

# Методы теории хаоса для задач динамического управления контакт-центрами

А.Б. Гольдштейн<sup>1, 2</sup> , С.В. Кисляков<sup>1, 2</sup> , М.А. Феноменов<sup>1, 2</sup> 

<sup>1</sup>Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация

<sup>2</sup>НТЦ АРГУС,

Санкт-Петербург, 197198, Российская Федерация

\*Адрес для переписки: s.v.kislyakov@gmail.com

## Информация о статье

Поступила в редакцию 17.03.2021

Принята к публикации 21.04.2021

**Ссылка для цитирования:** Гольдштейн А.Б., Кисляков С.В., Феноменов М.А. Методы теории хаоса для задач динамического управления контакт-центрами // Труды учебных заведений связи. 2021. Т. 7. № 2. С. 18–23. DOI:10.31854/1813-324X-2021-7-2-18-23

**Аннотация:** Работа посвящена поиску оптимальных методов управления контакт-центрами (КЦ), в частности, методов прогнозирования нагрузки для дальнейшего расчета нужного количества операторов КЦ. Если количество операторов будет всегда больше, чем это требуется, то собственники КЦ будут нести дополнительные финансовые затраты на оплату труда операторов. Если сотрудников будет слишком мало, то качество обслуживания упадет. Прогнозирование нагрузки КЦ требуется для того, чтобы заранее выводить на работу оптимальное количество операторов. Для прогнозирования входящей нагрузки КЦ предложено применить теорию хаоса. Расчет показателя Ляпунова – его положительное значение – указывает на хаотическое поведение входного потока нагрузки КЦ. Для прогнозирования нагрузки использованы методы линейного и нелинейного прогнозирования, а также метод глобальной аппроксимации. В работе приведены результаты сравнения этих методов для задачи прогнозирования входящей нагрузки КЦ.

**Ключевые слова:** контакт-центр, автоматизация, теория хаоса, WFM.

## Постановка задачи

Контакт-центры (КЦ) являются мощным инструментом взаимодействия с большим числом клиентов и установления продуктивного контакта с каждым из них. Они предоставляют клиентам информационные услуги с помощью операторов через речевые каналы, а также с использованием чатов, электронной почты, IP-телефонии. Для обеспечения необходимого качества обслуживания клиентов при минимальном числе операторов КЦ, необходимо заранее знать (или прогнозировать с максимально возможной точностью) объем входящей нагрузки, что позволит аналитическим путем рассчитать число операторов КЦ.

## Показатели оценки качества услуг, предоставляемых КЦ

Одним из основных показателей, характеризующих обработанные входящие вызовы, является время ожидания клиента в очереди. Этот показатель сильно влияет на общее впечатление от пользования услугами КЦ. Считается, что оптимальным

значением будет формула  $80/20$ , то есть 80 % звонков ожидают обработки менее 20 с.

Еще один важный показатель – это среднее время обработки вызова оператором. Слишком продолжительные обработки вызовов могут говорить о непрофессиональной работе операторов, а слишком короткие – о том, что они реально не предоставляют услуг потребителям. Если вызов не дожидается обработки оператором, значит услуги клиенту не будут предоставлены. Оптимальным значением этого показателя считается 4–8 %.

Оценка удовлетворенности клиентов является наиболее важным показателем и обычно определяется в ходе опросов после вызова, хотя в оценку могут быть включены и другие показатели, такие как, например, Net Promoter Score (*пер. с англ.* индекс потребительской лояльности).

На все эти показатели так или иначе влияет организация работы самих операторов (работников КЦ), их расписание и количество в смене. Если операторов будет меньше оптимального, то очередь вырастет.

тет и упадет уровень обслуживания. Если же их будет слишком много, то увеличится время простоя и возрастут потери на оплату труда. Поэтому крайне важно оптимизировать расписание операторов, которое напрямую зависит от входящей нагрузки – величины переменной, складывающейся из целого ряда факторов, например, – времени суток, дня недели и даже погоды.

