

ПОИСК УСТОЙЧИВЫХ ГРУПП АБОНЕНТОВ СИСТЕМ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ В УСЛОВИЯХ НИЗКОЙ ИНТЕНСИВНОСТИ ИХ СОВМЕСТНЫХ ПЕРЕМЕЩЕНИЙ

Сурмачёв А.С.¹, Рауткин Ю.В.², Аджемов С.С.³, Виноградов А.Н.⁴

Цель статьи заключается в создании методов нахождения устойчивых групп абонентов, основанных на статистическом анализе информации, передающейся в служебных каналах управления сетей сотовой связи, и эффективных при низкой интенсивности перемещений абонентов.

Метод исследования заключается в использовании математического аппарата ассоциативного анализа и анализа временных шаблонов.

Полученные результаты: предложена методика определения ассоциативных правил на различных промежутках времени регистрации между абонентами, сформированы критерии отбора устойчивых групп абонентов.

Разработанная методика и критерии отбора позволяют эффективно находить группы абонентов при низкой интенсивности служебного радиообмена и могут быть использованы в целях радиомониторинга. Проведённый анализ на реальных данных, результат которого изложен в статье, показывает эффективность разработанной методики.

Ключевые слова: мобильная связь, анализ телекоммуникационного трафика, группы абонентов, статистический анализ, радиомониторинг, интеллектуальный анализ данных.

DOI: 10.21681/2311-3456-2020-2-67-75

Введение

В настоящее время в связи с широким распространением мобильных сетей связи и ростом разнообразия телекоммуникационных услуг большое внимание уделяется анализу телекоммуникационного трафика, в частности, для оценки и прогнозирования поведения абонентов [1], [5] и планирования сетевой инфраструктуры [4]. Важной задачей анализа трафика является поиск устойчивых групп абонентов сетей мобильной связи [1], [2].

Поиск устойчивых групп абонентов подразделяется на несколько подзадач [1]. Первым этапом выполняется сбор достаточного объёма сетевого трафика с целью обеспечить надёжную интерпретацию результатов. Далее выполняется обработка и составление базы данных обновлений местоположения абонентов с привязкой ко времени и номеру соты [2]. Путём ассоциативного анализа [3] базы данных событий обновлений местоположения абонентов становится возможным определить устойчивые группы абонентов и оценить свойства этих групп [2].

Для проведения ассоциативного анализа необходимо из информации о местоположении сформировать транзакционную базу данных [2], которая представляет

собой множества абонентских номеров, выбранных из временного окна длительностью dt и ассоциированных с условным идентификатором.

В рамках теории ассоциативного анализа [3] рассматриваются так называемые события, представляемые в виде чисел. Пусть есть некоторое количество транзакций $T = \{ T_1, T_2, \dots, T_n \}$, где каждая транзакция T_i – некоторый набор событий $x^i = \{ x_1, x_2, \dots, x_m \}$, произошедших в отрезке времени dt , где $i = 1 \dots n$, m – количество событий в i -ой транзакции, n – количество транзакций. Общее число различных событий во всех рассматриваемых транзакциях равно M .

При поиске устойчивых групп абонентов база транзакций формируется следующим образом [2]: создаётся массив событий, который представляет собой адрес абонента, время и дату регистрации, а также номер соты. Далее каждое событие регистрации записывается во временный массив транзакций.

В предложенном и развитом в статьях [1], [2], [4], [5] методе определения групп абонентов в основе идеи лежит предположение о том, что в зависимости от различных факторов разница во времени между зареги-

1 Сурмачёв Александр Сергеевич, магистрант, Московский технический университет связи и информатики (МТУСИ), г. Москва, Россия: E-mail: asurmachev@gmail.com

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

3 Аджемов Сергей Сергеевич, доктор технических наук, профессор, начальник НИО, Московский технический университет связи и информатики (МТУСИ), г. Москва, Россия: E-mail: adjemov@srd.mtuci.ru

4 Виноградов Алексей Николаевич, заместитель директора центра, Российский технологический университет МИРЭА, г. Москва, Россия: E-mail: svproject@mail.ru

стрированными абонентами может варьироваться, следовательно, анализ на фиксированном отрезке времени dt может исключить те группы, для которых выбранный интервал является неоптимальным. Эта проблема не была решена в публикациях [1], [2], [4], [5] и её решение предлагается в данной статье.

Влияние ширины временного окна на формирование транзакционной базы

Для корректного формирования конечного массива транзакций необходимо выбрать оптимальную ширину временного окна, в пределах которого события будут включаться в транзакцию. Если выбрать слишком маленький промежуток времени dt , то абоненты устойчивых групп будут выпадать из транзакции. И наоборот, при большой ширине временного окна устойчивые группы будут смешиваться со случайными абонентами. В настоящий момент проблема выбора длительности временного окна слабо исследована и не нашла достаточного отражения в публикациях.

На рисунке 1 изображены примеры с различной шириной окна: синий, зелёный и красный цвет означают недостаточный, оптимальный и избыточный размер окна соответственно.

Из рисунка 1 видно, что при избыточной ширине временного окна (красный цвет) абоненты из разных групп объединяются в одну транзакцию, а при недостаточной (синий цвет) абоненты из одной группы раздробляются по разным транзакциям.

