

Смирнова О.С., Петров А.И., Бабийчук Г.А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Московский технологический университет» (МИРЭА), г. Москва, Россия

ОСНОВНЫЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА, ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ПРИ ИССЛЕДОВАНИИ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ*

АННОТАЦИЯ

В докладе рассмотрены методы анализа социальных графов, анализа тональности текстовых сообщений, анализа аудио и видео объектов. Приведены характеризующие пользователя признаки, полученные в результате анализа открытых данных социальной сети.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Социальные сети; анализ мультимедиа контента; анализ графов; анализ тональности текста; распознавание образов; характеристика пользователя.

Olga Smirnova, Alexey Petrov, Georgy Babiychuk

Federal State Educational Institution of Higher Education «Moscow Technological University» (MIREA),
Moscow, Russia

COMMON TECHNIQUES FOR SOCIAL NETWORK ANALYSIS STUDY

ABSTRACT

The former article regards most common techniques for social network research: social graph and sentiment analysis, audio and video data handling. The provided sample illustrates user-specific attributes extracted from open social network data.

KEYWORDS

Social networks; analysis of media content; graphs analysis; sentiment analysis; pattern recognition, user characteristic.

Введение

Исследование социальных сетей с каждым годом приобретает все большую актуальность в связи с обостряющейся необходимостью обеспечения безопасности населения и мониторинга общественных настроений. В основном, целью большинства исследований является выявление неявных связей взаимодействия групп пользователей, а также их поведение. При этом следует отметить важность анализа индивидуального массива данных каждого пользователя, включающего информацию о его взаимодействиях, о контенте, формируемом этим пользователем, а также информацию о взаимодействии с контентом других пользователей. На основе результатов анализа этого массива данных можно сделать выводы о личности пользователя, его характере и нравах [1], что способствует оценке ситуации при самоорганизации общества и его отдельных групп.

Несколько лет назад такой анализ был очень сложен в реализации, поскольку компьютерные вычислительные мощности были на порядок ниже. Сейчас же, используя современные технологии и инструменты, можно самостоятельно провести анализ открытых данных пользователей социальных сетей, например, как это предложено в работе [2] по детектированию бот-программ в социальной сети «ВКонтакте». Данный доклад посвящен обзору методов и инструментов для анализа: социальных графов, тональности текста, аудио и видео объектов.

1 Анализ социальных графов

* Труды XI Международной научно-практической конференции «Современные информационные технологии и ИТ-образование» (SITITO'2016), Москва, Россия, 25-26 ноября, 2016

В онлайн-сервисах, предназначенных для организации социальных взаимоотношений в Интернете, можно обнаружить различные социальные объекты, такие как профили пользователей с личными данными (дата рождения, родной город и т.д.), сообщества, медиа-контент. Эти объекты также образуют между собой множество связей, благодаря чему для любой социальной сети можно построить социальный граф, где узлами будут выступать социальные объекты, а ребрами – социальные связи между ними.

1.1 Используемые метрики

Для рассмотрения характеристик социальных объектов и их связей используются различные метрики, которые можно разделить на три группы [3].

Одной из первых задач при изучении социальной сети является выявления логики ее организации, то есть признаков, по которым организованы ее объекты. Для решения этой задачи подойдут метрики первой группы, отображающие характер взаимоотношений одного социального объекта с другими. Они позволяют выявить сходство между объектами, степень их взаимодействия между собой, наличие множественных связей. К ним относятся: гомофилия, множественность, взаимность, сетевая закрытость, соседство.

Так зачастую требуется узнать, связываются ли узлы одного типа друг с другом, и связываются ли они друг с другом чаще, чем это происходит при случайных связях. Соединение одинаковых узлов обозначается термином гомофилия. Например, люди с одинаковыми хобби и увлечениями наверняка будут связаны между собой.

Метрики второй группы отображают особенности связей, как для отдельных социальных объектов, так и для графа в целом. С их помощью можно определять сильные и слабые связи (сила связи), показывать «важность» отдельного пользователя (центральность), выявлять долю прямых связей в сети по отношению к общему числу возможных (плотность). Также к ним относятся такие метрики, как: мост, обозначающий пользователя, который обеспечивает единственную связь между другими пользователями, и структурные дыры, отображающие полное отсутствие связей между двумя частями сети.

