

Автоматическая классификация изображений в задачах фильтрации контента¹

В.П. Фраленко, Р.Е. Суворов, Р.И. Овчаренко, И.А. Тихомиров

Аннотация. В статье представлен обзор методов классификации изображений для решения задач фильтрации содержимого сети Интернет и приведены результаты экспериментов по классификации изображений при помощи сверточных нейронных сетей и метода мешка визуальных слов. Для экспериментов сформирована искусственно усложненная выборка, составленная из слабоотличимых изображений. Подтверждены высокие показатели качества классификации изображений при помощи сверточных нейронных сетей по сравнению с классическими методами, особенно в усложненных условиях эксперимента. Сделаны выводы о перспективности описанных методов и подходов, а также об их применимости для решения задач фильтрации контента.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, искусственные нейронные сети, мешок визуальных слов, классификация изображений, фильтрация контента, динамическая контентная фильтрация.

Введение

Проблеме контроля доступа к содержимому сети Интернет в последнее время уделяется все больше внимания. Коммерческим компаниям фильтрация контента полезна с точки зрения запрета доступа для сотрудников к социальным сетям или развлекательным ресурсам в рабочее время, частным пользователям для ограждения детей от «взрослого» содержимого (порнографии), сайтов про наркотические средства или экстремизм [1].

Среди актуальных подходов к фильтрации контента можно выделить две большие группы: методы, основанные на адресах запрашиваемых ресурсов, и методы, использующие анализ содержимого. Для фильтрации по адресам применяются статические списки доменов, ссылок и регулярных выражений. Основные недостатки такого подхода – необходимость поддержки вышеупомянутых списков и простота обхода с

помощью прокси-серверов или web-анонимайзеров. Методы, основанные на динамическом анализе содержимого, заключаются в автоматической классификации страниц сети Интернет. Такие методы лишены недостатков статических списков доступа, но требуют высоких вычислительных ресурсов и больших обучающих выборок.

Данная работа является продолжением исследований, описанных в [2, 3]. Цель исследований – провести анализ различных подходов к классификации изображений для решения задач фильтрации содержимого сети Интернет и выполнить их экспериментальную оценку.

1. Обзор существующих методов и подходов к фильтрации контента

В разделе представлен обзор методов фильтрации контента, использующих анализ изображений, размещенных на сайтах в сети Интернет.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований в рамках проекта №15-37-20360 «Исследование и разработка методов компьютерного анализа содержимого сети Интернет для задач динамической контентной фильтрации».

В [4] рассматривается комплексная система фильтрации порнографических страниц, учитывающая текстовые (доля запрещенной лексики в тексте), структурные и графические признаки (процент кожи на изображениях). В качестве классификатора используются различные варианты решающих деревьев (C4.5, SIPINA и др). Оценка качества проведена на выборке из 400 web-сайтов. Достигнутая точность – 97,4%.

В [5] представлен обзор различных методик выделения признаков для фильтрации порнографических изображений: на основе детекторов кожи, отдельных частей тела, анализа расположения объектов. Предложен свой алгоритм комбинирования этих признаков. Экспериментальная оценка отсутствует.

В работе [6] представлен двухэтапный подход: сначала выполняется поиск похожих изображений, если среди результатов есть относящиеся к порнографии изображения, то окончательное решение принимается с помощью порогового классификатора доли площади изображения, занимаемой пикселями с цветом, похожим на кожу. Выполнена экспериментальная оценка качества, точность – 90,5%.

В [7] представлен близкий подход: изображение подвергается предобработке, формируется вектор признаков, а затем выполняется поиск по базе прецедентов. При его распознавании в качестве результирующего класса выбирается класс, наиболее часто отождествляемый со схожими изображениями. В качестве предобработки используется удаление фона с помощью оригинального попиксельного детектора кожи. Признаки включают как цветовые (вектор частот встречаемости 256 различных цветов максимальной яркости), так и описывающие форму (разбиение изображения на блоки и формирование вектора, описывающего направление главного градиента в каждом блоке). Обучение заключается в формировании эталонной базы признаков. Достигнутая точность превышает 90%.