Для каждого элемента временного массива транзакций в пределах размера временного окна необходимо найти события регистрации в данной соте и добавить в транзакцию (не добавляя сам элемент, относительно которого происходит поиск).

При составлении временного массива возникают повторяющиеся и вложенные транзакции. Например, на рисунке 2 транзакция 4 включает в себя события 4 и 5, а транзакция 5 включает события 5 и 4. Следовательно, они эквивалентны.

Следует заметить, что транзакция 6 включает события 6 и 7, но не включает событие 8. Аналогично транзакция 8 включает события 8 и 7, но не включает событие 6. При этом обе транзакции являются подмножеством транзакции 7. Поэтому следующим этапом производится удаление повторяющихся, вложенных транзакций, а также транзакций, содержащих только одно событие регистрации, формируется конечный массив транзакций.

Экспериментальная проверка выдвинутых гипотез

Для экспериментальной проверки выдвинутой гипотезы варьирования ширины временных окон было проведено исследование на примере 2 записей регистраций абонентов. Первая представляет собой запись 4 каналов управления системы мобильной связи в течение недели. Вторая запись представляет собой базу данных регистраций абонентов за 5 дней для других сот.

Для ассоциативного анализа первой записи массив транзакций был сведён в таблицы для каждого отдельного дня и отдельно в таблицу за всю неделю. Для обработки массива использовался программный пакет «DView» [6].

Обработка базы транзакций происходит с помощью алгоритма Apriori [3], результат работы которого представляет таблицу ассоциативных правил со следующими параметрами: число событий, число выполнений, достоверность, поддержка, а также какие элементы из набора представляют само событие.

