

ОЦЕНКА И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ УЧАСТНИКОВ МАССОВЫХ МЕРОПРИЯТИЙ С ПОМОЩЬЮ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ПАРАМЕТРОВ ТРАФИКА СЕТЕЙ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ

Терешонок М.В.¹, Рауткин Ю.В.²

Цель статьи заключается в создании методики оценки и прогнозирования деятельности абонентов сотовых сетей связи в ходе массовых мероприятий, основанные на анализе информации, содержащейся в служебных командах, передающихся в каналах управления сети связи.

Метод исследования заключался в использовании математического аппарата ассоциативного анализа и искусственных нейронных сетей для обработки служебных команд, передающихся в каналах управления сетей мобильной связи, с целью нахождения неявных статистических закономерностей поведения абонентов.

Полученные результаты. Предложены две методики анализа служебной сетевой информации. Первая методика позволяет автоматически находить устойчивые группы абонентов с помощью ассоциативного анализа событий регистрации абонентов в сотах. Вторая методика позволяет оценивать варианты взаимного расположения и относительного перемещения абонентов, входящих в устойчивые группы, даже в случае их нахождения в большом скоплении людей. Проведённое авторами имитационное моделирование, результаты которого приведены в статье, показало адекватность и эффективность предложенных методик. Методики обеспечивают высокую степень автоматизации анализа параметров трафика сетей мобильной связи и могут быть использованы при прогнозировании развития ситуации в ходе проведения массовых мероприятий.

Ключевые слова: мониторинг мобильной связи, анализ служебного сетевого трафика, распознавание форм, ассоциативный анализ, нейронные сети, безопасность сетей связи

DOI:10.21681/2311-3456-2018-3-70-76

Введение

В настоящее время всё большую актуальность приобретает задача прогнозирования поведения отдельных групп граждан при проведении массовых мероприятий. Решение данной задачи оперативными методами крайне затруднено, что обуславливает необходимость разработки технических методов её решения. Традиционным методом решения данной задачи является анализ телефонных разговоров абонентов, находящихся в зоне проведения массового мероприятия. Применимость данного метода существенно снижается при массовом использовании абонентами интернет-мессенджеров в качестве замены обычной голосовой связи, предоставляемой оператором. Мессенджеры позволяют пользователю использовать оконечное шифрование (end-to-end encryption) передаваемой речи, что делает её расшифровку практической невозможной. В таких условиях особенно актуальным становится применение методов анализа служебных команд, передающихся в каналах управления сети связи и доступных для анализа [1, 4].

Следует отметить, что при использовании интернет-мессенджеров с оконечным шифрованием не представляется возможным выявить группы

абонентов, вступающих в связь друг с другом, поскольку информация о начале и завершении сеансов связи в таком случае не передаётся в каналах управления системы связи [4].

Постановка задачи

Информация, которую можно получить при декодировании служебных команд, позволяет осуществить косвенное определение местонахождения отдельных абонентов. Для определения местонахождения отдельных абонентов могут быть использованы сообщения о регистрации абонентов в сотах, сообщения системы о соседних сотах для балансировки нагрузки [5, 6], команды изменения мощности излучения абонентских терминалов [1]. Сведения, передаваемые в сообщениях о регистрации абонентов в сотах, позволяют грубо (с точностью до зоны покрытия соты) оценить местонахождение абонента [2]. С помощью совокупного анализа сообщений системы о соседних сотах для балансировки нагрузки и команд изменения мощности излучения абонентских терминалов можно добиться существенного повышения точности определения местонахождения абонента.

1 Терешонок Максим Валерьевич, кандидат технических наук, доцент, заведующий лабораторией, Московский технический университет связи и информатики (МТУСИ), г. Москва, Россия. E-mail: tereshonok@srd.mtuci.ru

2 Рауткин Юрий Владимирович, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, Московский технический университет связи и информатики (МТУСИ), г. Москва, Россия. E-mail: niira7@mail.ru