Центральность является одним из основных понятий при анализе социальных сетей. Она описывает выдающееся положение конкретного узла по сравнению с другими. Существует три показателя центральности: центральность по степени, центральность по близости и центральность по посредничеству.

Центральность по степени вычисляется как отношение количества связей определенного узла к количеству других узлов. Как правило различают две отдельные центральности по степени: входящую и выходящую. Высокая исходящая центральность по степени показывает «властность» определенного узла. Таким узлом может являться человек, который может быстро распространить информацию, например, журналист или интернет-блоггер. Входящая центральность показывает, что узел является «знаменитостью», это значит, что в качестве такого узла может выступать профиль человека, за которым следит много людей.

Центральность по близости выражается, как отношение числа других узлов графа к сумме расстояний между определенным узлом и всеми другими. В качестве примера, таким узлом может являться пользователь с большим количеством подписок и подписанный на большое количество других пользователей.

Центральность по посредничеству показывает количество кратчайших путей между всеми узлами сети, проходящих через определенный узел. Высокий показатель центральности по посредничеству может означать, что данный узел является единственной связью между определенными частями сети.

К последней группе относятся метрики, отображающие характеристики социального графа, поделенного на сегменты, которые имеют отличительные особенности. Они используются для обнаружения особо плотных по связям районов в пределах единой сети. Основной метрикой данной группы является клика – группа, в которой все пользователи имеют «прямые» связи друг к другу. Группа, в которой такие связи не обязательны, называется социальным кругом.

Также к данной группе метрик относят коэффициент кластеризации, определяющий степень вероятности связи двух разных пользователей между собой при условии, что они оба связаны с конкретным индивидуумом, и сплоченность, определяющую степень связи пользователей между собой одной, общей связью.

1.2 Примеры реализации

В качестве примера бесплатного веб-приложения, которое строит социальный граф, где узлами являются пользователи, а ребрами – дружба между ними, можно привести приложение визуализации сети ВКонтакте [4]. Построение такого графа позволяет определить взаимоотношения пользователей между собой, выявить общих знакомых пользователей, а также

неявно сегментировать пользователей по различным социальным группам: выпускники одной школы, одноклассники, земляки и т.д.

Минусами большинства подобных бесплатных приложений является небольшой функционал, поэтому для проведения подробного анализа социальных сетей необходимо воспользоваться услугами более профессиональных сервисов, специализирующихся в этой предметной области.

1.3 Совокупность характеризующих пользователя признаков, полученных в результате анализа социальных графов

В результате анализа графов можно получить следующую совокупность признаков, характеризующих пользователя:

- социальные группы, к которым принадлежит пользователь;
- круг общения;
- авторитетность;
- предпочтения пользователя.

Благодаря этой информации становится возможным решать такие задачи, как идентификация пользователей; социальный поиск; генерация рекомендаций; выявление неявных связей.

Однако, несмотря на такой широкий спектр решаемых задач, существует несколько основных проблем такого подхода к анализу социальных сетей, а именно: различия социальных сетей и их закрытость.

2 Анализ тональности текста

Согласно данным социальных исследований [5] более 2 миллиардов человек во всем мире являются активными пользователями блогов и социальных сетей. Все эти люди ежедневно оставляют огромное количество сообщений, отражающих позиции граждан из разных стран и разных слоев общества. Анализ такого контента может помочь оценить изменения в настроениях многих пользователей и найти применение в политических и социальных исследованиях, в том числе в исследованиях потребительских предпочтений. Чаще всего для решения подобных задач прибегают к анализу тональности текстовых сообщений.

Тональность – это эмоциональное отношение автора высказывания к некоторому объекту выраженное в тексте. Существует несколько методов определения тональности текста, рассмотрим метод, основанный на правилах и словарях, а также машинное обучение с учителем. Классификация текстов как подход, применяющийся для получения знаний из неструктурированных данных, в том числе и для определения тональности текстовых сообщений подробно описан в [6].

2.1 Метод, основанный на правилах и словарях

При использовании этого метода составляются тональные словари и правила с использованием лингвистического анализа, по которым выполняется поиск эмотивной лексики. Далее совокупность найденной эмотивной лексики оценивается по шкале, содержащей количество негативной и позитивной лексики.

Обычно используется следующий алгоритм:

- присвоить каждому слову в тексте значение тональности из словаря (если оно в нем присутствует);
- вычислить общую тональность целого текста, путем суммирования тональностей отдельных слов.