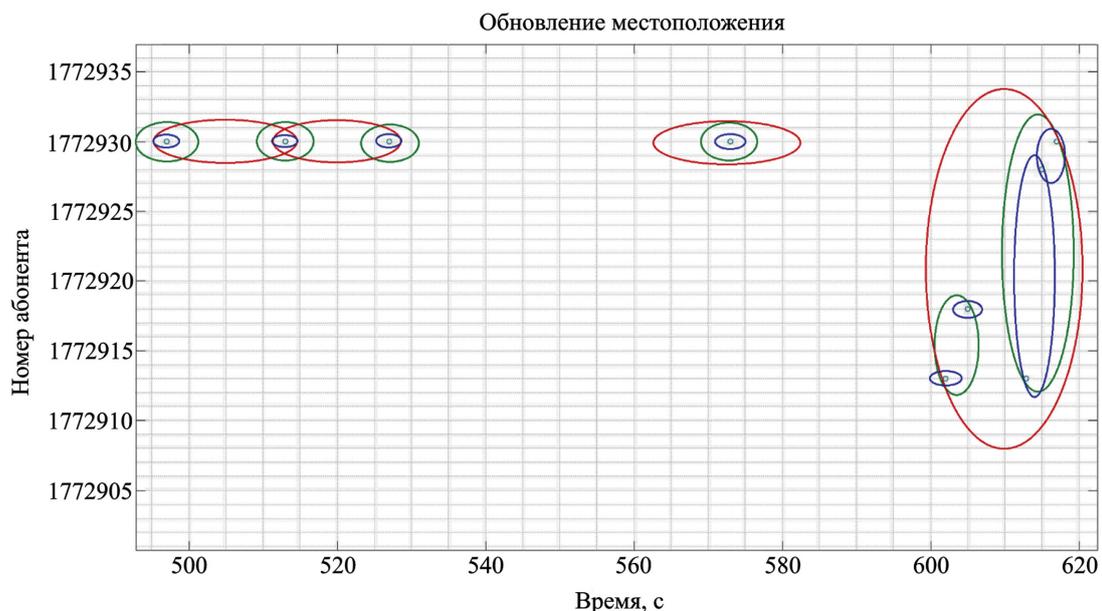


Рисунок 1. Объединение событий в транзакции при разной ширине временного окна

Поиск устойчивых групп абонентов систем мобильной связи в условиях

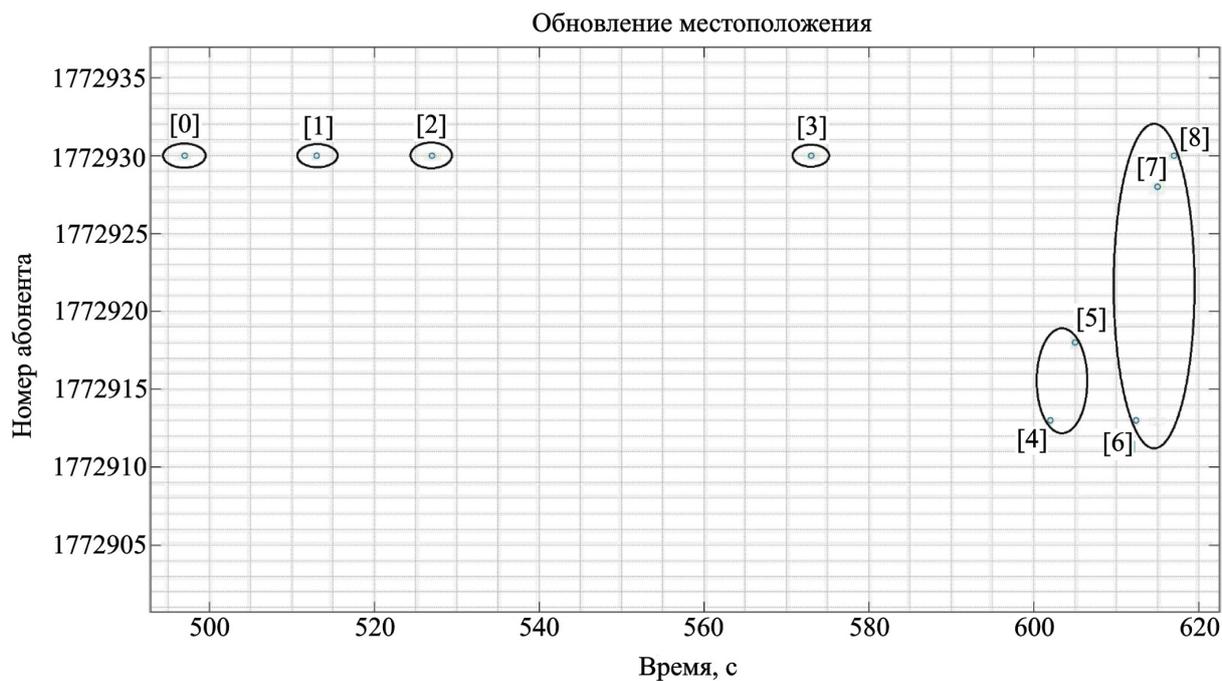


Рисунок 2. Промежуточное формирование транзакций

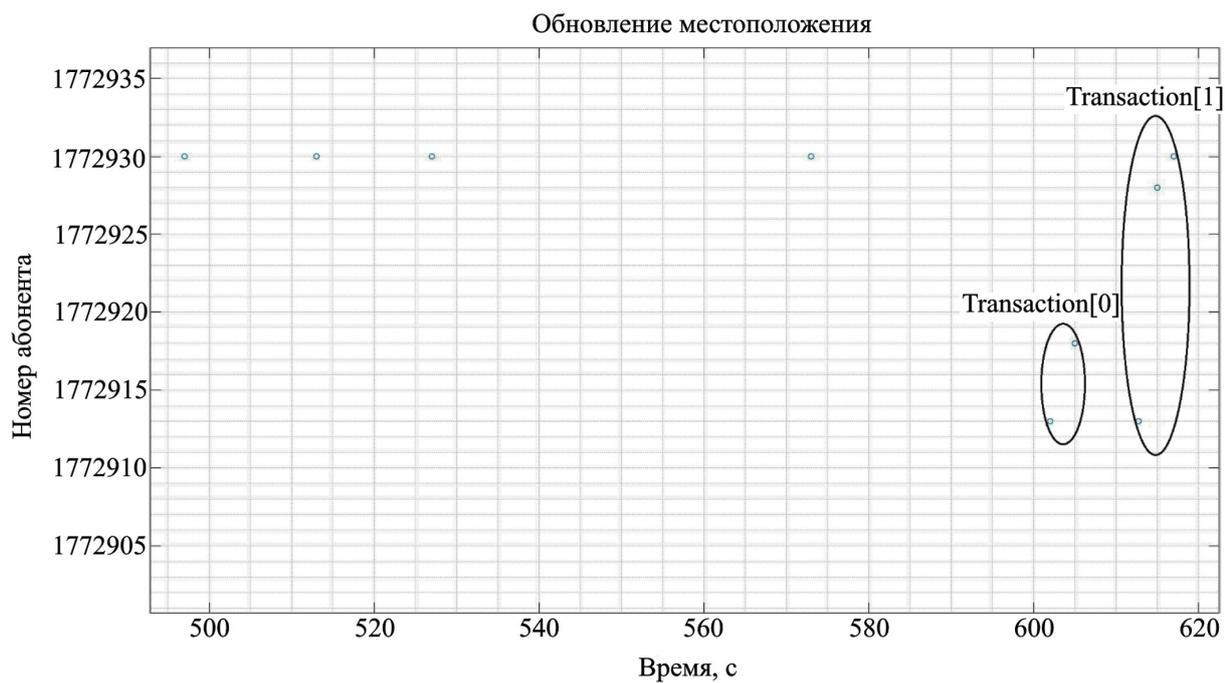


Рисунок 3. Окончательное формирование транзакций

Рассмотрим основные метрики, характеризующие правила.

Достоверность события [3] показывает вероятность того, что из регистрации абонента X следует регистрация абонента Y и вычисляется отношением числа транзакций, которые содержат оба набора к числу транзакций, содержащих только набор X.

Поддержка – это отношение числа транзакций, входящих в набор, к общему количеству транзакций [3], следовательно, отображает частотность выполнения данного правила.

Результаты анализа представлены на рисунке 4.

