

УДК 004.932.2

АЛЬТЕРНАТИВНЫЕ МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ ЭНДОСКОПИЧЕСКИХ СНИМКОВ



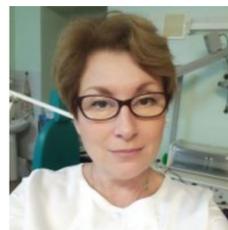
Р.В. Козарь

Аспирант БГУИР, инженер-программист ООО «Е-Ком Технологии»
pozitr0n.kozarroman@gmail.com



А.А. Навроцкий

Заведующий кафедрой информационных технологий автоматизированных систем БГУИР, кандидат физико-математических наук, доцент



Н.С. Конойко

Заведующий фониатрическим отделением консультативной поликлиники РНПЦ оториноларингологии

Р.В. Козарь

Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Аспирант БГУИР. Работает в ООО «Е-Ком Технологии» в должности инженера-программиста. Проводит научные исследования данных медицинских изображений, полученных методом оптической эндоскопии для дальнейшего использования их в машинном обучении.

А.А. Навроцкий

Заведующий кафедрой информационных технологий автоматизированных систем Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. Кандидат физико-математических наук, доцент. Основные научные направления исследований «Компьютерное моделирование электронных приборов, систем и устройств СВЧ».

Н.С. Конойко

Врач-оториноларинголог-фониатр, заведующий фониатрическим отделением консультативной поликлиники РНПЦ оториноларингологии. Основные направления научной деятельности – «Коррекция голосоречевых нарушений при дисфункции мягкого нёба» и «Методы диагностики и реабилитации пациентов с нарушениями голосовой и дыхательной функций при парезах и параличах гортани различной этиологии».

Аннотация. В данной работе предлагаются альтернативные методы классификации данных на медицинских изображениях, полученных методом оптической эндоскопии посредством модификации исходного классификатора.

Ключевые слова: классификация, эндоскопические снимки, распознавание, связанный каскадный классификатор.

Введение.

В настоящее время все также важна и актуальна задача распознавания данных с различных источников для последующего принятия решений. В качестве данных в большинстве случаев используются изображения. Корректность принимаемых решений в огромной степени зависит от того, насколько качественно и точно будет классифицирован распознаваемый объект. Подходы как к распознаванию, так и к классификации могут различаться в зависимости от того, как сильно меняется вид и тип распознаваемого изображения. В общем случае кластеризация – это распределение пикселей изображения на несколько групп. Полученные группы представляют собой объекты (области) изображений. Решение такой задачи как никогда актуально для анализа визуальной информации: а именно – эндоскопических снимков. В данной статье рассматриваются особенности классифицирования подобных изображений. Следует сказать, что крайне хорошо себя зарекомендовала методика распознавания Виолы-Джонса.

Основная его особенность – это выделение примитивов в каждой области распознавания через пространство прямоугольных признаков Хаара, поскольку оно хорошо описывает

характерные особенности объектов, которые связаны с перепадами яркости вдоль вертикального и горизонтального направления. Однако есть такие задачи, в которых распознаваемый объект будет обладать крайне большим количеством перепадов вдоль диагональных направлений. Подобным объектом и будет являться эндоскопический снимок.

При распознавании подобных объектов важно сохранить максимально большое количество деталей, которые прямым образом влияют на принимаемое решение. Применение классического метода Виолы-Джонса с прямоугольными каскадами Хаара при распознавании эндоскопического снимка и его классификации имеет один существенный недостаток: будучи посчитаны поверх яркостного изображения подобные признаки не устойчивы к изменению освещенности. Конечно, есть вариант использования предварительной нормализации, однако однозначного решения у данной проблемы нет.

Модификация классификации для метода Виолы-Джонса.

Несмотря на то, что каскадная структура классификатора может существенно повысить скорость распознавания – у нее есть несколько недостатков.

Во-первых, информация, которая получается на текущем уровне каскада, не может быть передана на следующие уровни [1]. Поэтому решение о том, необходимо ли «отбрасывать» рассматриваемую область, никак не зависит от того, насколько он хорошо был распознан ранее. Поэтому такой подход может привести к построению «слабого» классификатора, который далее работает абсолютно некорректно при любых изменениях на отдельных уровнях [2]. Подобный подход изображен на рисунке 1.