Недостатками данного метода является значительный объем трудозатрат, т.к. требует создание большого количества правил.

2.2 Машинное обучение с учителем

В основе данного метода лежит создание машинного классификатора, который на первых этапах обучается на заранее размеченных текстах, затем, используя полученные знания, строит модель для анализа новых документов. Краткий алгоритм метода состоит в следующем:

- вначале собирается коллекция документов, на основе которой обучается машинный классификатор;
- каждый документ раскладывается в виде вектора признаков (аспектов), по которым он будет исследоваться;
- указывается правильный тип тональности для каждого документа;
- производится выбор алгоритма классификации и метод для обучения классификатора;
- полученная модель используется для определения тональности документов новой коллекции.

В качестве минуса метода обучения с учителем можно выделить, потребность в достаточно

большом количестве данных для обучения, однако в дальнейшем модель, полученная на основе этих данных, позволит проводить автоматический анализ новых текстов.

2.3 Применение анализа тональности текста

В качестве примера анализа тональности текста можно привести исследование [7] российской компании Data-Centric Alliance (DCA). Целью исследования было определение тональности сообщений русскоязычного сегмента социальной сети Twitter, а именно отзывов на новый эпизод культовой саги «Звездные войны».

Аналитики компании использовали машинное обучение с учителем. Для анализа было выгружено примерно 50 тысяч сообщений, далее применялся подход с использованием рекуррентной нейронной сети (LSTM, [Long Short-Term Memory](#)), обучения которой производилось с помощью пакета из почти 300 000 сообщений на русском языке. Темы сообщений носили самый разный характер, включая отзывы о товарах и услугах.

В результате применения машинного обучения, нейросеть сама давала оценку настроения пользователей. В данном случае шкала была в диапазоне значений от 0 до 1. Скорее положительные оценки тяготели к единице, а скорее отрицательные были ближе к 0. Диапазон от 0.35 до 0.65 исследователи DCA рассматривали в качестве переходной или «средней» («смешанной») оценки. В итоге, после того как были получены данные по всем сообщениям пакета, аналитики подсчитали соотношение количества сообщений за каждый день определенного периода и выявили, что в целом к картине зрители отнеслись положительно.

2.4 Совокупность характеризующих пользователя признаков, полученных в результате анализа тональности текста

Благодаря анализу тональности текстов сообщений пользователей, исследователь может сделать выводы о:

- эмоциональной оценке пользователей различных событий и объектов;
- предпочтениях отдельных пользователей;
- некоторых чертах характера пользователя.

Полученная информация о пользователях находит практическое применение во различных областях, например, в таких как: социология, политология, маркетинг, медицина и психология.

3 Анализ аудио объектов

Аудио объекты составляют не самую большую часть медиа контента социальных сетей, поскольку основную часть информации человек считывает посредством зрения, а не слуха. Тем не менее анализ аудио объектов нельзя исключать из внимания, так как за счет него можно получить интересующие характеристики пользователя, не выявляемые в рамках анализа других данных. К аудио объектам можно отнести музыку, песни, аудиокниги, лекции, записанные диалоги и т.д.

3.1 Получение аудио объектов и текстов песен

В первую очередь для анализа необходимо получить набор аудио данных. Не все социальные сети имеют возможность работы с аудио объектами, но, например, крупнейшая российская социальная сеть «В Контакте» такую возможность имеет, поэтому мы сможем проанализировать списки воспроизведения пользователей, а также некоторые из объектов загрузить для дальнейшего анализа. Стоит отметить, что аудио объекты социальной сети «В Контакте» могут иметь прикрепленный текст, например, если объект является песней, то это текст песни, если объект – аудиокнига, то – текст книги. Эти данные могут послужить дополнительным источником информации при исследовании выбранного аудио объекта.

Непосредственно получение объектов в данном докладе рассматриваться не будет, поскольку это достаточно тривиальная задача, поэтому перейдем сразу к рассмотрению методов анализа аудио объектов.

3.2 Анализ музыкальных произведений

Основной характерной чертой музыкальных произведений является их жанр, поэтому анализ аудио объектов следует начинать именно с него. Кроме того, британскими учеными проводились исследования на тему: «Как музыкальный жанр характеризует слушателя» [8], которые показали, что существует некоторая корреляция между жанрами музыки и их слушателями. Таким образом, используя результаты данного исследования и знание о жанрах аудио объектов пользователя, уже можно составить описание, характеризующее его.

