



- $COM: I \times W \rightarrow I'$  ( $W$  – цель, которую агент стремится достичь) – свойство коммуникативности;
- $RCT: I \times ENV \rightarrow A$  – свойство реактивности;
- $PCT: I \times ST \times W \rightarrow A$  – свойство проактивности;
- $DI = \{DI_{self}, DI_{env}, DI_{ag}\}$  – декларативная информация;
- $PI = \{PI_{self}, PI_{env}, PI_{ag}\}$  – процедурная информация;
- $REF: I \times S \rightarrow I'$  – функция обновления состояния, сопоставляющая предыдущему внутреннему состоянию и новому состоянию внешней среды новое внутреннее состояние агента;
- $ACT: I \times S \times A \rightarrow A'$  – функция принятия решения, сопоставляющая текущему внутреннему состоянию агента некоторое действие.

### Литература

1. Massive Software [Электронный ресурс] – Режим доступа: URL: <http://web.archive.org/web/20080415081617/http://www.massivesoftware.com/showcase/film/> (23.02.2019).
2. Информационные мультиагентные технологии в экономике [Электронный ресурс] – Режим доступа: URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/informatsionnye-multiagentnye-tehnologii-v-ekonomike> (дата обращения: 23.02.2019).
3. Сысоев, В.В. Формирование конфликта в структурном представлении систем // Информационные технологии и системы. – Воронеж: Воронеж, отд. Междун. акад. информатизации, 1996 г. – 30 с.
4. Зикратов, И.А. Построение модели доверия и репутации к объектам мультиагентных робототехнических систем с децентрализованным управлением. / И.А. Зикратов, Т.В. Зикратова, И.С. Лебедев, А.В. Гуртов. – Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики, 2014 г. – 9 с.

И.С. Казанцева, О.П. Солдатова

## РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ПОМОЩИ КАСКАДНЫХ КЛАССИФИКАТОРОВ

(Самарский университет)

Целью данной работы является решение задачи детектирования изображения с помощью каскадного классификатора Хаара и каскадного классификатора LBP применительно к детектированию оптимальных мест для измерения толщины комплекса интим-медиа артериальной стенки сонной артерии.

Каскадные алгоритмы, известные так же, как классификаторы со скользящим окном, получили широкое распространение. Паул Виола и Майкл Джонс первыми предложили метод для обнаружения лиц на фотографиях. Для реше-



ния этой задачи были применены признаки Хаара – прямоугольные особенности, подобные вейвлетам Хаара. Позже актуальным стало применять признаки LBP, являющиеся описанием окрестности пикселя изображения в двоичном представлении, по причине их более быстрого счёта. Обнаружение объектов каскадными методами основано на этих признаках – вычисляя свёртку признака с изображением, детектор анализирует содержимое [1]. Под свёрткой подразумевается  $S = X - Y$ , где  $Y$  — сумма элементов изображения в тёмной области, а  $X$  — сумма элементов изображения в светлой области. Так же возможен вариант устойчивой при изменении масштаба свёртки -  $S = X/Y$ . Свёртки подчёркивают структурную информацию объекта [2].

Вейвлет – математическая функция, позволяющая анализировать различные частотные компоненты данных. Вейвлет Хаара — один из первых и наиболее простых вейвлетов. Он основан на ортогональной системе функций, предложенной венгерским математиком Альфредом Хааром в 1909 году [3]. Признаки Хаара – двоичная аппроксимация вейвлета Хаара, каждый из которых является двоичной маской, т.е. черно-белым изображением. Примеры признаков Хаара представлены на рисунке 1.