В работе [8] рассматриваются вопросы выбора цветового пространства и метода классификации для выделения кожи при различных условиях освещения. Рассмотрено более 20 цветовых пространств и два классификатора: классический, основанный на таблицах

(LookUp Table, LUT), и комбинирующий такие таблицы с Байесовским классификатором. Лучшая точность была достигнута Байесовским LUT в пространстве V^0 – 95%. Однако, предложенный в работе метод не был применен авторами непосредственно для определения порнографии.

В работе [9] представлен подход, аналогичный [6], за исключением того, что не используется поиск похожих изображений: на изображении выделяются пиксели, предположительно относящиеся к коже, затем применяется пороговый классификатор доли занимаемой такими пикселями площади. Достигнутые показатели качества: уровень ошибок первого рода – 10,9%, второго – 6,2%.

В работе [10] представлен подход для определения изображений с обнаженными людьми (не обязательно порнографического характера). В качестве признаков использовалась доля пикселей цвета кожи, форма (соотношение сторон покрывающего прямоугольника, полученного с помощью анализа главных компонент), взаимное расположение зоны с кожей относительно центра кадра. Для уменьшения количества ложных срабатываний дополнительно выделялись лица и вычислялось соотношение площади лица к общей площади кожи в кадре. В качестве классификатора использовался Adaboost. Эксперименты проводились со сбалансированной выборкой из 1000 изображений. В качестве меры качества использовалась матрица ошибок. Доля правильно определенных изображений составила 86,4% и 94,8% для «запрещенной» и «разрешенной» выборки.

В [11] представлен подход, использующий ансамбль классификаторов, голосующих за категорию изображения. Для предобработки использовался оригинальный алгоритм выделения кожи на основе гистограмм с последующим сглаживанием форм. Степень сглаживания выбиралась функционально в зависимости от размеров изображения. Предложены две новые схемы выделения признаков (дескрипторов): дескрипторы, основанные на преобразовании Фурье; а также количество пиков в сигнатуре формы сегмента с кожей. Сигнатура – функция одного аргумента, которая описывает двумерную форму. Всего было вы-

брано 38 конечных признаков, включая долю площади кожи, количество компонент связности, дескрипторы Фурье, различные статистические моменты форм и т.п. В качестве классификаторов использовались многослойный перцептрон и нечеткие нейросети (fuzzy neural networks). Они были опробованы на выборке из 18 тысяч изображений. Выборка выложена в открытый доступ. Вероятность правильной классификации порнографического изображения – 87%, вероятность ложного срабатывания – на уровне 7%.

В [12] представлен достаточно популярный подход, основанный на представлении изображения в виде вектора частот встречаемости визуальных слов. Визуальные слова – некоторые локальные особенности. В данной работе они выделяются с помощью алгоритма SIFT. В качестве финальных классификаторов используются SVM и логистическая регрессия. Все изображения классифицируются на пять категорий в зависимости от степени их откровенности. Эксперименты проведены на 8500 изображений. Достигнутая точность превышает 95%.

В [13] представлен стандартный подход, использующий выделение кожи в качестве предобработки и классификацию с помощью многослойной нейросети с сигмоидальной активационной функцией. Выделенные зоны с пикселями цвета кожи аппроксимировались эллипсами и формировался результирующий вектор признаков из таких их характеристик как доля площади, высота и ширина, средняя доля пикселей цвета кожи в каждом эллипсе и т.п. Вероятность ошибок первого рода – 11%, второго рода – 3,3%.

В [14] для определения порнографии на изображениях применен трехслойный перцептрон. Вектор признаков формировался по стандартной схеме: выделение зон с кожей, анализ главных компонент, вычисление статистических показателей. Достигнутая точность – 90%. Обработка одного изображения (в среднем из 133 тысяч пикселей) занимала у авторов одну секунду.

В [15] используется предварительная фильтрация изображений по доле пикселей цвета кожи и классификация с помощью SVM. Вектор признаков включал в себя цветовые (гистограмма в пространстве HSV), текстурные (раз-

биение изображения на блоки и вычисление совместного распределения яркостей пикселей в различных блоках), а также признаки, описывающие форму (детектор граней, вычисление статистических моментов). Проведены эксперименты на выборке из 40 тысяч изображений, достигнутая F1-мера – 96,1%.