Из анализа результатов, представленных на рисунке 4, видно, что найденные правила (группы абонентов) показывают низкий процент достоверности (не более 13%). Это позволяет сделать вывод о том, что устойчивых групп абонентов [10] по анализируемым данным телетрафика [7] не обнаружено как по всему отрезку времени, так и за отдельные дни.

Оценка интенсивности телетрафика

Сложность выявления устойчивых групп абонентов в условиях низкой интенсивности перемещений заключается в более вероятной ситуации их отсутствия, что требует более объёмных массивов данных для обработки [8], [9].

Оценить интенсивность перемещений абонентов можно с помощью статистического анализа событий регистрации [4], происходящих в течение длительного времени. Подобный анализ позволяет выявить периоды высокой и низкой активности перемещений абонентов, устойчиво повторяющиеся на длительном временном интервале [5].

Для анализа распределения событий регистрации абонентов по времени была использована запись четырёх каналов на протяжении недели. На рисунке 5 представлено распределение событий обновления местоположения за сутки.

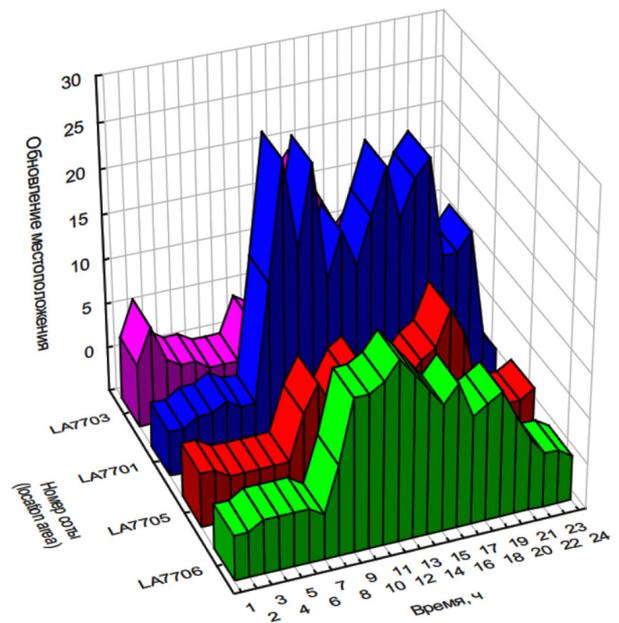


Рисунок 5. Распределение обновления местоположений абонентов за сутки

На графиках распределения (рисунок 5) наблюдаются два выраженных всплеска в начале и в конце рабочего дня [12]. Идентичная картина наблюдается и в другие дни [13].

Анализ временного распределения событий регистрации позволяет сформировать рациональное расписание регистрации этих событий, что способствует экономии ресурсов радиоприёмной системы и устройств хранения данных [14], [15], [16].

Поиск групп абонентов в условиях низкой интенсивности телетрафика

Проведённые исследования показали необходимость разработки нового метода поиска устойчивых

№ правила	Число событий	Число выполнений	Поддержка, %	Достоверность, %	События
17	2	7	0,92	7,00	1772917, 1772922
3	2	13	1,71	7,03	1772913, 1772931
10	2	12	1,57	7,36	1772900, 1772918
16	2	12	1,57	7,36	1772913, 1772918
1	2	10	1,31	7,63	1772900, 1772927
7	2	10	1,31	7,63	1772903, 1772918
8	2	14	1,84	7,65	1772900, 1772921
5	2	13	1,71	7,69	1772917, 1772931
15	2	9	1,18	7,76	1772911, 1772928
4	2	12	1,57	7,89	1772928, 1772931
12	2	10	1,31	8,26	1772900, 1772923
14	2	16	2,10	9,04	1772902, 1772925
13	2	8	1,05	9,20	1772926, 1772932
2	2	14	1,84	9,21	1772908, 1772931
6	2	13	1,71	9,35	1772908, 1772917
11	2	18	2,36	9,89	1772900, 1772913
9	2	25	3,28	12,95	1772902, 1772921

Рисунок 4. Найденные ассоциативные правила

групп абонентов систем мобильной связи в условиях низкой интенсивности их совместных перемещений.

В настоящей работе был разработан следующий план поиска устойчивых групп абонентов:

1. Сбор статистики регистрации абонентов на продолжительных промежутках времени.
2. Составление баз транзакций для различных временных окон и определение верхней границы их размера (размер временного окна обозначается как dt).
3. Обработка баз транзакций с помощью алгоритма Apriori и определение нижнего порога достоверности.
4. Группировка одинаковых событий и фильтрация по критериям достоверности и повторяемости.

Суть предлагаемого метода заключается в том, чтобы эмпирически установить границы временных окон и сформировать критерии для надёжного определения устойчивых групп абонентов. Так как момент регистрации перехода абонентов из одной соты в другую зависит от разных факторов (конкретная система связи, чувствительность мобильных терминалов, условия распространения радиоволн и т.д.), следовательно, dt также будет разным. В этом аспекте заключается недостаток анализа для одного временного интервала, так как при неоптимальном размере временного окна достоверность снижается.