### Автоматизация управления работниками КЦ

В документах организации TeleManagement Forum комплекс таких задач определяется как Workforce management (WFM, *пер. с англ.* – управление рабочей силой). Это общее название совокупности процессов планирования, результатом которого является расписание для работников на некоторый будущий период. Анализ производится на основе данных о входящем трафике за предыдущие периоды и производительности операторов. Итогом работы становится расписание для каждого оператора КЦ.

WFM применительно к КЦ можно разделить на несколько задач [1]:

- прогнозирование нагрузки на определенных временных интервалах (обычно 15–30 мин);
- определение количества операторов и, при необходимости, операторов с определенной квалификацией, которые должны находиться в определенный временной интервал на рабочих местах;
- формирование расписания работы сотрудников КЦ.

Добиться минимальной ошибки для прогнозирования довольно сложно, т.к. требуется учесть множество факторов, влияющих на поток поступающих вызовов. Для разных профилей бизнеса это могут быть:

- всплески количества вызовов как результат маркетингового продвижения;
- изменения спроса – например, приобретение новой компании или появление новых продуктов;
- погодные факторы – снег, наводнения и очень жаркая погода могут оказать большое влияние на количество поступающих звонков;
- специальные мероприятия – такие события, как чемпионат мира, могут вызвать большой всплеск звонков;
- отказы оборудования – отключение питания, обрыв телефонных линий и т. д.

Влияние этих факторов необходимо минимизировать для получения максимально точных результатов прогнозирования.

### Входные данные

В качестве исходных данных использовались данные о поступивших вызовах анонимного банка (за 1999 г.). Данные находятся в свободном доступе для проведения различных исследований.

Банковский КЦ предоставлял следующие услуги:

- информацию по транзакциям и банковским операциям для клиентов;
- интерактивный речевой ответ (с использованием модулей VRU (*аббр. от англ.* Voice Response Unit));
- поддержку пользователей сайта банка.

Данные организованы в 12 текстовых файлах, каждый из которых содержит данные о вызовах за месяц – от 20 000 до 30 000 вызовов в месяц. Каждый вызов характеризуется 17 полями.

### Проверка на хаотичность временного ряда

Для продолжения работы необходимо убедиться в хаотичности исследуемого процесса, воспользовавшись следующими критериями [2–4]:

- 1) неотрицательный показатель Ляпунова, который указывает на хаотическую динамику;
- 2) фрактальная структура траектории в фазовом пространстве (пространство состояний), указывающая на наличие странного аттрактора.

Воспользуемся первым критерием. С помощью показателя Ляпунова проверяется чувствительность системы к вариации начальных условий. Максимальный показатель Ляпунова (Maximum Lyapunov Exponent) характеризует скорость разбегания близких траекторий, положительное значение которого говорит о хаотическом поведении системы.

Расчеты проводились с использованием пакетов программ TISEAN 3.0.1. и MATLAB.

Вычисление максимального показателя Ляпунова производилось с использованием утилиты lyap\_k пакета TISEAN.

Результатом работы утилиты lyap\_k является набор данных, представляющих собой зависимость логарифма коэффициента разбегания траекторий от времени:

$$S(\varepsilon, m, \Delta n) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N \ln \left( \frac{1}{|U(S_{n0})|} \sum_{S_n \in U(S_{n0})} |S_{n0+\Delta n} - S_{n+\Delta n}| \right),$$

где  $\varepsilon$  – окрестность точки  $S_{n0}$ ;  $m$  – размерность пространства;  $\Delta n$  – время;  $U(S_{n0})$  – окрестность точки  $S_{n0}$  диаметра  $\varepsilon$ .

В качестве исходных данных выберем входящие вызовы за январь. Сформируем временные ряды и определим показатель Ляпунова для разных  $\Delta t$ . Полученные значения представлены в таблице 1.

ТАБЛИЦА 1. Расчет показателя Ляпунова

TABLE.1. Calculation of the Lyapunov Index

$\Delta t, \text{ч}$	0,1	0,5	1	2
$\lambda_1$	0,022935	0,051363	0,010193	0,010186

При малом  $\Delta t$  длительность разговора теоретически может превышать шаг временного ряда, приводя к сильным всплескам нагрузки. Это связано с тем, что при формировании временного ряда мы относим тот или иной разговор к соответствующему временному интервалу, опираясь на его начало. То есть, чем больше шаг временного ряда, тем меньше сказывается описанный выше эффект.