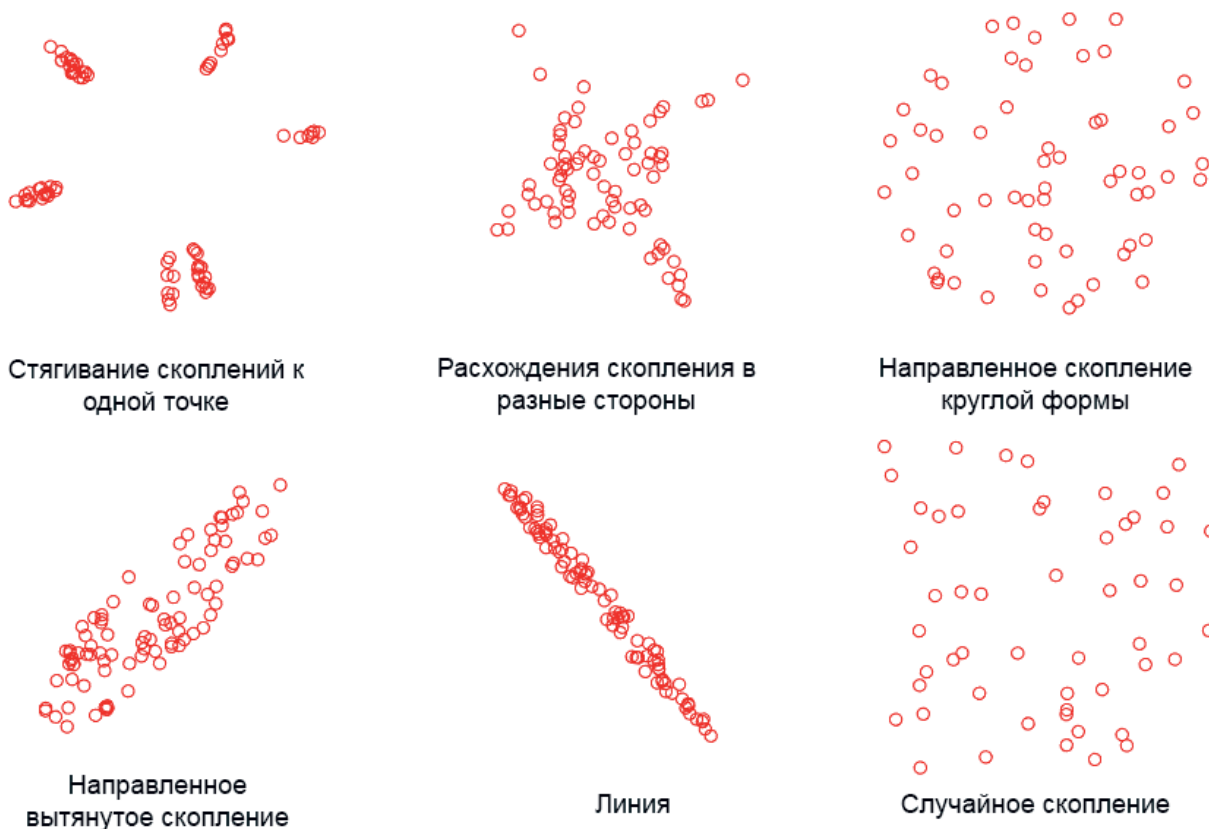


Рис. 1. Типы взаимного расположения абонентов в группах

Оценив местоположение отдельных абонентов, весьма затруднительно оценить их поведение по относительным перемещениям при большом скоплении людей. Относительное перемещение большинства участников массовых мероприятий создаёт очень мощную помеху для алгоритмов обнаружения и распознавания организованных перемещений малых групп. Решить эту проблему можно с помощью предварительного выделения интересующих аналитика устойчивых групп абонентов, от которых ожидаются те или иные координированные действия.

Устойчивые группы абонентов, осуществляющих синхронное перемещение в зоне проведения массового мероприятия, а также на подступах к ней, целесообразно искать с помощью методов поиска ассоциативных правил [7]. Целью поиска ассоциативных правил является нахождение закономерностей между связанными событиями. Множество произошедших одновременно событий принято называть транзакцией [11]. Транзакционная или операционная база данных представляет собой двумерную таблицу, которая состоит из номера транзакции и списка событий, произошедших во время этой транзакции. Номер транзакции является уникальным идентификатором, определяющим транзакцию.

Для составления таблицы транзакций следует использовать информацию о регистрации абонентов в различных (географически разнесенных) сотах сети. В качестве анализируемых событий используются со-

бытия регистрации абонентов сети с уникальными номерами. Соответственно, транзакция в данном случае представляет собой набор событий регистрации в одной соте абонентов с разными номерами, произошедших одновременно (в пределах заданного временного интервала), и может быть записана в виде (Сота-А, Абонент-Н, Абонент-К, ... Абонент-М). Выбор временного интервала, в течение которого события регистрации могут считаться одновременными, определяется особенностями протокола анализируемой системы связи, средним геометрическим размером области покрытия сот, средней скоростью абонентов.