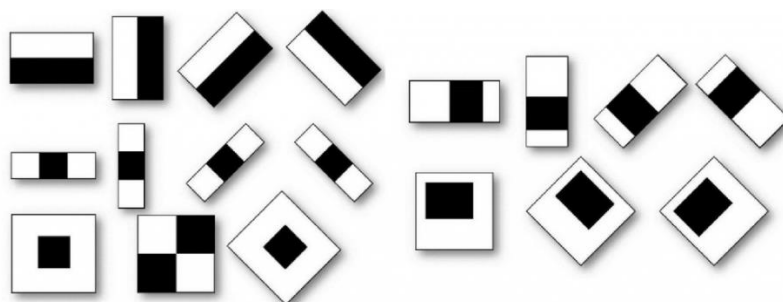


Рисунок 1– Признаки Хаара

Локальный бинарный шаблон (Local Binary Pattern, LBP) – это определенный вид признака, используемый для классификации в компьютерном зрении. Он был предложен Тимом Оджалой в 1996 году. Локальный бинарный шаблон представляет собой эффективный оператор, который представляет каждый пиксель изображения в виде двоичного числа, зависящего от интенсивности соседних пикселей изображения.

Локальный бинарный шаблон (LBP) представляет собой описание окрестности пикселя изображения в двоичном представлении. Базовый оператор использует восемь пикселей окрестности, принимая значение интенсивности центрального пикселя в качестве порога (рисунок 2). Пиксели со значением интенсивности большим или равным значению интенсивности центрального пикселя принимают значения равные «1», остальные - «0». Результатом применения базового оператора LBP к пикселю изображения является восьмиразрядный бинарный код, описывающий окрестность этого пикселя [4].

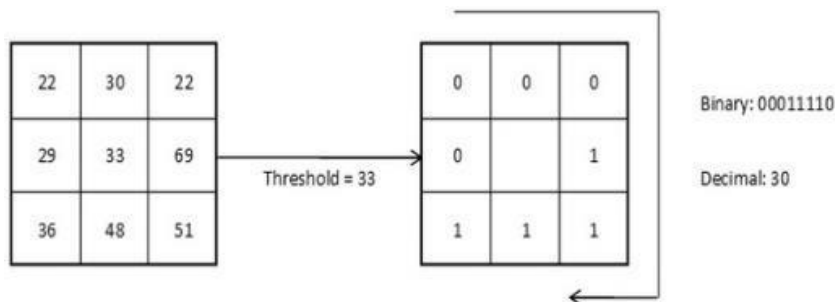


Рисунок 2– Базовый оператор LBP

В основе формирования каскада классификаторов лежит алгоритм adaptive boosting'a (адаптивного усиления), или сокращенно AdaBoost (мета-алгоритм, предложенный Йоавом Фройндом и Робертом Шапиро. Этот алгоритм может использоваться в сочетании с несколькими алгоритмами классификации для улучшения их эффективности. AdaBoost чувствителен к шуму в данных и выбросам. Однако он менее подвержен переобучению по сравнению с другими алгоритмами машинного обучения.

Рассмотрим методику AdaBoost на примере. Пусть нам дан набор эталонных объектов – точек на плоскости, т.е. значение и класс, к которому принадлежит точка (+1 – синяя точка, -1 – красная точка). Существует множество горизонтальных и вертикальных прямых, которые разделяют плоскость на две части с наименьшей ошибкой – простые классификаторы. На рисунке 3 показано, что при определенной комбинации простых классификаторов мы можем достигнуть лучшего результата классификации. Адаптивность алгоритма заключается в том, что при обучении и составлении итогового классификатора, обучение базируется на распознавании более сложных объектов, на которых классификатор выдает большую погрешность.

Для обучения каскадных классификаторов используются 129 положительных изображений и 466 отрицательных. Для тестирования используются 75 УЗИ снимков с размеченными допустимыми местами для измерения толщины комплекса интим-медиа артериальной стенки сонной артерии.