Из таблицы 1 видно, что условие наличия хаоса в системе удовлетворено, т. к. полученные показатели Ляпунова больше нуля.

Далее измерения производились при  $\Delta t = 0,5$  ч, при максимальном значении показателя Ляпунова.

**Применение методов прогнозирования**

Сравним методы прогнозирования. В качестве интервала прогнозирования в эксперименте выберем одну неделю.

Приведем общую схему эксперимента (рисунок 1). Сначала будем формировать временной ряд для прогнозирования по описанному выше алгоритму. Первую часть ряда будем подавать в качестве входных данных на блок прогнозирования, вторую же часть используем для проверки вычисленного прогноза. Таким образом, сравнивая спрогнозированные значения и реальные, получим погрешность прогнозирования, которую позже будем использовать в качестве критерия для сравнения методов теории хаоса.

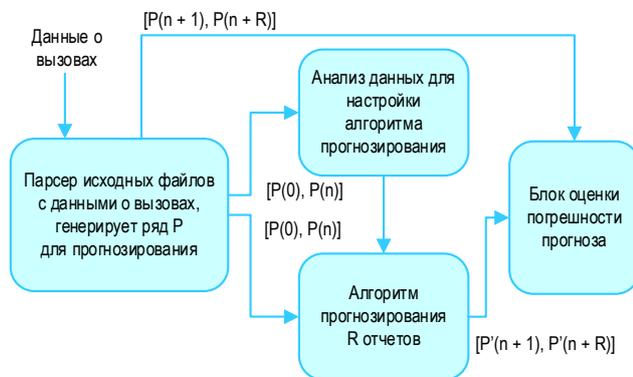


Рис. 1. Общая структура экспериментальной установки  
Fig.1. High-Level Algorithm of Experiment

**Нелинейное прогнозирование**

Первым рассмотренным методом было нелинейное прогнозирование. Суть его заключается в локальной аппроксимации ближайших соседей в фазовом пространстве [5–7].

Приведем общий вид прогноза в случае использования данного метода:

$$x(t + T) = \frac{1}{|U_m|} \sum_{x(t') \in U_m} x(t' + T), \quad (1)$$

где  $U_m$  – окрестность  $x(t)$ , кроме самой  $x(t)$ .

Данный алгоритм реализован в утилите lzo-gun, lzo-test уже упомянутого пакета TISEAN. Первым шагом необходимо определить минимальную фрактальную размерность фазового пространства  $m$ . Метод определения минимальной достаточной размерности вложения  $m$  был предложен Кернеллом и назван методом ложных ближайших соседей [8]. Для каждой точки  $x_i$  в  $m$ -мерном фазовом пространстве ищется ближайший сосед  $x_j$ , вычисляется расстояние  $\|x_j - x_i\|$ .

Далее итерируем систему и вычисляем:

$$R_i = \frac{|x_{i+1} - x_{j+1}|}{|x_i - x_j|}. \quad (2)$$

Если  $R_i$  превышает некоторый заданный порог, то данная точка помечается как имеющая ложного соседа. Такой алгоритм реализован в утилите false-nearest пакета TISEAN, результатом которой будет зависимость доли ложных соседей в зависимости от размерности вложения для данной системы.

Критерием того, что фрактальная размерность выбрана достаточно большой, является нулевая или малая доля ложных соседей. В нашем случае после применения утилиты false-nearest получим размерность фазового пространства равной 23 ( $m = 23$ ), исходя из 10-процентного порога.

Для расчета задержки  $d$  использовалась утилита lzo-test. Утилита оценивает ошибки одношагового прогнозирования модели на многомерном временном ряду. Приведенные ошибки прогноза нормируются к стандартным отклонениям каждого компонента. С помощью этой утилиты подбиралась пара  $m, d$ , при которой погрешность прогноза оказывалась наименьшей. Фрактальная размерность была определена на предыдущем шаге исследования ( $m = 23$ ). Расчет позволил определить задержку, равной 2 ( $d = 2$ ), т. к. она дает наилучший результат на начальных шагах прогнозирования, пока величина погрешности еще остается приемлемой.