Сформированный таким образом набор транзакций может быть подвергнут анализу при помощи алгоритма *a priori* [8]. Полученные в результате работы алгоритма ассоциативные правила вида (Абонент-Х, Абонент-У, ... Абонент-З) представляют собой составы выявленных групп абонентов систем сотовой связи. О степени устойчивости данных групп можно судить по достоверности соответствующих ассоциативных правил [7]. Об относительной частоте перемещения соответствующих групп абонентов позволяют судить значению поддержки данных ассоциативных правил [7].

Таким образом, использование алгоритмов поиска ассоциативных правил позволяет только на основании анализа служебных сообщений о регистрации абонентов в сотах определить состав групп абонентов систем сотовой связи, степень устойчивости этих групп и относительную частоту их перемещений.

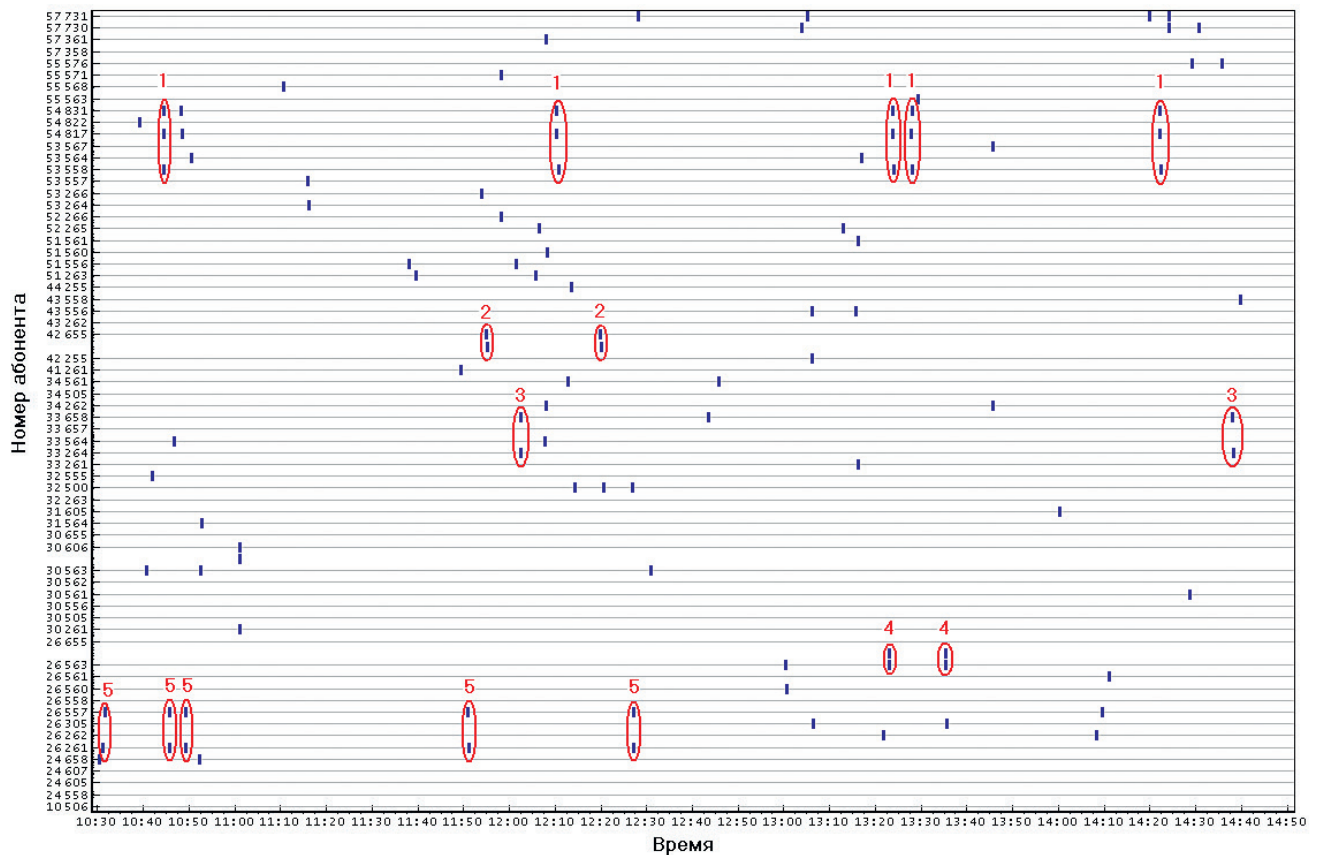


Рис. 2. Устойчивые группы абонентов

Дальнейший путь к оценке и прогнозированию деятельности участников массовых мероприятий может лежать через анализ взаимного расположения абонентов в выявленных группах и эволюции этого расположения с течением времени [3]. Например, можно выделить 6 наиболее характерных типов взаимного расположения абонентов в группах (рисунок 1):