Для решения задачи определения музыкального жанра – довольно сложной задачи, поскольку даже человек не всегда точно может его определить, возможно использовать следующие методы:

1) получение мета-данные аудио объекта. Это самый простой вариант. Большинство аудио объектов содержат информацию о жанре, об артисте, о характеристиках звука и т.п. Для получения

мета-данных, параллельно с аудио объектами социальных сетей, можно использовать и специализированные музыкальные сервисы;

2) интеллектуальный анализ данных. В частности, здесь могут быть использованы методы классификации и кластеризации. Для этого может быть использована, например, нейронная сеть. Первым этапом здесь будет обучение нейронной сети, а именно – создание звуковых профилей – кластеров. Вторым этапом – классификация аудио объектов. В качестве характеристик, определяющих жанр, могут быть использованы размер такта и темп композиции.

Попытку создания подобной сети произвели программисты из Тайвани [9], но возможности открытого использования их сети информации нет.

С целью получения дополнительной информации для описания пользователя необходимо провести распознавание и анализ речевых сообщений аудио объектов.

3.3 Распознавание и анализ речевых сообщений

Основными характеристиками речевых сообщений является их наличие или отсутствие, тональность сообщений, содержание.

Наличие или отсутствие речевых сообщений может охарактеризовать аудио объект как исключительно музыкальную композицию, либо песню, лекцию, аудиокнигу и т.д. Так, например, наличие у пользователя в списке воспроизведения большого количества аудиокниг или лекций может свидетельствовать о его уровне образования, или же косвенно навести подозрения в религиозной или другой пропаганде, для более точного определения соответственно требуется дальнейший детальный анализ контента.

Анализ эмоционального тона речевых сообщений позволит определить черты характера пользователя, в том числе его темперамент.

Содержание речевых сообщений аудио объекта в совокупности с первыми двумя характеристиками может помочь при более детальном описании пользователя и его интересов. Существует две группы методов распознавания речи:

1) параметрические, направленные на математическое преобразование речевого сигнала с выделением и стабилизацией основных информативных признаков, преобразование Фурье, цифровая фильтрация, вейвлет-анализ и др.;

2) лингвистические, цель которых контекстная обработка высказывания. Исходной информацией для лингвистической обработки служат результаты параметризации речевого сигнала. К методам данной группы относятся:

- методы дискриминантного анализа, основанные на Байесовской дискриминации;
- скрытые Марковские модели (Hidden Markov Model);
- нейронные сети.

В общем виде, процесс распознавания сообщений включает в себя следующие этапы:

- вычисление временных и спектральных характеристик аудио объекта;
- классификация предварительно выделенных временных фреймов по фонетическим категориям;
- подбор соответствующих категорий слов;
- измерение степени доверия к принятому решению.

После процесса распознавания речевых сообщений необходимо провести анализ полученных текстовых данных, который частично рассмотрен в пункте 2 настоящего доклада.

3.4 Совокупность характеризующих пользователя признаков, полученных в результате анализа аудио объектов

На основе анализа аудио объектов могут быть получены следующие характеристики пользователя:

- темперамент, самооценка, коммуникабельность и другие черты характера, определенные на основе анализа преобладающего жанра аудиозаписей;
- интересы, выявленные на основе определения тематики аудиокниг и лекций.

4 Анализ видео объектов

Видео объекты распространены в социальных сетях больше, чем аудио. Это связано с тем, что большинство аудио объектов – это музыкальные композиции, защищенные авторским правом, из-за чего они имеют ограничения в распространении. А видео объекты – это, часто, формируемые лично пользователями небольшие непрофессиональные видеозаписи.

Видео объекты – это аудиовизуальные произведения, то есть ряд последовательных изображений – кадров, совмещенный с аудио потоком. Это говорит о том, что здесь анализу подлежит как минимум две компоненты: ряд изображений и аудио. Поэтому анализ видеоданных сложнее, чем анализ отдельно изображений или отдельно аудиоданных, а также такой анализ

требует больших компьютерных вычислительных мощностей.

Основными этапами анализа являются:

- анализ метаданных
- анализ кадров;
- анализ аудио потока;
- событийный анализ видео ряда.

4.1 Анализ метаданных

Перед непосредственным анализом видео объектов их так же, как и аудио объекты необходимо классифицировать по имеющимся метаданным с помощью различных интернет-ресурсов. Поскольку нет смысла проводить анализ каких-либо художественных произведений, т.к. по ним обычно уже имеется достаточно характеризующей информации.