При обработке базы регистрации абонентов имеет значение компромисс между отсечением по порогу достоверности и объёмом вычислений, производимых на этапе составления ассоциативных правил. В следующем примере для большей наглядности нижний порог отсечения не превышает 10%. Для поиска групп абонентов выбран временной интервал 90 секунд с шагом размера временного окна $\Delta dt = 10$ секунд.

После составления ассоциативных правил для каждого временного окна необходимо их сгруппировать. Результат зависимости достоверности правила от dt представлен на рисунке 6.

Из графика видно, что с уменьшением dt уменьшается количество ассоциативных правил и их достоверность. Большое увеличение временного окна не имеет смысла, так как достоверность истинных групп будет уменьшаться и смешиваться с шумом. Под шумом в данном случае подразумевается множество групп с низкой достоверностью, которые появляются в результате работы алгоритма Apriori [11].

Для отделения групп от шума вводятся ограничения по порогу верхней границы и повторяемости.

Порог верхней границы необходим для того, чтобы кроме групп с высокой достоверностью, которые являются устойчивыми также обнаружить менее очевидные группы, с этой же целью не вводится ограничение по поддержке правил. Если события из данных интервалов dt ни разу не превышают 80%, то они исключаются из рассмотрения. На рисунке 8 представлены правила с отсечением по верхней границе достоверности.

Следующим этапом проводится отсечение по повторяемости с порогом равным 3. Этот критерий сформирован по причине того, что статистика регистрации абонентов ведётся на длительных промежутках времени, следовательно, появляется необходимость исключения случайных и редко встречающихся групп.

В таблице 1 и на рисунке 8 представлен окончательный результат поиска устойчивых групп.

Из результатов видно, что разным группам абонентов соответствуют различные временные окна, при которых достоверность достигает максимального значения, что подтверждает тезис о недостатке ассоциативного анализа с одним временным интервалом. Также с увеличением dt для всех групп монотонно растёт повторяемость, что в совокупности с высоким порогом достоверности свидетельствует об их устойчивости.

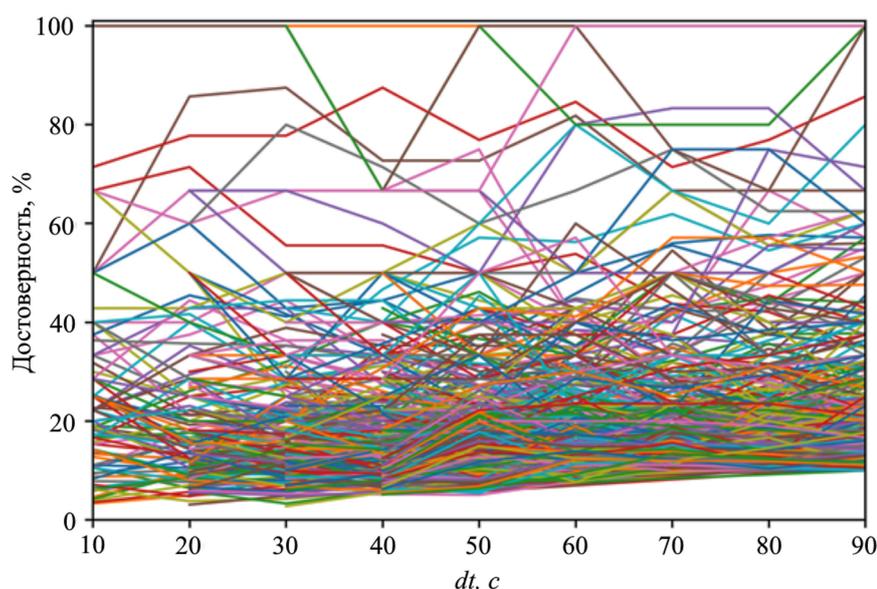


Рисунок 6. Зависимость достоверности ассоциативных правил при разной ширине временного окна

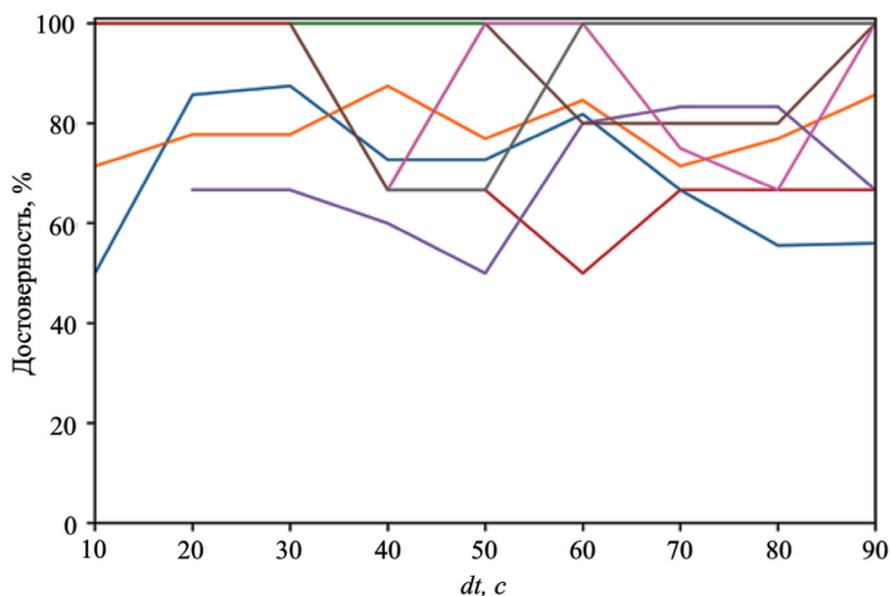


Рисунок 7. Зависимость достоверности ассоциативных правил при разной ширине временного окна с отсечением по верхней границе достоверности