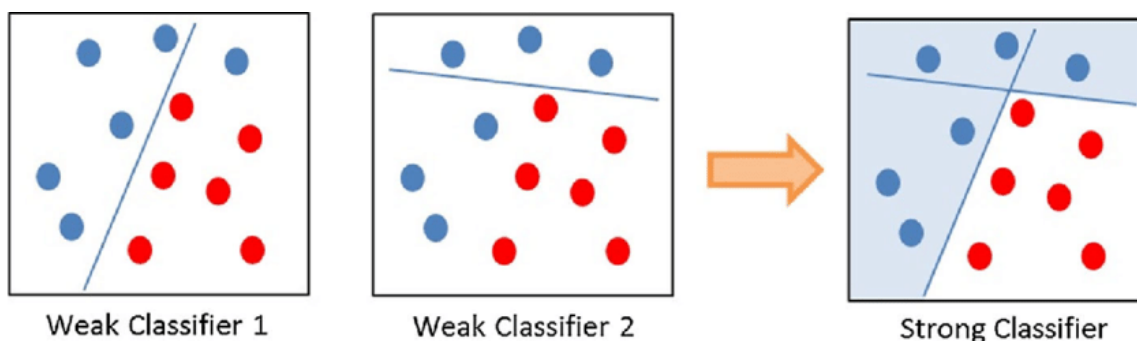


Рисунок 3 – Пример комбинации слабых классификаторов

Для определения качества детектирования будем считать отношение количества промахов классификации к общему числу векторов.



$K = \frac{I_{\text{пром}}}{I_{\text{общ}}}$ , где  $I_{\text{пром}}$  - количество промахов детектирования,  $I_{\text{общ}}$  - общее количество изображений.

Для того, чтобы определить достоверность детектирования, на эталонном и итоговом изображениях находят координаты выделенных областей. Координаты областей итогового изображения поочередно сравниваются с координатами области эталонного изображения. В случае, если области накладываются друг на друга – детектирование считается успешным.

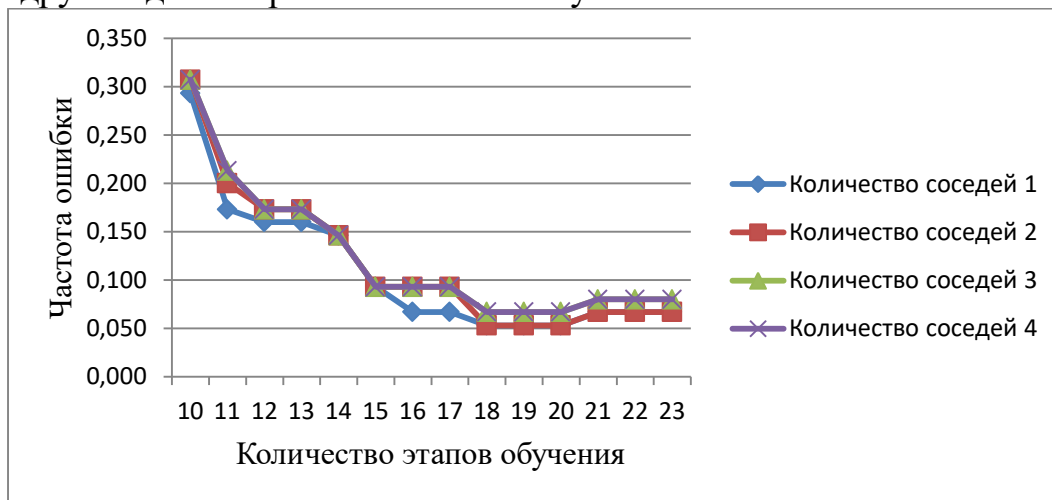


Рисунок 4 – Зависимость частоты ошибки каскадного классификатора Хаара от количества этапов обучения

На рисунке 4 показано, что при увеличении показателя количества соседей уменьшается количество ложных срабатываний, а также уменьшается и количество правильных детектирований. Минимальная частота ошибки достигается при использовании каскадного классификатора Хаара с 18 этапами обучения.