В [16] представлен оригинальный детектор кожи, основывающийся на принципе максимизации энтропии. В качестве признаков использовались такие величины, как доля пикселей с кожей, оценки взаимного расположения блоков кожи и т.п. Вероятность правильной классификации – 81%, вероятность ложного срабатывания – 10%. В реализации авторов на обработку одного изображения уходит 0,18 секунды.

В [17] изображения классифицируются SVM с радиальным ядром. Достигнутая F1-мера – 74%. Изображения предобрабатываются с помощью байесовского детектора кожи в пространстве RGB. Небольшие отдельные кусочки кожи удаляются. Учитывается текстура блоков: кожа обычно имеет гладкую функцию яркости. В качестве входных данных классификатору подаются как цветовые и текстурные признаки (средние, моменты и, соответственно, контраст и зернистость), так и признаки формы (площадь, четкость границ).

В [18] изображения представляются в виде мешков визуальных слов (Bags of Visual Words) и классифицируются с помощью SVM с радиальным ядром. Слова выбираются по оригинальной методике: изображение разбивается на сегменты 14x14 пикселей с перекрытием, которые подвергаются дискретному косинусному преобразованию в пространстве YUV и объединяются в кластеры с помощью метода k-средних. Достигнута точность 85%.

В [19] для оценки значимости визуальных слов используется вероятностный латентно-семантический анализ. Изображения рассматриваются в пространстве оттенков серого, слова выделяются с помощью нескольких алгоритмов (SIFT, мера самоподобия, Dense Sampling) с последующей кластеризацией по методу k-средних. Итоговое решение принимается с помощью метода k-ближайших соседей. Достигнутая точность для изображений в пространстве оттенков серого – 90%.

В [20] рассматривается комбинированный подход к классификации порнографических web-страниц, учитывающий как текст, так и изображения. Текст представляется в виде мешка слов и классифицируется с помощью SVM с радиальным ядром. Достигнутая точность категоризации текста – 98%. Изображения обрабатывались следующим образом: сначала они разбивались на отдельные блоки, затем каждый блок классифицировался в зависимости от содержания в нем пикселей цвета кожи. Таким образом, изображение преобразовывалось в матрицу небольшой размерности, грубо описывающую форму сегментов цвета кожи на изображении. Достигнутая точность категоризации изображений – 99%. Общая точность классификации страниц превышает 95% с близкой к нулю вероятностью ложных срабатываний.

Таким образом, на основе проведенного обзора можно сделать следующие выводы:

- большая часть исследований посвящена алгоритмам выделения кожи, однако существует множество порнографических ресурсов, содержащих черно-белые изображения, рисунки и т.п., для которых подобные методы не подходят;

- в качестве классификаторов в основном используется SVM с радиальным ядром, нейронные сети и k-ближайших соседей;

- в целом, наиболее успешные подходы опираются не только детектор кожи, но и на признаки, описывающие текстуру и форму.

2. Используемые методы классификации изображений

Основная идея исследования заключается в создании усложненных условий для классификатора (включение в выборку трудноразличимых изображений) и сравнение перспективного метода на основе сверточных нейронных сетей с результатами с метода классификации, основанного на мешке визуальных слов. Таким образом, появляется возможность объективно сравнить качество общепринятых и распространенных методов, упомянутых в литературе, с наиболее современными и перспективными методами классификации изображений для решения задач контентной фильтрации.