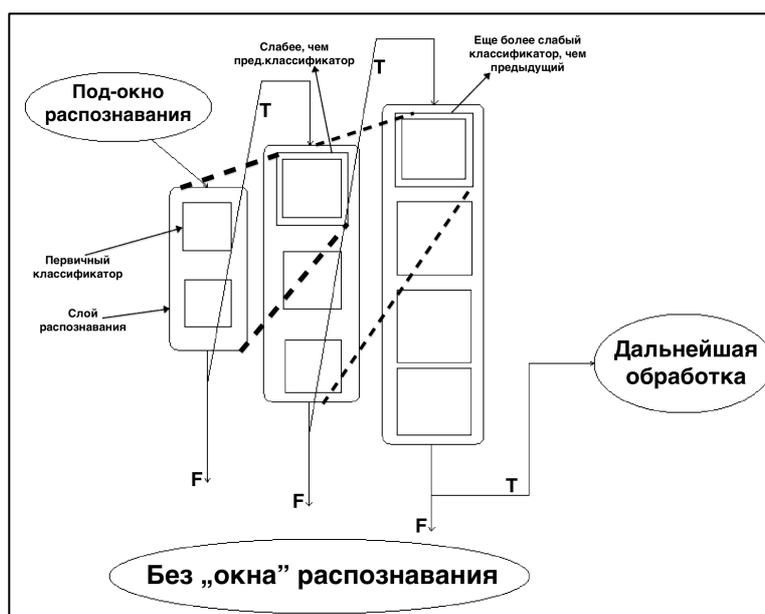


Рисунок 1. Связанный каскадный классификатор

Чтобы решить данную проблему – было предложено использовать в степень уверенности классификатора на предыдущем уровне распознавания в качестве слабого классификатора текущего уровня. В результате этого получится связанный каскадный классификатор, который будет работать более устойчиво.

Второй недостаток подобного каскада – это отсутствие оптимального и эффективного способа построения самих уровней каскада [3]. Причина в том, что при обучении классического каскадного прямоугольного классификатора для каждого из уровней необходимо указать несколько коррелирующих между собой параметров: ложные пропуски, ложные срабатывания и количество классификаторов [4].

Можно использовать различные наборы данных параметров для достижения оптимального результата распознавания, однако качество детектирования все равно может остаться неприемлемым [5].

Для решения данной проблемы в рамках данной работы был предложен новый каскадный классификатор, который немного похож на бустинговый классификатор, однако он способен отклонять отрицательные области после вычисления очередного слабого классификатора. Схема данного классификатора представлена на рисунке 2.

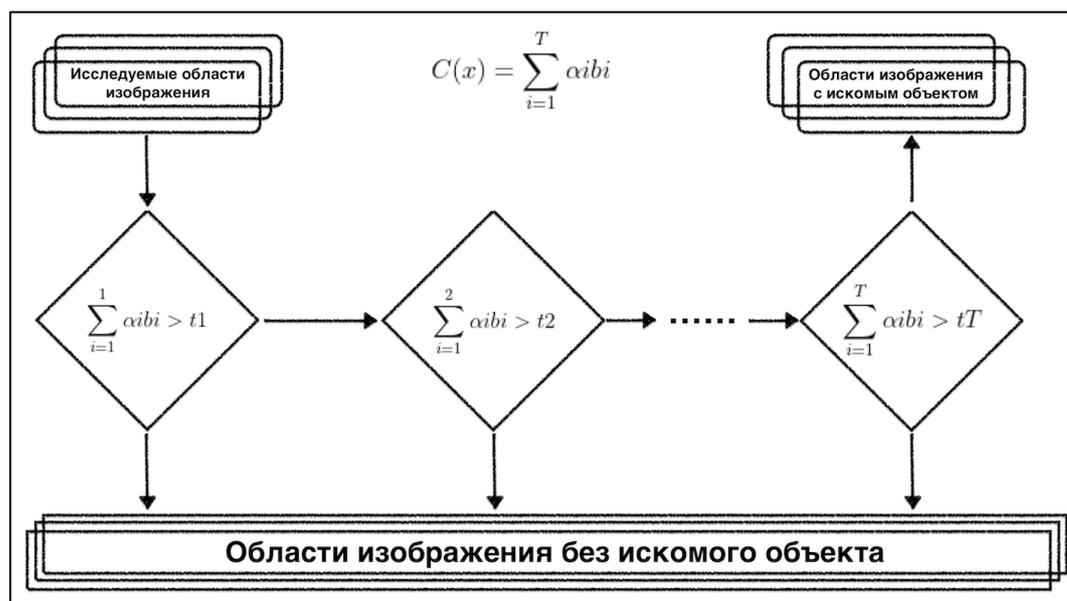


Рисунок 2. Схема модифицированного классификатора

Преимущество модифицированного классификатора достигается за счет сравнения частичных сумм линейных комбинаций слабых классификаторов с пороговыми значениями в процессе вычисления значения основного сильного классификатора.