Таблица 1

Результат поиска устойчивых групп

№	Группы	Достоверность, %	Повторяемость	Временное окно, с
1	920-3-54-834, 920-3-54-843	50.0	2	10
		85.71	6	20
		87.5	7	30
		72.73	8	40
		72.73	8	50
		81.82	9	60
		66.67	10	70
		55.56	10	80
		56.0	14	90
		2	920-3-54-817, 920-3-54-831	71.43
77.78	7			20
77.78	7			30
87.5	7			40
76.92	10			50
84.62	11			60
71.43	10			70
76.92	10			80
85.71	12			90
3	000-6-02-234, 000-6-02-235	100	2	10
		100	2	20
		100	2	30
		100	2	40
		100	2	50
		100	2	60
		100	2	70
		100	3	80
		100	4	90
		4	009-9-11-219, 009-9-11-248	66.67

Поиск устойчивых групп абонентов систем мобильной связи в условиях

№	Группы	Достоверность, %	Повторяемость	Временное окно, с
		66.67	2	30
		60.0	3	40
		50.0	3	50
		80.0	4	60
		83.33	5	70
		83.33	5	80
		66.67	5	90
5	920-3-42-562, 920-3-42-655	100.0	2	30
		66.67	2	40
		100.0	2	50
		80.0	4	60
		80.0	4	70
		80.0	4	80
		100.0	4	90

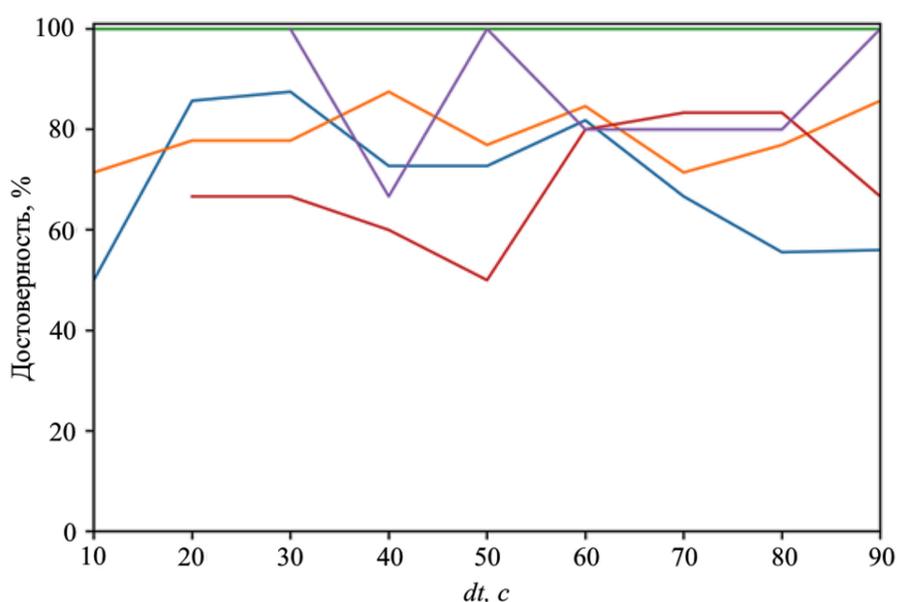


Рисунок 8. Окончательный результат поиска устойчивых групп

Заключение

По итогам исследования алгоритмов ассоциативно-го анализа был предложен метод временных окон для определения устойчивых групп абонентов. Сложность проблемы показывает необходимость комплексного рассмотрения различных метрик и ограничений, таких

как выбор максимального временного окна, определение порогов достоверности и повторяемости, а также компромисса между нахождением ассоциативных правил и объемом вычислений, необходимых для их получения.

Рецензент: Цирлов Валентин Леонидович, кандидат технических наук, доцент кафедры ИУ-8 «Информационная безопасность» МГТУ им.Н.Э. Баумана, г. Москва, Россия. E-mail: v.tsirlov@bmstu.ru

Литература

1. Терешонок М.В., Рауткин Ю.В. Оценка и прогнозирование деятельности участников массовых мероприятий с помощью интеллектуального анализа параметров трафика сетей мобильной связи. // Вопросы кибербезопасности. 2018. № 3(27). с. 70-76. DOI: 10.21681/2111-3456-2018-3-70-76