Классические искусственные нейронные сети (ИНС) давно успешно применяются при решении задач распознавания [21]. Однако в последние годы набирают популярность сверточные нейронные сети (СНС), нацеленные на преодоление одного из главных недостатков классических ИНС – отсутствие инвариантности к различным геометрическим искажениям, поворотам, сдвигам, изменениям перспективы и т.п. Это достигается особой архитектурой СНС, которая отражает особенности человеческого мозга. Одни клетки мозга более чувствительны к линиям одного направления (например, вертикальным или горизонтальным) и менее чувствительны к линиям других направлений [22, 23], другие – наоборот. Размер входного слоя СНС равен количеству пикселей в исходном изображении, промасштабированном без искажений до подходящего размера (требуемый масштаб определяется как количеством внутренних слоев ИНС, так и их типом). Далее, соответственно, идет последовательность из чередующихся слоев свертки и субдискретизации. Каждый нейрон из слоя свертки или субдискретизации связан не со всеми нейронами предыдущего слоя, а только с их частью, соответствующей некоторой локальной подобласти. Веса нейронов слоев свертки соответствуют различным картам признаков. Карты признаков – это матрицы, представляющие ядра свертки (матрицы весов). Каждый фрагмент изображения поэлементно умножается на ядро, результаты суммируются. Разные карты признаков служат для выделения различных особенностей на изображении: вертикальных или горизонтальных линий, углов и т.п. Слои субдискретизации отвечают за уменьшение размерности данных. На выходе СНС может содержать один или несколько полносвязных слоев. Каждый нейрон этих слоев связан со всеми нейронами предыдущего слоя. Все это вместе позволяет улучшить обобщающую способность ИНС без чрезмерного увеличения количества настраиваемых параметров (весов синапсов). Последний слой нейросети содержит количество нейронов, равное количеству классов в решаемой задаче.

Метод мешка визуальных слов основан на выделении в изображениях из обучающей выборки особых точек (Interest Points) и их дескрипторов, которые являются устойчивыми

относительно масштабирования, вращения, переноса, общего изменения яркости изображения. Алгоритмами для выделения таких особых точек являются, например, SIFT (Scale Invariant Feature Transform [24]) и SURF (Speeded-Up Robust Features [25]). Фактически, выделяемые этими алгоритмами особые точки являются точками локального экстремума яркости. После извлечения наиболее специфических особых точек для каждой из них строится дескриптор, описывающий окрестность точки. Дескрипторы представляют собой векторы заданной размерности. Извлеченные из изображений обучающей выборки дескрипторы кластеризуются с целью уменьшения размерности и формирования набора наиболее значимых и уникальных дескрипторов – словаря. При этом кластера дескрипторов являются «визуальными словами», а представление изображения в пространстве, составленном из таких слов, – «мешком визуальных слов». В основе этого метода лежит предположение о том, что особые точки, соответствующие одним и тем же объектам на изображениях (глазам, уголкам рта, другим частям тела), имеют дескрипторы, которые в результате кластеризации окажутся в одной группе. Таким образом, при правильном выборе методов кластеризации и извлечения особых точек можно будет сопоставить каждому изображению некоторый относительно компактный набор «визуальных слов», присутствующих на этом изображении. Таким образом, изображение в результате обработки преобразовывается в вектор, представляющий точку в пространстве визуальных слов, размерность которого соответствует количеству выбранных на этапе обучения кластеров. После этого изображение можно классифицировать любым известным методом, оперирующим в векторном пространстве.

Точность описанного метода очень сильно зависит от применяемого способа извлечения особых точек, метода кластеризации, а также от конечного классификатора.

3. Экспериментальная оценка

Цель эксперимента – объективным образом сравнить качество классификации изображений с помощью сверточных нейронных сетей и ме-

тода мешка визуальных слов в усложненных условиях, приближенных к реальным условиям работы системы динамической контентной фильтрации. Метод мешка визуальных слов выступает в качестве ориентира (baseline). Усложнение условий заключается в особом составе обучающих и тестовых выборок. Таким образом, требования к качеству работы классификатора значительно повышаются, а разница в оценках качества работы «хороших» и «очень хороших» методов становится более заметной. Другими словами, невозможно объективно сравнить методы между собой на выборке, на которой худший из сравниваемых классификаторов показывает F1-меру на уровне 0,99. Авторам не известно о других работах, содержащих описание экспериментов в такой постановке.