Процедура построения каскада на основании модифицированного классификатора будет состоять из этапов: построения нового сильного классификатора и поиска необходимых пороговых значений по отсечению ненужных областей распознавания.

Результаты работы модифицированного классификатора.

В ходе написания данной статьи были подготовлены две выборки: положительная и отрицательная. Положительная выборка включала в себя в основном более светлые эндоскопические снимки (которые были сняты при нормальных условиях освещенности) в количестве 150 изображений.

Отрицательная выборка включала в себя 330 изображений, не содержащих необходимых с точки зрения медицины образов (область гортани).

При обучении использовались следующие параметры:

- доля ложных срабатываний при обучении очередного слоя оригинального и модифицированного классификатора 0,23;
- доля верных срабатываний при обучении очередного слоя оригинального и модифицированного классификатора 0,96;
- количество обучаемых слоев 12;
- физический размер классификатора в пикселях 30 × 30;
- набор масштабов классификатора от 1,0 до 3,5 с аддитивным шагом 0,09.

Оценка качества детектирования выполнялась на специальной тестовой обучающей выборке, которая состояла из 73 полноразмерных эндоскопических снимков при всевозможных

условиях освещенности. Результаты тестирования модифицированного классификатора для различных порогов классификации представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Результат работы модифицированного классификатора.

№	Порог	<i>True Positive</i>	<i>False Positive</i>	<i>False Negative</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
1	37	9	15	67	0,99	0,31
2	33	13	19	63	0,99	0,34
3	30	18	23	58	0,99	0,48
4	25	23	26	54	0,99	0,56
5	21	28	31	49	0,99	0,65
6	16	31	36	44	0,99	0,65
7	13	36	44	37	0,94	0,72
8	10	40	49	33	0,91	0,79
9	8	44	51	26	0,88	0,85
10	6	51	55	21	0,84	0,87
11	4	57	61	14	0,79	0,89
12	2	64	65	9	0,77	0,91
13	1	70	69	4	0,76	0,92

Результаты тестирования исходного классификатора для различных порогов классификации представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Результат работы исходного классификатора.

№	Порог	<i>True Positive</i>	<i>False Positive</i>	<i>False Negative</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
1	37	5	11	73	0,99	0,26
2	33	9	14	69	0,99	0,29
3	30	14	21	64	0,99	0,43
4	25	19	25	60	0,99	0,51
5	21	24	30	55	0,99	0,6
6	16	27	36	50	0,96	0,6
7	13	32	45	43	0,94	0,67
8	10	36	50	39	0,89	0,74
9	8	40	55	35	0,85	0,8
10	6	47	59	27	0,81	0,82
11	4	53	64	20	0,78	0,84
12	2	49	69	15	0,74	0,86
13	1	64	72	10	0,73	0,87

Для сравнения результатов были использованы метрики по точности распознавания и по отзыву распознавания (*Precision/Recall*) (1).

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{1}$$
$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Precision интерпретируем как долю объектов, которые были названы классификатором положительными и при этом являются таковыми. *Recall* интерпретируем в качестве показателя, показывающего, какая доля объектов положительного класса из всех распознаваемых объектов положительного класса, была распознана корректно. *Recall* показывает способность классификатора обнаружить необходимый класс в принципе, а *Precision* отражает способность отличать найденный класс от других.

Используя приведенные выше табличные данные, был построен график для обоих классификаторов типа *Precision-Recall*, представленный на рисунке 3.