2. Терешонок М.В. Поиск ассоциативных правил при анализе загрузки сетей сотовой связи. // Электросвязь. 2008. № 6. с. 32-33
3. Agrawal R., Srikant R. Fast Algorithms for Mining Association Rules // Proc. of the 20th Int'l Conference on Very Large Databases, Santiago, Chile, 12-15 sept. 1994. Pp. 487-499
4. Конева Е.А., Терешонок М.В. Исследование зависимости загрузки сетей мобильной связи от особенностей временного распределения событий регистрации // Телекоммуникации и информационные технологии. 2014. № 1. с. 12-16
5. 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. № 4. с. 897-900
6. Программный комплекс интеллектуального анализа данных / С.С. Аджемов, А.Н. Виноградов, М.В. Терешонок, Д.С. Чиров // свидетельство о регистрации 2017662558; зарег. 13.11.2017.
7. Слипечук П. В. Алгоритм извлечения характерных признаков из данных пользовательских активностей // Вопросы кибербезопасности. 2019. № 1(29). с. 53-58. DOI: 10.21681/2111-3456-2019-53-58
8. Котенко И. В., Федорченко А. В., Саенко И. Б., Кушнеревич А. Г. Технологии больших данных для корреляции событий безопасности на основе учета типов связей // Вопросы кибербезопасности. 2017. № 5 (23). С. 2-16. DOI: 10.21681/2111-3456-2017-5-02-16
9. Горшков Ю.Г., Марков А.С., Цирлов В.Л. Новые технологии анализа и засекречивания речевых сигналов // В сборнике: Безопасные информационные технологии (БИТ-2016) Сборник трудов Седьмой Всероссийской научно-технической конференции. Под редакцией В.А. Матвеева. 2016. С. 135-138.
10. N. P. Nguyen, T. N. Dinh, Y. Xuan and M. T. Thai, "Adaptive algorithms for detecting community structure in dynamic social networks," 2011 Proceedings IEEE INFOCOM, Shanghai, 2011, pp. 2282-2290.
11. Аджемов С.С., Терешонок М.В., Чиров Д.С. Оптимизация алгоритмов поиска устойчивых групп абонентов систем мобильной радиосвязи // T-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2009. № S6. С. 14-15.
12. A. Bera, S. Kim and D. Manocha, "Realtime Anomaly Detection Using Trajectory-Level Crowd Behavior Learning," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Las Vegas, NV, 2016, pp. 1289-1296. DOI: 10.1109/CVPRW.2016.163
13. M. Marsden, K. McGuinness, S. Little and N. E. O'Connor, "ResnetCrowd: A residual deep learning architecture for crowd counting, violent behaviour detection and crowd density level classification," 2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), Lecce, 2017, pp. 1-7. DOI: 10.1109/AVSS.2017.8078482
14. Нейросетевой метод синтеза информативных признаков для классификации источников сигналов в системах когнитивного радио / С. С. Аджемов, Н. В. Кленов, М. В. Терешонок, Д. С. Чиров // Вестник Московского университета. Серия 3: Физика, астрономия. 2016. № 2. С. 34-39.
15. Терешонок М.В. Модель оценки характера деятельности групп абонентов сетей мобильной связи / Технологии информационного общества – X Международная отраслевая научно-техническая конференция: сборник трудов. 2016 г. Москва. Издательский дом Медиа паблишер, с. 156.
16. Зиядинов В.В., Терешонок М.В. Математические модели и методы распознавания взаимного расположения мобильных абонентов / В сборнике: Технологии информационного общества. Сборник трудов XIV Международной отраслевой научно-технической конференции. 2020. С. 157-159.

MOBILE COMMUNICATION SUBSCRIBERS' STABLE GROUPS MINING IN CONDITIONS OF LOW INTENSITY OF THEIR JOINT MOVEMENTS

Surmachev A.S.⁵, Rautkin Ju.V.⁶, Adjemov S.S.⁷, Vinogradov A.N.⁸

The purpose of this paper is to create the subscribers' stable groups mining methods based on statistical analysis of information transmitted in the service channels of mobile communication networks and are effective at low subscribers' movements intensity.

The research method is based on the mathematical theory of associative analysis and time pattern analysis usage.

5 Aleksandr Surmachev, Undergraduate, Moscow Technical University of Communications and Informatics (MTUCI), Moscow, Russia: E-mail: asurmachev@gmail.com

6 Yuriy Rautkin, Ph.D., Senior Researcher, Moscow Technical University of Communications and Informatics (MTUCI), Moscow, Russia: E-mail: niira7@mail.ru

7 Sergei Adjemov, Dr.Sc., Professor, Moscow Technical University of Communications and Informatics (MTUCI), head of scientific research department, Moscow, Russia: E-mail: adjemov@srd.mtuci.ru

8 Alexey Vinogradov, Russian Technological University (MIREA), Center Deputy Director, Moscow, Russia: E-mail: svproject@mail.ru.

The obtained results. The associative rules determination technique based on different time registration intervals between subscribers' is proposed, the subscribers' stable groups selection criteria is formed.

The developed technique and selection criteria make it possible to effectively find subscribers groups at low service radio exchange intensity and can be used for radio monitoring purposes. The analysis is performed on real data, the result of which is presented in this article, showing the effectiveness of the developed technique.

Keywords: mobile communications, telecommunication traffic analysis, subscribers' groups, statistical analysis, radio monitoring, data analysis.