В ходе эксперимента решалась задача бинарной классификации – отделения «разрешенных» изображений от «запрещенных». «Запрещенная» категория включала изображения с различных микроблоков (Tumblr и т.п.), посвященных порнографии. Эти микроблоги представляют интерес в виду того, что они почти не содержат текста, поэтому они с относительно невысокой точностью классифицируются текстовыми методами. «Разрешенная» категория состояла из эротических изображений с большим количеством кожи, но не содержащих сцен полового акта. Подобное формирование разрешенных и запрещенных категорий существенным образом усложняет задачу классификации изображений известными методами.

Для эксперимента в полуавтоматическом режиме была сформирована выборка из 1000 веб-страниц. Изображения с этих страниц были отфильтрованы по следующим принципам: изображения должны иметь длину и ширину не менее 41 пикселя. Анимация и видео (GIF, MP4) – преобразованы в последовательность кадров. Все изображения были преобразованы в формат PNG. После описанной предобработки коллекция содержала около 30 тысяч изображений. Затем из коллекции с помощью генератора псевдослучайных чисел были сформированы выборки различного размера. Цель – оценка чувствительности используемых методов к полноте обучающей выборки. Экспериментальные выборки содержали от 200 до 8000

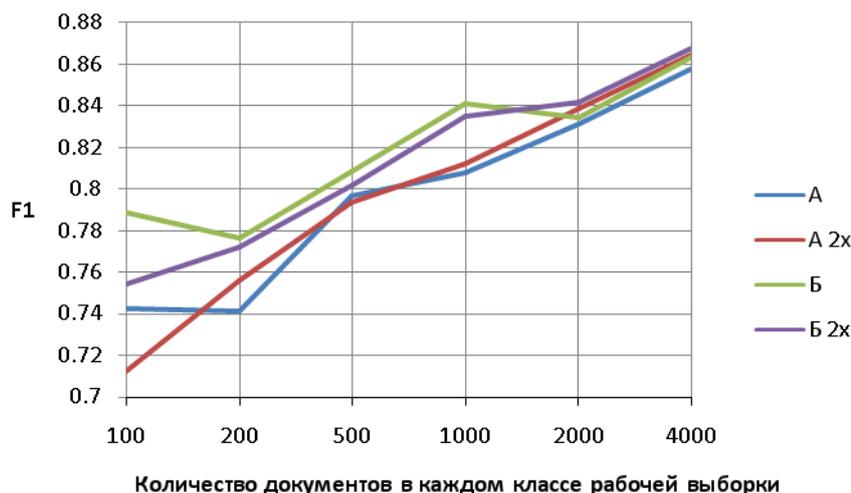


Рис. 1. Средняя F1-мера по результатам 5-кратной перекрестной проверки на рабочих выборках различного размера

изображений (от 100 до 4000 изображений в «разрешенной» и «запрещенной» выборках).

В качестве оценок качества использовались стандартные метрики аккуратности, полноты, точности и F1-меры. Итоговые показатели качества были получены с помощью макроусреднения по пяти проходам перекрестной проверки. В рамках одного прохода на вход каждому оцениваемому методу подавались одни и те же разбиения выборок на обучающую и тестовую.

На вход классификаторам подавались изображения целиком. Было решено отказаться от сегментации изображений с помощью детектора кожи, потому что в значительной части «запрещенных» изображений была изменена цветовая гамма, либо они были преобразованы в пространство оттенков серого. Перед подачей изображений на вход сверточной нейронной сети они дополнительно обрабатывались следующим образом. Кадр дополнялся до квадрата наименее видимым цветом – синим. Далее этот квадрат масштабировался до размеров 68x68 пикселей. Масштабирование до квадратов больших размеров значимого прироста качества не принесло, поэтому дальнейшие работы проводились с первым вариантом.

Используемая СНС [26] в эксперименте «А» содержала восемь слоев: три итерации «свертка-субдискретизация», еще один слой свертки и один полносвязный слой с двумя нейронами. В эксперименте «Б» вместо слоев субдискретиза-

ции использовались слои, выбирающие максимум (max-pooling) [27]. В свою очередь, проводилось две серии экспериментов для разного количества карт признаков в слоях свертки: минимальное количество карт признаков на каждом слое свертки – 120, 38, 23 и 19; удвоенное количество карт признаков на каждом слое свертки – 240, 76, 46 и 38.