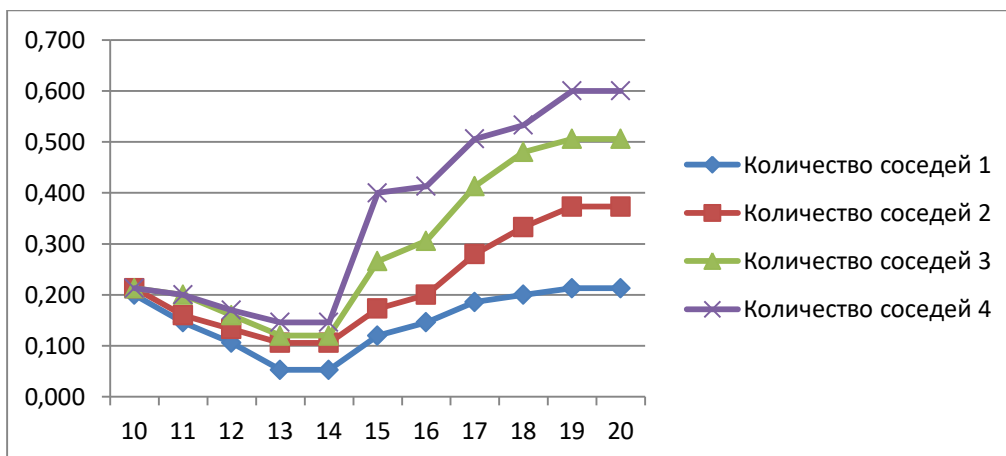


Рисунок 5 – Зависимость частоты ошибки каскадного классификатора LBP от количества этапов обучения

Обобщая представленные диаграммы, можно сделать вывод, что с задачей детектирования оптимальных участков измерения толщины комплекса интим-медиа общей сонной артерии, на данной обучающей выборке лучше справился



каскадный классификатор Хаара, поскольку он имеет более низкую среднюю частоту ошибки.

### Литература

1. A general framework detection [Электронный ресурс] – URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/76f5/60991d56ad689ec32f9e9d13291e0193f4cf.pdf> (дата обращения: 19.05.2019).
2. Использование каскада Хаара для сравнения изображений [Электронный ресурс] – URL: <https://habr.com/ru/post/198338/> (дата обращения: 10.05.2019).
3. Zur Theorie der orthogonalen Function systeme [Электронный ресурс] – URL: [http://rcin.org.pl/Content/67971/WA35\\_17124\\_5579\\_Zur\\_Theorie.pdf](http://rcin.org.pl/Content/67971/WA35_17124_5579_Zur_Theorie.pdf) (дата обращения: 19.05.2019).
4. The Local Binary Pattern Approach to Texture Analysis [Электронный ресурс] – URL: <http://jultika.oulu.fi/files/isbn9514270762.pdf> (дата обращения: 19.05.2019).

А.Г. Карамзина, И.Ф. Хабибуллина

## КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ПОДБОРА ПЕРСОНАЛА ПО ПРОФЕССИОНАЛЬНЫМ КОМПЕТЕНЦИЯМ

(Уфимский государственный авиационный технический университет)

Экономические показатели и конкурентоспособность любой организации во многом зависит от эффективности работы персонала. В связи с этим, предприятия уделяют особую роль к отбору наиболее подготовленного и подходящего для конкретной должности сотрудника из большого числа соискателей.

В процессе отбора исследуются качества кандидата и принимается решение о соответствии его компетенций к конкретному виду деятельности.

Для эффективного подбора персонала необходима детальная оценка уровня подготовки кандидатов по профессиональным компетенциям для замещения вакантной должности. Четкие представления о требуемых профессиональных компетенциях кандидата, подходящего на определенную должность, помогут сосредоточиться на ключевых компетенциях и не тратить время на анализ второстепенных качеств соискателей.

При подборе персонала необходимо анализировать большой объем информации. В связи с этим, встает вопрос об оптимизации и автоматизации работы лиц, занимающихся этим процессом. Использование систем поддержки принятия решений облегчит работу лица принимающего решение при анализе информации и позволит принять наиболее оптимальный вариант решения.

Для реализации системы поддержки принятия решений подбора персонала можно использовать разные математические модели, в том числе и методы *Data Mining*, к числу которых относится кластеризация. Данный метод позволя-