1. «Стягивание скоплений к одной точке».
2. «Расхождение скопления в разные стороны».
3. «Ненаправленное скопление круглой формы».
4. «Ненаправленное вытянутое скопление».
5. «Линия».
6. «Случайное скопление».

Подобное расположение абонентов, входящих в устойчивые группы, может дать косвенную информацию о характере их деятельности, в том числе, о его организованности. Морфологический анализ подобных формаций затруднён в силу нечёткости формализации задачи [3]. В подобных случаях мировая практика анализа данных полагает целесообразным использование свёрточных нейронных сетей глубокого обучения [9].

Результаты имитационного моделирования

Для оценки адекватности предложенных методов анализа параметров трафика сетей мобильной связи было проведено имитационное моделирование, состоящее из двух этапов:

1. Моделирование поиска устойчивых групп абонентов;

2. Моделирование распознавания типов взаимного расположения абонентов, входящих в выделенные устойчивые группы.

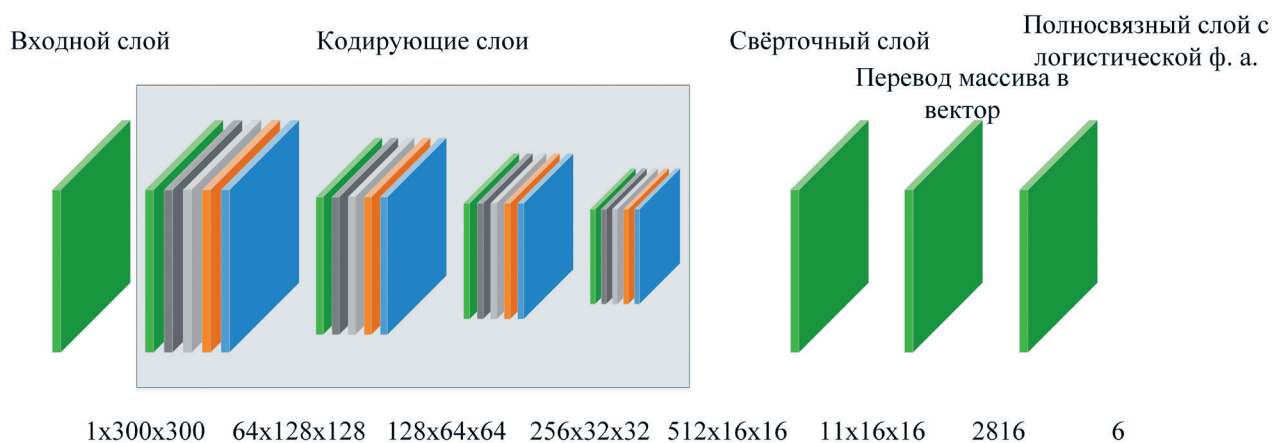
На рисунке 2 приведены результаты имитационного моделирования ассоциативного анализа сообщений о регистрации абонентов в сотовой сети. В моделировании в качестве исходных данных были использованы данные о реальных событиях регистрации в одной соте в течение 4 часов 20 минут. Из рисунка видно, что алгоритмом *a priori* выделяются 5 групп абонентов с достоверностью 100% (обведены красным). Такое значение достоверности показывает, что абоненты в этих группах стабильно регистрировались только одновременно друг с другом, что свидетельствует об их совместных перемещениях.

Для моделирования распознавания типов взаимного расположения абонентов, входящих в выделенные устойчивые группы, были случайным образом сгенерированы обучающая и контрольная выборка, содержащие по 1000 образцов групп данных о взаимном расположении абонентов 6 основных типов.

Имитационное моделирование включало три этапа:

1. генерация независимых и не пересекающихся обучающей и контрольной выборок образцов данных об уточнённом местоположении абонентов;
2. обучение свёрточной нейронной сети SegNet [10] с использованием сгенерированной обучающей выборки;
3. распознавание взаимных расположений абонентов из контрольной выборки с помощью обученной свёрточной нейронной сети SegNet.