Для оставшихся, необработанных видео объектов необходимо провести анализ кадров, анализ аудио потока и событийный анализ.

4.2 Анализ кадров

Поскольку основную роль в видеоданных играет зрительная информация, то сперва рассмотрим процесс анализа кадров.

Анализ кадров видео практически ничем не отличается от анализа отдельных изображений, а точнее – это и есть анализ изображений, ведь чтобы проанализировать видео, необходимо разбить его на кадры – изображения, каждое из них уже обработать и затем проанализировать. Основное отличие состоит лишь в том, что из видео можно получить динамику движения объектов: это может быть передвижение транспорта, движение мышц на лице человека и т.п.

4.2.1 Выявление и анализ объектов на изображениях

Основная цель анализа видео и изображений – распознавание образов. Распознавание образов, в свою очередь, поводится с целью выделения определенного ряда признаков объектов и отнесения объектов, согласно полученным признакам, к определенному классу. Это называется уже идентификацией объекта.

Существует три основных направления в области распознавания объектов на изображениях [10]:

- распознавание на основе сравнения изображения с эталоном;
- распознавание с помощью нейронных сетей;
- распознавание по характерным точкам (при этом способ получения характерных точек может отличаться).

Однако в зависимости от объекта распознавания могут использоваться и другие методы. Например, для распознавания лиц применяется метод главных компонент, метод распознавания на эластичном графе и другие.

4.2.2 Идентификация объектов

Методы идентификации объектов делят на две основные категории [11]:

- теоретические методы, основывающиеся на количественном описании объектов изображения;
- структурные (синтаксические) методы, основывающиеся на применении символьных описаний и связей между ними.

Основными применяемыми методами группы теоретических методов являются:

- метод решающих функций;
- метод потенциальных функций.

Метод решающих функций предполагает, что перед процессом идентификации был проведен процесс описания (распознавания) объекта, в результате которого был получен вектор модели объекта, который соотносится с набором заранее определенных классов посредством набора решающих функций.

В основу метода потенциальных функций заложена геометрическая интерпретация задачи идентификации, заключающаяся в представлении изображений в виде векторов в пространстве входных сигналов, что позволяет представить задачу идентификации как аппроксимационную задачу.

Структурные методы основаны на применении символических описаний и связей между ними [12]:

- метод подбора индексов границ;
- метод базовых точек.

Метод подбора индексов границ основан на том, что граница объекта описывается цепным кодом, на основе которого строится дерево схожести, которое сравнивается с эталонным значением.

Метод базовых точек основан на том, что каждый класс объектов характеризуется набором точек, которые определённым образом расположены в пространстве. Решение принимается на основании анализа соотношений между координатами базовых точек распознаваемого объекта и

координатами базовых точек эталонов.

Используя те или иные описанные методы, можно провести анализ кадров видеоданных, в результате которого может быть получен набор объектов, присутствующих в анализируемых видеоданных, на основе чего сделать предположения о предпочтениях пользователя. Также полученный набор объектов может быть полезен в событийном анализе видеоряда.

4.3 Анализ аудио потока

Анализ аудио потока, взятого из видео объекта, отличается от анализа аудио объекта тем, что здесь это может быть не только художественным произведением, песней, аудиокнигой, но и простым, обыденным звуком из жизни, будь то сигнализация автомобиля или хруст снега под ногами идущего человека. Эти звуки, аналогично анализу кадров, необходимо распознать и идентифицировать. Также может быть полезен анализ физических параметров звука и их динамики.

4.3.1 Распознавание звуковых событий

Распознавание звуковых событий может быть выполнено на основе метода сравнения с эталоном, для чего следует использовать специально обученную на наборе классов звуков различных событий нейронную сеть.

4.3.2 Определение и анализ физических параметров звука и его изменений

Анализ физических параметров звука и его изменений может помочь в дальнейшем для событийного анализа видео ряда. К таким параметрам можно отнести, например, продолжительность одного уровня громкости, тембр голоса, или даже отсутствие всяких звуков. Методы, которые можно использовать для анализа аудио потока, были рассмотрены ранее в пункте 3.

Результаты, полученные из анализа аудио потока могут быть использованы как в качестве данных для непосредственной характеристики пользователя, так и в событийном анализе видео ряда.