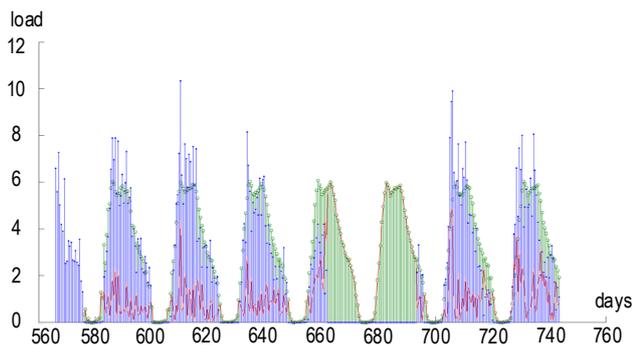
Последняя величина, которую следует определить, это размер окрестности, в которой будет происходить поиск ближайших соседей в процессе прогнозирования. Как показывает практика, она не сильно влияет на качество прогноза, тем не менее, в данной работе не будем пренебрегать ей и получим более точное значение. Идея ее вычисления крайне проста. Необходимо получить нормированную погрешность прогноза, как функцию радиуса окрестности. Такой алгоритм реализован утилитой lzo-gm. Для расчетов будем пользоваться парой значений, которые были определены на предыдущем шаге:  $m = 23, d = 2$ .

Рассчитанный размер окрестности  $r = 3,438$  получен для пары параметров  $m = 23, d = 2$ . Перейдем непосредственно к процессу прогнозирования. В качестве элементарного шага временного ряда был

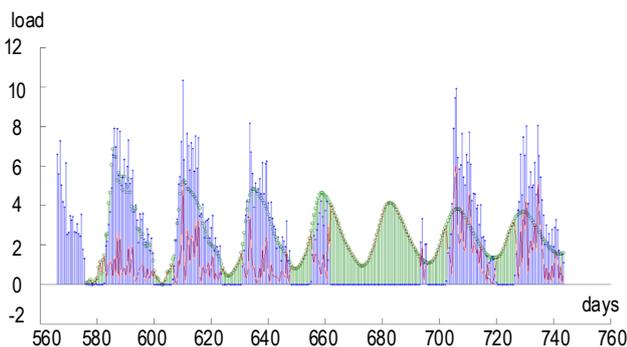
выбран  $\Delta t = 0,5$  ч. Интервал прогнозирования выбран равным одной неделе. Таким образом, количество шагов прогнозирования составит:

$$L = \frac{7 * 24}{0,5} = 336. \quad (3)$$

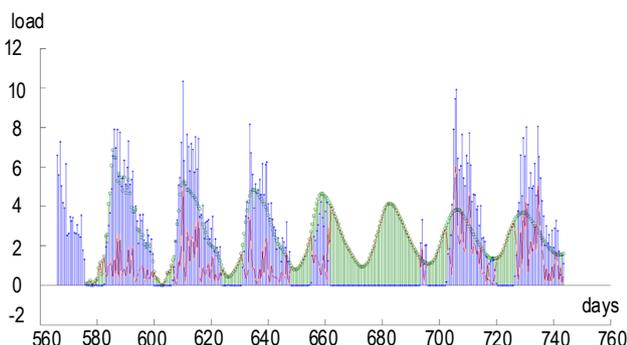
В качестве исходных данных используем временной ряд, сформированный ранее на основе данных о входящих вызовах КЦ за май. Прогноз будет осуществляться на основе первых трех недель, последняя неделя будет сравниваться с полученным прогнозом и использоваться как эталонная для вычисления погрешности прогноза (рисунок 2).



a)



b)



c)

**Рис. 2. Результат прогноза с использованием методов: нелинейного прогнозирования (а), линейного прогнозирования (б) и глобальной полиномиальной аппроксимации (с)**

Fig. 2. Forecast Using the Nonlinear Forecasting Method (a), the Linear Forecasting Method (b) and the Global Polynomial Approximation Method (c)

На графике показан участок оригинального временного ряда (синий график с маркером точка) – реальные значения последней недели мая. Зеленый график с маркером круг – полученный прогноз. Красная кривая является абсолютной погрешностью прогноза, представляющая собой абсолютное значение разности спрогнозированных значений и реальных значений на протяжении всего недельного интервала прогнозирования. Прогнозирование выполняем методом нелинейного прогнозирования, реализованным в утилите lzo-run (см. рисунок 2а).