Оценка и прогнозирование деятельности участников массовых мероприятий...



Легенда для кодирующей группы слоёв:



Рис. 3. Свёрточная сеть для распознавания видов взаимного расположения абонентов в группе

Структура сети показана на рисунке 3. В качестве активационной функции в кодирующих слоях используется функция RELU: $f(x) = \log(1 + e^x)$, (1) где x – сигнал на входе нейрона.

В последнем нормирующем активационная функция Softmax: $\sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}}$ (2)

Данная функция преобразует вектор z размерности K в вектор σ той же размерности, где каждая координата полученного вектора представлена вещественным числом в интервале $[0, 1]$, а сумма координат равна 1.

График обучения нейронной сети представлен на рисунке 4. Видно, что обучение шло с монотонным убыванием ошибки (красная кривая). Проверка качества обучения на контрольной выборке проводилась каждую эпоху (синяя кривая). Из рисунка видно практически синхронное убывание ошибки распознавания обучающей и контрольной выборок, что свидетельствует о хорошей обусловленности задачи и высокой репрезентативности выборок. В то же время, в силу сложности и многообразия форм взаимного расположения абонентов достичь одинаковых уровней ошибки на обучающей и контрольной выборках не удалось.

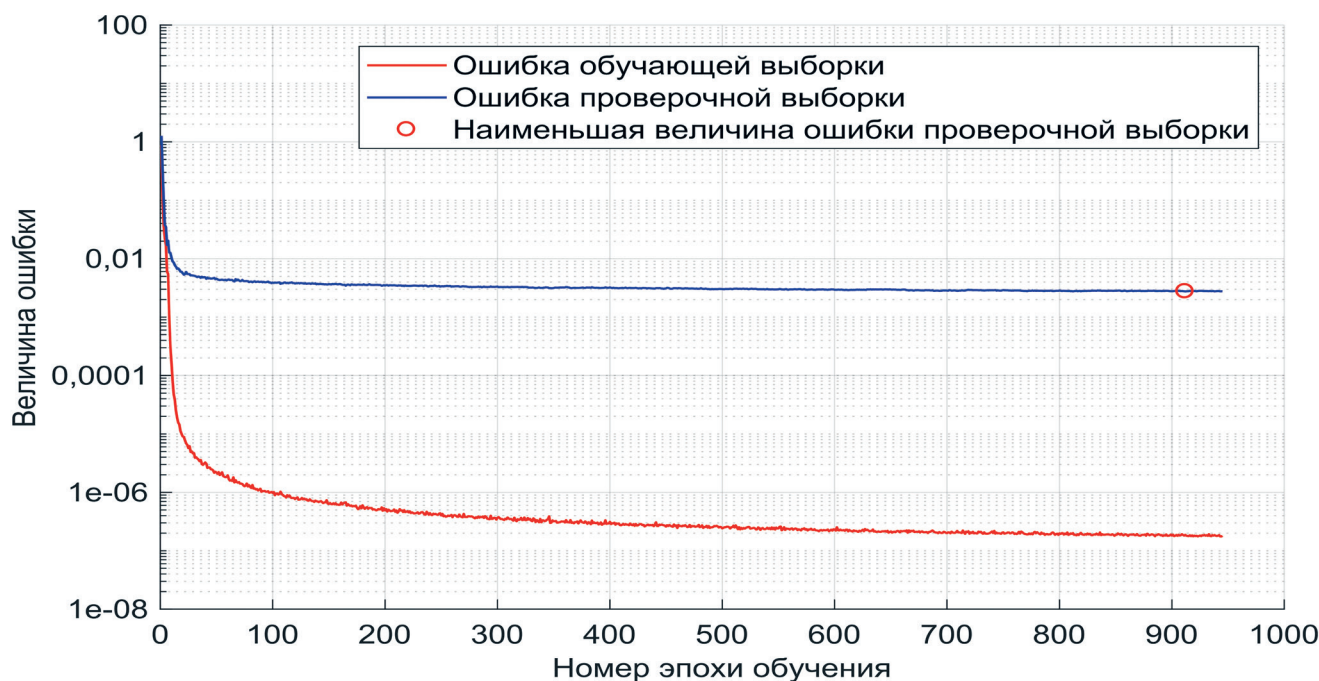


Рис. 4. График обучения нейронной сети

В таблице 1 приведены результаты распознавания типов взаимного расположения абонентов в группах по итогам моделирования.