Полученные результаты представлены в виде графиков на Рис. 1, где по оси X – количество изображений в выборках отдельных классов (от 100 до 4000); по оси Y – среднее значение F1-меры; линии «А», «А 2х», «Б», «Б 2х» соответствуют результатам в рамках экспериментов «А» и «Б» с минимальным и удвоенным количеством карт признаков соответственно. Из графиков видно, что разница в качестве распознавания между вариантами СНС наиболее заметна на небольших обучающих выборках. При увеличении количества обучающих изображений качество распознавания также растет. СНС со слоями выбора максимума вместо слоев субдискретизации (эксперимент «Б») в целом показали более высокое качество распознавания. «Провалы» на графиках соответствуют ситуации, когда используемого количества карт признаков недостаточно для представления информации, содержащейся в использованной выборке; варианты СНС с удвоенным количеством карт признаков менее подвержены этому эффекту.

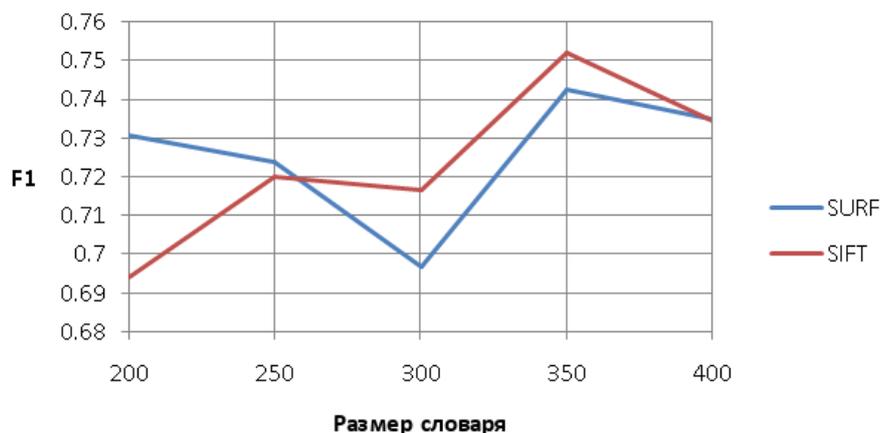


Рис. 2. График зависимости качества классификации от количества кластеров в методе мешка визуальных слов

В целом, по результатам эксперимента можно сделать вывод о том, что при достаточном количестве изображений в обучающей выборке можно обходиться без большого количества карт признаков. Дальнейшее наращивание числа карт признаков не дало роста качества распознавания. Качественный рост наблюдается лишь при увеличении числа изображений в обучающей выборке.

На Рис. 2 приведены результаты экспериментов для мешка визуальных слов. Изображения были преобразованы в цветовое пространство HSV. Определение особых точек производилось алгоритмами SIFT и SURF на Value-составляющей всех изображений. В качестве дескрипторов особых точек использовались композитные SIFT и SURF дескрипторы, являющиеся объединением дескрипторов, вычисленных на Hue-составляющей, с дескрипторами, вычисленными на Value-составляющей изображений.

Для кластеризации множества дескрипторов использовался алгоритм k-средних. Для классификации дескрипторов использовался алгоритм kNN [28]. Для классификации изображений по гистограммам – алгоритм SVM с различными ядрами. В ходе экспериментов было выявлено, что наилучшие результаты достигаются с использованием SVM с полиномиальным ядром второго порядка. Также было установлено, что в определенных пределах качество категоризации метода слабо зависит от размера словаря.

Заключение

В ходе исследований были проведены эксперименты с использованием двух методов классификации изображений. Главной особенностью экспериментов являлось то, что «разрешенная» категория состояла из изображений эротического содержания, а «запрещенная» – изображений порнографического характера. Кроме того, обучающая и тестовая выборки содержали изображения с измененным цветовым пространством и геометрическими искажениями. Такие условия эксперимента делали невозможным применение одной из наиболее популярных методик определения порнографии – детектора кожи. В такой постановке эксперимент проводился впервые.