4.4 Событийный анализ видео ряда

Используя результаты анализа кадров и анализа аудио потока, можно провести событийный анализ видео ряда, то есть анализ с целью идентификации событий, происходящих на видео объектах. Такой анализ может быть проведен путем сопоставления распознанных объектов с распознанными звуковыми событиями, за счет чего можно идентифицировать событие.

В свою очередь совокупность идентифицированных событий может иметь свое место в описании пользователя, чьи видео данные были проанализированы. Например, после анализа 10 видео объектов будет выяснено, что на 8 из них был распознан сам пользователь и были распознаны события, включающие те или иные сборы активных студентов. На основе такой информации можно будет сделать вывод, о том, что пользователь социально активен.

4.5 Совокупность характеризующих пользователей признаков, полученных в результате анализа видео объектов

На основе анализа видео объектов могут быть получены следующие характеристики пользователя:

- эмоциональный настрой пользователя, а также некоторые черты его характера (на основе жанров мультимедиа контента пользователя и тональности имеющегося в них текста);
- этичность, нравственность пользователя (наличие нецензурных элементов, полученных в процессе анализа речевых сообщений аудио объектов и аудио потоков, а также анализе кадров видео объектов);
- активность пользователя, увлечения, наиболее часто посещаемые места и др. (на основе анализа видео с его участием).

Заключение

На современном этапе развития информационных технологий использование описанных методов для анализа социальных сетей позволяет выявлять скрытые знания, заключенные в пользовательском контенте. При этом формирование на основе полученных данных характеристики пользователя, включающей выводы о личности, характере и его предпочтениях, способствует выявлению нежелательных ситуаций при самоорганизации общества и его отдельных групп, что в свою очередь играет важную роль в вопросах безопасности и решении ряда экономических и социальных проблем.

Исследование выполнено федеральным государственным бюджетным образовательным учреждением высшего образования «Московский технологический университет» (МИРЭА) за счет гранта Российского фонда фундаментальных исследований (проект №16-37-00492).

Литература

1. В.В. Баранюк, А.Д. Десяткова, О.С. Смирнова. Подходы к определению психоэмоциональных особенностей информационного образа пользователя социальных сетей // International Journal of Open Information Technologies. Том 4, № 8 (2016), с. 61 – 65.
2. А.С. Алымов, В.В. Баранюк, О.С. Смирнова. Детектирование бот-программ, имитирующих поведение людей в социальной сети «ВКонтакте» // International Journal of Open Information Technologies. Том 4, № 8 (2016), с. 55 – 60.
3. Анализ социальных сетей в интернете // Постнаука. 2012-2016. URL: <https://postnauka.ru/longreads/20259#!> (дата обращения: 22.08.2016).
4. Визуализация друзей ВКонтакте // Andrei Kashcha. 2012. URL: <http://www.yasiv.com/vk> (дата обращения: 24.08.2016).
5. Социальные сети в России: исследование Mail.Ru Group. URL: <https://corp.mail.ru/media/files/issledovanie-auditorij-sotsialnykh-setej.pdf> (дата обращения: 03.08.2016).
6. О.С. Смирнова, В.В. Шишков. Выбор топологии нейронных сетей и их применение для классификации коротких текстов // International Journal of Open Information Technologies. Том 4, № 8 (2016), с. 50 – 54.
7. Анализ контента социальных медиа в эпоху больших данных // Mebius. 2015-2016. URL: <https://mebius.io/analysis/social-media-content-analysis> (дата обращения: 25.08.2016).
8. Как нас характеризует наш музыкальный вкус // KM.RU. 1999-2016. URL: <http://www.km.ru/stil/2013/11/18/psikhologiya-i-voprosy-samoanaliza/725474-kak-nas-kharakterizuet-nash-muzykalnyi-vku> (дата обращения: 20.08.2016).
9. Нейронная сеть для распознавания жанров музыки // Портал искусственного интеллекта. 2009-2016. URL: <http://www.aiportal.ru/news/neural-network-for-recognition-music-genres.html> (дата обращения: 21.09.2016).
10. Меженин А.В. Методы и средства распознавания образов и визуализации – Санкт-Петербург: СПбНИУ ИТМО, 2012. – 128 с.
11. Методы распознавания, идентификации и измерения расстояния до объектов в СТЗ ПР // XReferat.com. 2016. URL: <http://xreferat.com/54/1310-1-metody-raspoznavaniya-identifikacii-i-izmereniya-rasstoyaniya-do-ob-ektov-v-stz-pr.html> (дата обращения: 27.09.2016).
12. Методы распознавания образов при идентификации объектов бинарного класса в автоматизированных телекоммуникационных комплексах систем управления // Библиофонд. 2003-2016. URL: <http://bibliofond.ru/view.aspx?id=587496> (дата обращения: 26.09.2016).