Таблица 1 – Результаты распознавания типов взаимного расположения абонентов в группах

число групп абонентов 1	Истинный тип взаимного расположения абонентов						
	2	3	4	5	6		
Распознавание сетью как	1	1000	0	0	0	0	0
	2	0	1000	0	0	0	0
	3	0	0	998	2	0	0
	4	0	4	5	991	0	0
	5	0	0	0	0	1000	0
	6	0	0	2	0	0	998

Из таблицы 1 видно, что подавляющее большинство групп распознаны правильно. Единичные ошибки фиксируются при распознавании визуально похожих типов взаимного расположения абонентов.

Сводная таблица вероятностей правильного распознавания типов взаимного расположения абонентов в группах приведена в таблице 2.

Таблица 2 – Сводка вероятностей правильного распознавания типов взаимного расположения абонентов в группах

№ п/п	Тип взаимного расположения абонентов	Вероятность распознавания
1	Стягивание скоплений к одной точке	1,0
2	Расхождение скопления в разные стороны	1,0
3	Ненаправленное скопление круглой формы	0,998
4	Ненаправленное вытянутое скопление	0,991
5	Линия	1,0
6	Случайное скопление	0,998

Из таблицы видно, что с помощью обученной нейронной сети удалось распознать $99,7 \pm 0,3\%$ образцов из контрольной выборки, что позволяет считать данный подход эффективным для решения задач такого рода.

На рисунке 5 приведены результаты работы нейронной сети. Различные распознанные виды взаимного расположения абонентов выделены нейронной сетью разным цветом.