F1-мера, достигнутая классификатором, основанном на мешке визуальных слов на используемой выборке (75%), оказалась относительно низкой по сравнению с ранее опубликованными работами (от 85 до 95%), что объясняется более сложной выборкой, составленной из слабоотличимых изображений. При этом достигнутая с помощью СНС F1-мера (0,87%) значительно лучше F1-меры базового классификатора, что подтверждает утверждение о перспективности сверточных нейронных сетей.

В качестве дальнейших направлений исследований можно выделить задачу построения классификатора страниц сети Интернет, учитывающего всю доступную информацию о ресурсе: текст, изображения, ссылки. Использование такого классификатора в задачах динамической

контентной фильтрации представляется весьма перспективным с точки зрения качества его работы. Другим направлением исследований является повышение скорости классификации за счет проведения экспериментов с различными архитектурами сверточных нейронных сетей и с применением графических процессоров.

Литература

- Смирнов И.В., Соченков И.В., Суворов Р.Е., Тихомиров И.А. Фильтрация контента в интернете: современный уровень и перспективы // Искусственный интеллект и принятие решений. – М.: ИСА РАН, №2, 2013, с.54-62.
- Suvorov R., Sochenkov I., Tikhomirov I. Method for Pornography Filtering in the WEB Based on Automatic Classification and Natural Language Processing // in Proceedings of 15th International Conference, SPECOM 2013. Ed. Miloš Železný, Ivan Habernal, Andrey Ronzhin. Pilsen, Czech Republic, 2013, pp 233-240. ISBN 978-3-319-01930-7.
- Suvorov R., Sochenkov I., Tikhomirov I. Training Datasets Collection and Evaluation of Feature Selection Methods for Web Content Filtering // Artificial Intelligence: Methodology, Systems, and Applications. – Springer International Publishing, 2014, pp.129-138.
- Hammami M., Chahir Y., Chen L. Webguard: A web filtering engine combining textual, structural, and visual content-based analysis // Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on. – 2006. – Т. 18. – №. 2. – P. 272-284.
- Drimbarean A.F. et al. Image processing techniques to detect and filter objectionable images based on skin tone and shape recognition // Consumer Electronics, 2001. ICCE. International Conference on. – IEEE, 2001. – P. 278-279.
- Liu B. et al. Pornographic images detection based on CBIR and skin analysis // International Conference on Semantics, Knowledge and Grid (SKG), vol. 0. – 2008. – P. 487-488.
- Shih J.L., Lee C.H., Yang C.S. An adult image identification system employing image retrieval technique // Pattern Recognition Letters. – 2007. – Т. 28. – №. 16. – P. 2367-2374.
- Abadpour A., Kasaei S. Pixel-based skin detection for pornography filtering // Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering. – 2005. – Т. 1. – №. 3. – P. 21-41.
- Basilio J. A. M. et al. Explicit content image detection // Signal & Image Processing: International Journal (SIPIJ). – 2010. – Т. 1. – №. 2. – P. 47-58.
- Lee J.S. et al. Naked image detection based on adaptive and extensible skin color model // Pattern recognition. – 2007. – Т. 40. – №. 8. – P. 2261-2270.
- Kia S.M. et al. A Novel Scheme for Intelligent Recognition of Pornographic Images // arXiv preprint arXiv:1402.5792. – 2014.
- Deselaers T., Pimenidis L., Ney H. Bag-of-visual-words models for adult image classification and filtering // Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on. – IEEE, 2008. – P. 1-4.
- Sayed U., Sadek S., Michaelis B. Two phases neural network-based system for pornographic image classification // Proceedings of the IEEE International Conference on Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications. – 2009. – P. 1-6.
- Libing Wu, Yalin Ke, Yanxiang He, Dan Wu, Nan Liu. An efficient Method to Automatic Adult Image Identification // International Journal of Digital Content Technology and its Applications. – 2012. – Т. 6. – №. 22. – P. 459-466.
- Fu Y., Wang W. Fast and Effectively Identify Pornographic Images // Computational Intelligence and Security (CIS), 2011 Seventh International Conference on. – IEEE, 2011. – P. 1122-1126.
- Zheng H., Liu H., Daoudi M. Blocking objectionable images: adult images and harmful symbols // Multimedia and Expo, 2004. ICME'04. 2004 IEEE International Conference on. – IEEE, 2004. – Т. 2. – P. 1223-1226.
- Zeng W. et al. Image guarder: An intelligent detector for adult images // Asian Conference on Computer Vision. – 2004. – P. 1080-1084.
- Ulges A., Stahl A. Automatic detection of child pornography using color visual words // Multimedia and Expo (ICME), 2011 IEEE International Conference on. – IEEE, 2011. – P. 1-6.
- Lienhart R., Hauke R. Filtering adult image content with topic models // Multimedia and Expo, 2009. ICME 2009. IEEE International Conference on. – IEEE, 2009. – P. 1472-1475.
- Polpinij J. et al. A web pornography patrol system by content-based analysis: In particular text and image // Systems, Man and Cybernetics, 2008. SMC 2008. IEEE International Conference on. – IEEE, 2008. – P. 500-505.
- Талалаев А.А., Тищенко И.П., Фраленко В.П., Хачумов В.М. Анализ эффективности применения искусственных нейронных сетей для решения задач распознавания, сжатия и прогнозирования // Искусственный интеллект и принятие решений, №2, 2008, с.24-33.
- LeCun Y., Bengio Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series, in Arbib, M. A. (Eds), The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, MIT Press, 1995
- Hubel D.H., Wiesel T.N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. Journal of Physiology 160:106–154, 1962
- Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International journal of computer vision. – 2004. – Т. 60. – №. 2. – P. 91-110.
- Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. Surf: Speeded up robust features // Computer vision—ECCV 2006. – Springer Berlin Heidelberg, 2006. – P. 404-417.
- Фраленко В.П., Талалаев А.А. Обнаружение нежелательного графического контента в сети Интернет с помощью сверточной нейронной сети глубокого обучения // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2015611772, дата приоритета: 09.12.2014, дата регистрации: 06.02.2015

