволило ускорить ход экспериментов по определению количества классов для k-means.

Впечатления и предложения:

Всё понравилось. Только обновите CMake пожалуйста – использование старой версии приводило к некоторым трудностям.

Литература:

1. Filliat, D. A visual bag of words method for interactive qualitative localization and mapping. in *Robotics and Automation, 2007 IEEE International Conference on*. 2007: IEEE.
2. Wu, Z., et al. A multi-sample, multi-tree approach to bag-of-words image representation for image retrieval. in *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*. 2009: IEEE.
3. Boureau, Y.-L., et al. Learning mid-level features for recognition. in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*. 2010: IEEE.
4. Zeiler, M.D., G.W. Taylor, and R. Fergus. Adaptive deconvolutional networks for mid and high level feature learning. in *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*. 2011: IEEE.
5. Zeiler, M.D. and R. Fergus, Visualizing and understanding convolutional networks, in *Computer Vision–ECCV 2014*. 2014, Springer. p. 818-833.
6. Xu, Q., et al., Low-dose X-ray CT reconstruction via dictionary learning. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2012. 31(9): p. 1682-1697.
7. Mery, D., et al., Automated fish bone detection using X-ray imaging. *Journal of food engineering*, 2011. 105(3): p. 485-492.
8. Turcsany, D., A. Mouton, and T.P. Breckon. Improving feature-based object recognition for X-ray baggage security screening using primed visualwords. in *Industrial Technology (ICIT), 2013 IEEE International Conference on*. 2013: IEEE.
9. Zhang, N. and J. Zhu, A study of x-ray machine image local semantic features extraction model based on bag-of-words for airport security. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, 2015. 8(1): p. 45-64.
10. Flitton, G., T.P. Breckon, and N. Megherbi, A comparison of 3D interest point descriptors with application to airport baggage object detection in complex CT imagery. *Pattern Recognition*, 2013. 46(9): p. 2420-2436.
11. Megherbi, N., T.P. Breckon, and G.T. Flitton. Investigating existing medical CT segmentation techniques within automated baggage and package inspection. in *SPIE Security+ Defence*. 2013: International Society for Optics and Photonics.
12. Riffo, V. and D. Mery, Automated detection of threat objects using Adapted Implicit Shape Model. 2015.
13. Lowe, D.G., Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 2004. 60(2): p. 91-110.
14. Leutenegger, S., M. Chli, and R.Y. Siegwart. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints. in *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*. 2011: IEEE.
15. Alcantarilla, P.F., A. Bartoli, and A.J. Davison, KAZE features, in *Computer Vision–ECCV 2012*. 2012, Springer. p. 214-227.
16. Cortes, C. and V. Vapnik, Support-vector networks. *Machine learning*, 1995. 20(3): p. 273-297.
17. Liaw, A. and M. Wiener, Classification and regression by randomForest. *R news*, 2002. 2(3): p. 18-22.
18. Gregor, K., et al., DRAW: A recurrent neural network for image generation. *arXiv preprint arXiv:1502.04623*, 2015.

19. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection //Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. – IEEE, 2005. – T. 1. – С. 886-893.
20. Hartigan J. A., Wong M. A. Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm //Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics). – 1979. – Т. 28. – №. 1. – С. 100-108.