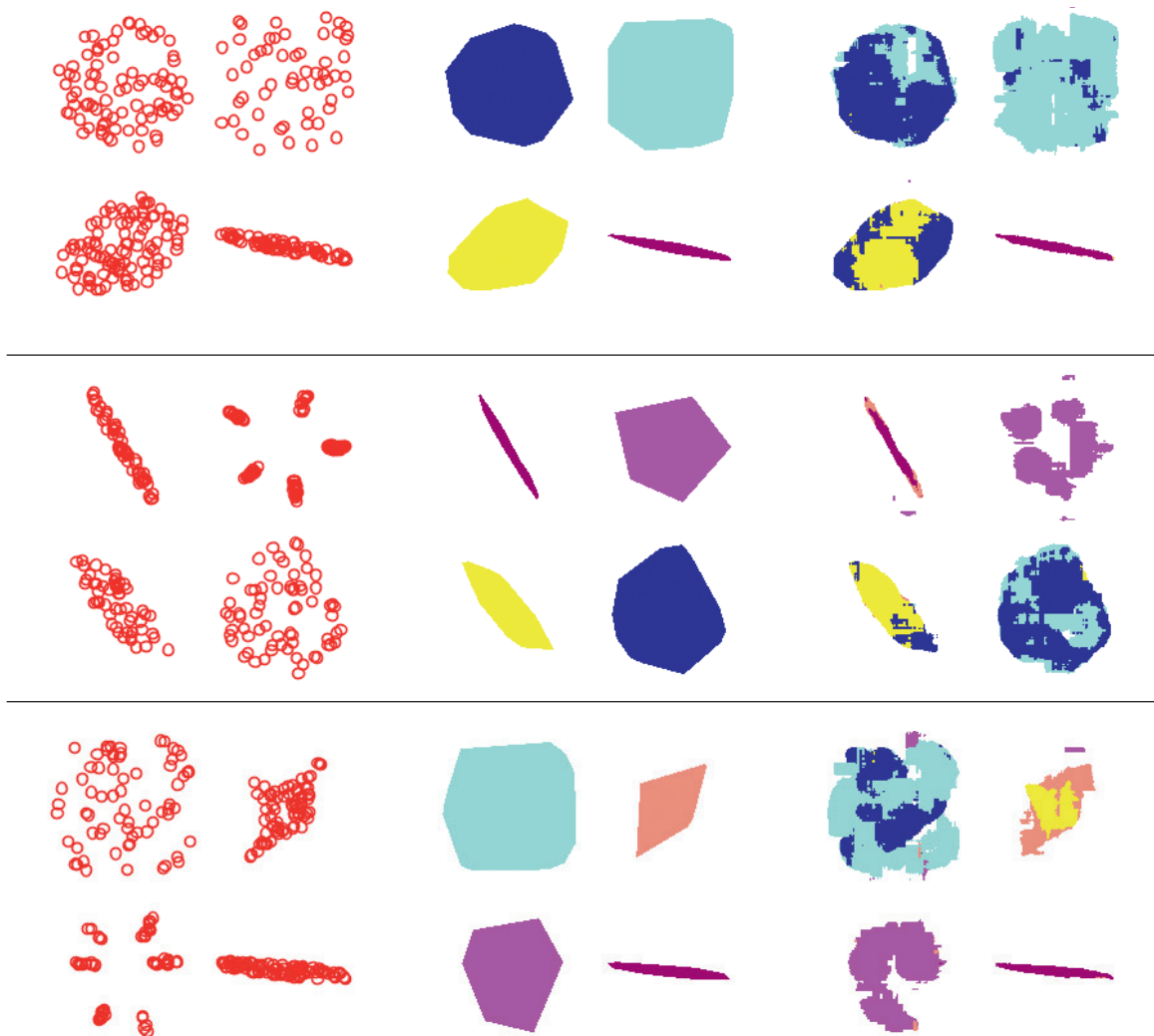


Рис. 5. Результаты работы нейронной сети

Из рисунка 5 видно, что большинство типов взаимного расположения абонентов нейронная сеть идентифицирует и закрашивает выбранным цветом однозначно. В том случае, когда нейронная сеть идентифицирует взаимное расположение абонентов не однозначно, целесообразно провести мажоритарную обработку, оценив количество пикселей каждого цвета в фигуре, являющейся результатом распознавания, и принять решение о типе взаимного расположения абонентов по тому цвету, которым нейронная сеть закрасила максимальное количество пикселей. Такая обработка позволяет получить результаты распознавания на уровне приведённых в таблице 2.

Выводы

Подводя итог, можно заключить, что предложенные методы анализа информации, содержащейся в служебных командах, передающихся в каналах управления сети связи, позволяют с высокой точностью автоматически находить устойчивые группы абонентов, оценивать их устойчивость, относительную частоту перемещений и варианты взаимного расположения абонентов в выделенных группах даже на фоне массовых скоплений других абонентов. Достоверность предложенного подхода подтверждается результатами имитационного моделирования. Разработанные методы могут быть использованы при прогнозировании развития ситуации в ходе проведения массовых мероприятий.

Рецензент: Аджемов Сергей Сергеевич, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры радиотехнических систем Московского технического университета связи и информатики (МТУСИ), г. Москва, Россия. E-mail: monitorlaw@yandex.ru

Литература

1. Виноградов А.Н., Макаренков С.А., Чиров Д.С. Применение методов data mining для формирования базы знаний экспертной системы классификации радиосигналов. // Т-Сотт: Телекоммуникации и транспорт. - 2010, т. 4 № 11, с.61-64.
2. Виноградов А.Н., Терешонок М.В. Особенности проектирования программного обеспечения современного комплекса мониторинга радиозфира. // Т-Сотт: телекоммуникации и транспорт. - 2014, т. 8, № 9, с.36-38.
3. Терешонок М.В. Модель оценки характера деятельности групп абонентов сетей мобильной связи. // Технологии информационного общества - X Международная отраслевая научно-техническая конференция: сборник трудов. 16-17 марта 2016 г., Москва. «Издательский дом Медиа публицер», с. 156.
4. Терешонок М.В., Алтухов Е.В. Ситуационный анализ массовых мероприятий с помощью интеллектуального анализа служебных команд сетей мобильной связи при использовании абонентами интернет-мессенджеров. // Фундаментальные проблемы радиоэлектронного приборостроения, - 2017 том 17, номер 4, 2017, с. 897-900.
5. Иванов В.И. Метод распределённого управления балансировкой нагрузки в низкоорбитальной спутниковой системе связи // Т-Сотт: Телекоммуникации и транспорт. - 2015. - Том 9. - №12. - С. 67-71.
6. Конева Е.А., Терешонок М.В. Исследование зависимости загрузки сетей мобильной связи от особенностей временного распределения событий регистрации // Телекоммуникации и информационные технологии, -2014, т.1, № 1, с. 12-16.
7. Терешонок М.В. Поиск ассоциативных правил при анализе загрузки сетей сотовой связи // Электросвязь, -2008, № 6, с. 32-33.
8. Аджемов С.С., Терешонок М.В., Чиров Д.С. Оптимизация алгоритмов поиска устойчивых групп абонентов систем мобильной радиосвязи // Т-Сотт: телекоммуникации и транспорт, -2009, № 56, с. 14-15.
9. N. Duta, A. K. Jain, and M.-P. Dubuisson-Jolly. Automatic construction of 2D shape models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(5), 2001.
10. Alex Kendall, Vijay Badrinarayanan, Roberto Cipolla. «SegNet» // <http://mi.eng.cam.ac.uk/projects/segnet/>
11. R. Agrawal, T. Imielinski, A. Swami. 1993. Mining Associations between Sets of Items in Massive Databases. In Proc. of the 1993 ACM-SIGMOD Int'l Conf. on Management of Data, 207-216.