27. Ciresan D.C., Meier U., Masci J. Gambardella L.M., Schmidhuber J. Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Classification // International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2011. – P. 1237-1242.
28. KNN Classification. URL: http://www.saedsayad.com/k_nearest_neighbors.htm (дата обращения: 02.07.2015).

Фраленко Виталий Петрович. Старший научный сотрудник ИПС им. А.К. Айламазяна РАН. Окончил Институт программных систем – «Университет города Переславля» в 2007 году. Кандидат технических наук. Автор 56 научных работ. Область научных интересов: искусственные нейронные сети, машинное обучение, прикладные системы, параллелизм, защита компьютерных сетей, диагностика сложных технических систем, обработка изображений, дистанционное зондирование Земли, контентная фильтрация. E-mail: alarmod@pereslavl.ru

Суворов Роман Евгеньевич. Инженер-исследователь ООО «Технологии системного анализа», аспирант Федерального государственного учреждения Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук. Окончил Рыбинский государственный авиационный технический университет им. П.А. Соловьева в 2012 году. Автор 12 научных работ. Область научных интересов: интеллектуальный анализ текстовой информации, машинное обучение, контентная фильтрация. E-mail: rsuvorov@isa.ru

Овчаренко Роман Игоревич. Программист-разработчик ООО «Национальный цифровой ресурс РУКОНТ», студент-магистр РУДН. Окончил бакалавриат Российского Университета Дружбы Народов в 2014 году. Область научных интересов: анализ графической информации, машинное обучение, контентная фильтрация. E-mail: rovcharenko@gmail.com

Тихомиров Илья Александрович. Заведующий лабораторией «Интеллектуальные технологии и системы» Федерального государственного учреждения Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук. Окончил Рыбинскую государственную авиационную технологическую академию в 2002 году. Кандидат технических наук, доцент. Автор более 50 научных работ. Область научных интересов: искусственный интеллект, компьютерная лингвистика, поисковые системы, информационная безопасность, интернет-системы. E-mail: tih@isa.ru