References

1. Tereshonok M.V., Rautkin Iu.V. Ocenka i prognozirovanie deiatel'nosti uchastneykov massovy`kh meropriiatii` s pomoshch`iu intellektual`nogo analiza parametrov trafika setei` mobil`noi` svyazi. // Voprosy` kiberbezopasnosti. 2018. № 3(27). s. 70-76. DOI: 10.21681/2111-3456-2018-3-70-76
2. Tereshonok M.V. Poisk assotciativny`kh pravil pri analize zagruzki setei` sotovoi` svyazi. // E`lektrosvyaz`. 2008. № 6. s. 32-33
3. Agrawal R., Srikant R. Fast Algorithms for Mining Association Rules // Proc. of the 20th Int'l Conference on Very Large Databases, Santiago, Chile, 12-15 sept. 1994. Pp. 487-499
4. Koneva E.A., Tereshonok M.V. Issledovanie zavisimosti zagruzki setei` mobil`noi` svyazi ot osobennosti` vremennogo raspredeleniia soby`tii` registratsii // Telekommunikatsii i informatcionny`e tekhnologii. 2014. № 1. s. 12-16
5. Tereshonok M.V., Altuhov E.V. Situatcionny`i` analiz massovy`kh meropriiatii` s pomoshch`iu intellektual`nogo analiza sluzhebny`kh komandsetei` mobil`noi` svyazi pri ispol`zovanii abonentami internet-messendzherov // Fundamental`ny`e problemy` radioe`lektronnogo priborostroeniia. 2017. № 4. s. 897-900
6. Programmny`i` kompleks intellektual`nogo analiza danny`kh / S.S. Adzhemov, A.N. Vinogradov, M.V. Tereshonok, D.S. Chirov // svidetel`stvo o registratsii 2017662558; zareg. 13.11.2017.
7. Slipenchuk P.V. Algoritm izvlecheniia harakterny`kh priznakov iz danny`kh pol`zovatel`skikh aktivnostei` // Voprosy` kiberbezopasnosti. 2019. № 1(29). s. 53-58. DOI: 10.21681/2111-3456-2019-53-58
8. Kotenko I. V., Fedorchenko A. V., Saenko I. B., Kushnerevich A. G. Tekhnologii bol`shikh danny`kh dlia korreliatsii soby`tii` bezopasnosti na osnove ucheta tipov svyazei` // Voprosy` kiberbezopasnosti. 2017. № 5 (23). S. 2-16. DOI: 10.21681/2111-3456-2017-5-02-16
9. Gorshkov Iu.G., Markov A.S., Tcirlov V.L. Novy`e tekhnologii analiza i zasekrechivaniia rechevy`kh signalov // V sbornike: Bezopasny`e informatcionny`e tekhnologii (BIT-2016) Sbornik trudov Sed`moi` Vserossii`skoi` nauchno-tekhnicheskoi` konferentsii. Pod redaktsiei` Matveeva. 2016. S. 135-138.
10. N. P. Nguyen, T. N. Dinh, Y. Xuan and M. T. Thai, "Adaptive algorithms for detecting community structure in dynamic social networks," 2011 Proceedings IEEE INFOCOM, Shanghai, 2011, pp. 2282-2290.
11. Adzhemov S.S., Tereshonok M.V., Chirov D.S. Optimizatsiia algoritmov poiska ustoi`chivy`kh grupp abonentov sistem mobil`noi` radiosvyazi // T-Comm: Telekommunikatsii i transport. 2009. № S6. S. 14-15.
12. A. Bera, S. Kim and D. Manocha, "Realtime Anomaly Detection Using Trajectory-Level Crowd Behavior Learning," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), Las Vegas, NV, 2016, pp. 1289-1296. DOI: 10.1109/CVPRW.2016.163
13. M. Marsden, K. McGuinness, S. Little and N. E. O'Connor, "ResnetCrowd: A residual deep learning architecture for crowd counting, violent behaviour detection and crowd density level classification," 2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), Lecce, 2017, pp. 1-7. DOI: 10.1109/AVSS.2017.8078482
14. Nei`rosetevoi` metod sinteza informativny`kh priznakov dlia klassifikatsii istochnikov signalov v sistemakh kognitivnogo radio / S. S. Adzhemov, N. V. Clenov, M. V. Tereshonok, D. S. Chirov // Vestneyk Moskovskogo universiteta. Seriya 3: Fizika, astronomiia. 2016. № 2. S. 34-39.
15. Tereshonok M.V. Model` ochenki haraktera deiatel`nosti grupp abonentov setei` mobil`noi` svyazi / Tekhnologii informatcionnogo obshchestva - X Mezhdunarodnaia otraslevaia nauchno-tekhnicheskaiia konferentsiia: sbornik trudov. 2016 g. Moskva. Izdatel`skii` dom Media publisher, s. 156.
16. Ziiadinov V.V., Tereshonok M.V. Matematicheskie modeli i metody` raspoznavaniia vzaimnogo raspolozheniia mobil`ny`kh abonentov / V sbornike: Tekhnologii informatcionnogo obshchestva. Sbornik trudov XIV Mezhdunarodnoi` otraslevoi` nauchno-tekhnicheskoi` konferentsii. 2020. S. 157-159.