References

1. V.V. Baranyuk, A.D. Desyatkov, O.S. Smirnova. Podkhody k opredeleniyu psikhoemotsional'nykh osobennostey informatsionnogo obraza pol'zovatelya sotsial'nykh setey // International Journal of Open Information Technologies. Tom 4, № 8 (2016), p. 61 – 65.
2. A.S. Alymov, V.V. Baranyuk, O.S. Smirnova. Detektirovanie bot-programm, imitiruyushchikh povedenie lyudey v sotsial'noy seti «Vkontakte» // International Journal of Open Information Technologies. Tom 4, № 8 (2016), p. 55 – 60.
3. Analiz sotsial'nykh setey v internete // Postnauka. 2012-2016. URL: <https://postnauka.ru/longreads/20259#!> (data obrashcheniya: 22.03.2016).
4. Vizualizatsiya druzhey VKontakte // Andrei Kashcha. 2012. URL: <http://www.yasiv.com/vk> (data obrashcheniya: 24.03.2016).
5. Sotsial'nye seti v Rossii: issledovanie Mail.Ru Group. URL: <https://corp.mail.ru/media/files/issledovanie-auditorij-sotsialnykh-setej.pdf> (data obrashcheniya: 03.08.2016).
6. O.S. Smirnova, V.V. Shishkov. Vybora topologii neyronnykh setey i ikh primeneniya dlya klassifikatsii korotkikh tekstov // International Journal of Open Information Technologies. Tom 4, № 8 (2016), p. 50 – 54.
7. Analiz kontenta sotsial'nykh media v epokhu bol'shikh dannyykh // Mebius. 2015-2016. URL: <https://mebius.io/analysis/social-media-content-analysis> (data obrashcheniya: 25.03.2016).
8. Kak nas kharakterizuet nash muzykal'nyy vkus // KM.RU. 1999-2016. URL: <http://www.km.ru/stil/2013/11/18/psikhologiya-i-voprosy-samoanaliza/725474-kak-nas-kharakterizuet-nash-muzykalnyi-vku> (data obrashcheniya: 20.03.2016).
9. Neyronnaya set' dlya raspoznavaniya zhanrov muzyki // Portal iskusstvennogo intellekta. 2009-2016. URL: <http://www.aiportal.ru/news/neural-network-for-recognition-music-genres.html> (data obrashcheniya: 21.04.2016).
10. Mezhenin A.V. Metody i sredstva raspoznavaniya obrazov i vizualizatsii – Sankt-Peterburg: SPbNIU ITMO, 2012. – 128 p.
11. Metody raspoznavaniya, identifikatsii i izmereniya rasstoyaniya do ob"ektov v STZ PR // XReferat.com. 2016. URL: <http://xreferat.com/54/1310-1-metody-raspoznavaniya-identifikacii-i-izmereniya-rasstoyaniya-do-ob-ektov-v-stz-pr.html> (data obrashcheniya: 27.04.2016).
12. Metody raspoznavaniya obrazov pri identifikatsii ob"ektov binarnogo klassa v avtomatizirovannykh telekommunikatsionnykh kompleksakh sistem upravleniya // Bibliofond. 2003-2016. URL: <http://bibliofond.ru/view.aspx?id=587496> (data obrashcheniya: 26.04.2016).

Поступила: 15.10.2016

Об авторах:

Смирнова Ольга Сергеевна, младший научный сотрудник междисциплинарной научно-инновационной лаборатории Информационной бионики и моделирования, ассистент кафедры интеллектуальных технологий и систем Московского технологического университета (МИРЭА), mail.olga.smirnova@yandex.ru;

Петров Алексей Иванович, студент магистратуры кафедры интеллектуальных технологий и систем Московского технологического университета (МИРЭА), ua.lewka@gmail.com;

Бабийчук Георгий Александрович, студент магистратуры кафедры интеллектуальных технологий и систем Московского технологического университета (МИРЭА), babiychuk.ga@gmail.com.