ESTIMATION AND FORECASTING OF MASS EVENTS PARTICIPANTS ACTIVITIES USING THE INTELLECTUAL ANALYSIS OF MOBILE COMMUNICATION NETWORK TRAFFIC PARAMETERS

Tereshonok M.V.³, Rautkin Yu.V.⁴

³ Maksim Tereshonok h, PhD, Associated Professor, Head of scientific laboratory, Moscow Technical University of Communications and Informatics (MTUCI), Moscow, Russia. E-mail: tereshonok@srd.mtuci.ru
⁴ Yuriy Rautkin , PhD, Senior Researcher, Moscow Technical University of Communications and Informatics (MTUCI), Moscow, Russia. E-mail: niira7@mail.ru

The goal of this article is the development of techniques of estimation and forecasting of mass events participants activities based on communication system's control channel service commands analysis.

The research method was based on using associative analysis and artificial neural networks for processing the service commands transmitted in the control channels of mobile communications networks with the aim of implicit statistical patterns of subscriber behavior revealing.

Results obtained. Two techniques of network service information analysis are proposed. The first technique allows us to automatically mine stable subscriber groups using an associative analysis of subscriber-in-cell registration events. The second technique provides us an estimation of grouped subscribers' mutual emplacement and relative movement variants even in a large crowd of people. An imitation modeling conducted by the authors with results shown in the article proved an adequacy and effectiveness of the proposed techniques. These techniques provide a high degree of mobile communication networks traffic parameters analysis automation and can be used for forecasting of the situation during the mass events development.

Keywords: mobile communications monitoring, service network traffic analysis, shape recognition, associative analysis, neural networks, communication networks security

References

1. Vinogradov A.N., Makarenkov S.A., Chirov D.S. The use of data mining methods to build the knowledge base of the expert system for the radio signals classification. // T-Comm: Telecommunications and Transport. - 2010, vol. 4 № 11, p.61-64.
2. Vinogradov A.N., Tereshonok M.V. Features of designing software for a modern radio monitoring complex. // T-Comm: Telecommunications and Transport. - 2014, vol. 8, № 9, p.36-38.
3. Tereshonok M.V. The model for assessing the nature of the activity of groups of mobile networks subscribers. // Technologies of Information Society - X International branch scientific and technical conference: proceedings. 2016, Moscow. «Publishing house Media publisher», p. 156.
4. Tereshonok M.V., Altukhov E.V. Situational analysis of mass events with the help of intelligent analysis of service commands of mobile communication networks when subscribers use Internet messengers. // Fundamental problems of radioelectronic instrument making, - 2017, vol. 17, № 4, 2017, p. 897-900.
5. Ivanov V.I. Method of distributed load balancing control for low-orbit satellite communication system // T-Comm: Telecommunications and Transport. - 2015. - vol. 9. - №12. - p. 67-71.
6. Koneva E.A., Tereshonok M.V. Investigation of the mobile communication networks load dependence on the timing of registration events distribution // Telecommunications and Information Technologies, -2014, vol. 1, № 1, p. 12-16.
7. Tereshonok M.V. Mining association rules during cellular communications network load analysis // Elektrosvyaz, -2008, № 6, p. 32-33.
8. Adjemov S.S., Tereshonok M.V., Chirov D.S. Optimization of search algorithms for stable groups of mobile radio systems subscribers // T-Comm: Telecommunications and Transport, -2009, № S6, p. 14-15.
9. N. Duta, A. K. Jain, and M.-P. Dubuisson-Jolly. Automatic construction of 2D shape models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(5), 2001.
10. Alex Kendall, Vijay Badrinarayanan, Roberto Cipolla. «SegNet» // <http://mi.eng.cam.ac.uk/projects/segnet/>.
11. R. Agrawal, T. Imielinski, A. Swami. 1993. Mining Associations between Sets of Items in Massive Databases. In Proc. of the 1993 ACM-SIGMOD Int'l Conf. on Management of Data, 207-216.