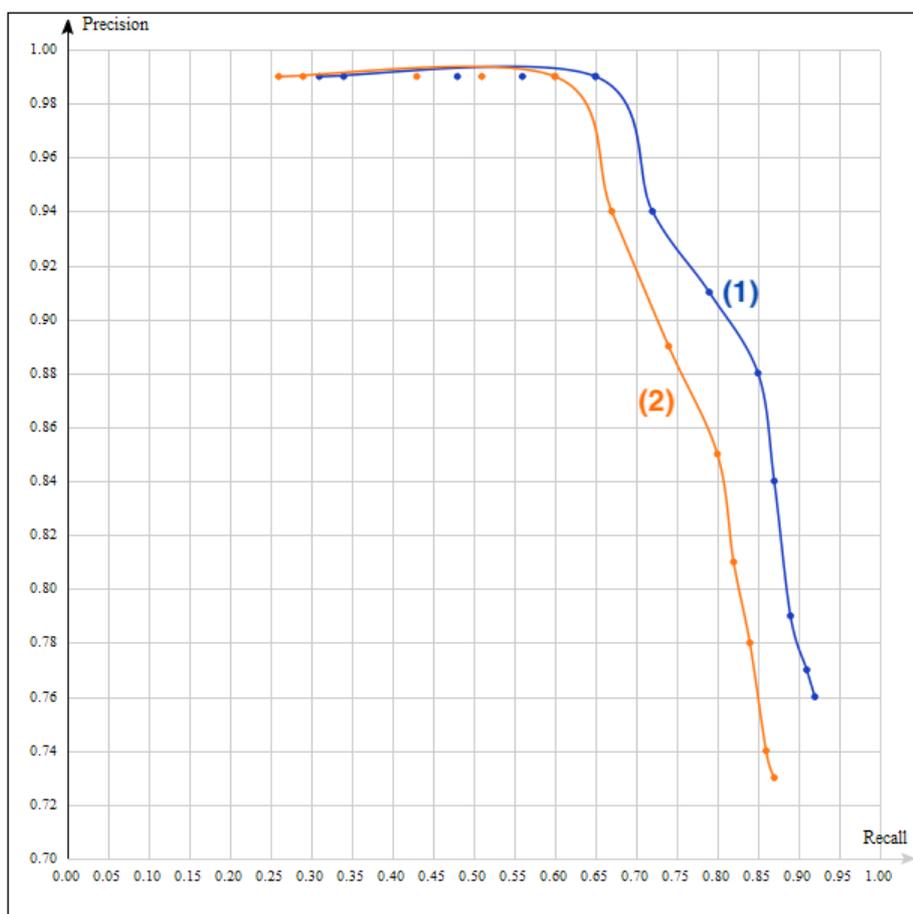


Рисунок 3. *Precision-Recall*-кривые исходного (2) и модифицированного (1) классификаторов

Заключение.

В данной статье был предложен новый модифицированный классификатор для алгоритма Виолы-Джонса для распознавания медицинских снимков, полученных методом оптической

эндоскопии, а также результаты его использования и сравнение с существующим исходным классификатором.

Были представлены результаты реализации нового классификатора для распознавания эндоскопических снимков. Также можно отметить тот факт, что данный новый классификатор может быть применен для любого алгоритма распознавания объектов, в котором есть и используется сканирующее окно и сильный каскадный классификатор.

По представленным на финальном графике результатам видно, что при одном и том же значении полноты точность модифицированного классификатора существенно выше.

Как результат – модифицированный классификатор обеспечивает лучшие показатели в пространстве *Precision/Recall*, что становится особенно важным для распознавания медицинских снимков, полученных методом оптической эндоскопии.

Список литературы

- [1] Xiao, R. Boosting Chain Learning for Object Detection / R. Xiao, L. Zhu, H.-J. Zhang // ICCV '03: Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. – 2003. – P. 710.
- [2] Wu, Bo. Fast rotation invariant multi-view face detection based on real AdaBoost / Bo Wu et al. // In Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. – 2004. – P. 81.
- [3] Dollár, P. Integral Channel Features / P. Dollár et al. // BMVC 2009 London Engl. – 2009. – P. 3–4.
- [4] Zhang, C. Multiple-instance pruning for learning efficient cascade detectors / C. Zhang, P. Viola // Adv. Neural Inf. Process. – 2008. – P. 2–4.
- [5] Bourdev, L. Robust Object Detection via Soft Cascade / L. Bourdev, J. Brandt // Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). – Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2005. – Vol. 2. – P. 239-241.

ALTERNATIVE CLASSIFICATION METHODS FOR SOLVING THE PROBLEMS OF RECOGNITION OF ENDOSCOPIC IMAGES

R.V. KOZAR

*Postgraduate student of the
BSUIR, software engineer
“E-COM Technologies”*

A.A. NAVROTSKY,

*Candidate of Physical and
Mathematical Sciences
Head of the Department of Information
Technologies of Automated Systems,
BSUIR*

N.S. KONOIKO

*Head of the Phoniatics
Department of the Consultative
Polyclinic of the Republican
Scientific and Practical Center
for Otorhinolaryngology*

*Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Republic of Belarus
E-mail: pozitr0n.kozarroman@gmail.com*

Abstract. This article proposes alternative methods for classifying data on medical images obtained by optical endoscopy by modifying the original classifier.

Keywords: classification, endoscopic images, recognition, coupled cascade classifier.