### Линейное прогнозирование

Отличие метода локального линейного прогнозирования от предыдущего заключается в использовании локальной линейной аппроксимации для получения прогноза [6, 7]. Прогноз в данном случае рассчитывается следующим образом:

$$x(t + T) = a_n x(t) + b_n, \quad (4)$$

где  $a_n, b_n$  находятся из выражения:

$$\sum_{x(t') \in U_m} (x(t' + T) - a_n x(t') - b_n)^2 \rightarrow \min. \quad (5)$$

Используем аналогичный алгоритм для значений размерности и задержки, соответственно, 30 и 2 ( $m = 30, d = 2$ ), а размер окрестности  $r$  равным 6.

Как и в предыдущем эксперименте, количество шагов прогнозирования равно  $L = 336$  (при шаге временного ряда  $\Delta t = 0,5$  ч и интервале прогнозирования в 1 неделю). Прогноз (см. рисунок 2б) осуществлен на основе данных первых трех недель мая (как и в прошлом эксперименте). Последнюю неделю используем в качестве реальных значений для вычисления погрешности.

### Метод глобальной полиномиальной аппроксимации

Рассмотрим метод глобальной полиномиальной аппроксимации [9]. При его использовании предиктор  $F_T$  ищется из условия:

$$\sum_t (x(t' + T) - f_T(x(t')))^2 \rightarrow \min. \quad (6)$$

Для этого метода применим пару параметров размерности и задержки, соответственно, 16 и 3 ( $m = 16, d = 3$ ), дающих наименьшие значения погрешности прогнозирования.

Следует отметить, что несмотря на то, что параметры для методов прогнозирования подбирались с опорой на один и тот же временной ряд, они варьируются в зависимости от методов. Изменения этого параметра обусловлены желанием получить наименьшую погрешность прогноза.

Теперь получим прогноз (см. рисунок 2с), исходя из данных  $m = 16, d = 3, L = 336$ . Порядок полинома

выберем  $p = 2$  (значение подбираем исходя из экспериментальных данных).

Теперь необходимо провести сравнение описанных выше методов. Для этого выберем меру сравнения – погрешность прогнозирования.

### Сравнение полученных прогнозов

Для того, чтобы сравнить рассмотренные методы прогнозирования, вычислим нормированную погрешность прогнозирования для каждого метода по выражению:

$$\sigma_n(T, t) = \frac{|x_{\text{pred}}(t, T) - x(t + T)|}{\sigma_x}, \quad (7)$$

где  $\sigma_x = \sqrt{\langle (x - \langle x \rangle)^2 \rangle}$  – среднеквадратичное отклонение от среднего значения ряда.

Анализ полученных результатов показал, что наиболее эффективно со своей задачей справился метод простого нелинейного прогнозирования, показав лучшие результаты как на краткосрочный прогноз (около суток), так и среднесрочный (неделя). Остальные методы давали приемлемый результат примерно на суточном интервале. Причем

метод локального линейного прогнозирования оказался ожидаемо точнее полиномиальной аппроксимации.

### Выводы

Воспользовавшись одним из критериев хаотичности (неотрицательный показатель Ляпунова), на реальных данных о вызовах была доказана хаотичная природа процесса поступления нагрузки на КЦ. Таким образом, с уверенностью можно говорить о возможности использования теории хаоса для прогнозирования данного процесса.

Лучше всего для этой цели по результатам эксперимента подходит метод нелинейного прогнозирования. Метод локального линейного прогнозирования дал неплохие результаты только для краткосрочного предсказания (одни сутки). Метод глобальной аппроксимации позволяет получить удовлетворительный результат только при краткосрочном прогнозе. Таким образом, для прогнозирования нагрузки КЦ целесообразно выбрать метод нелинейного прогнозирования.

### Список используемых источников

1. Общее описание системы WFMCC. URL: <https://argus-wfmcc.ru> (дата обращения 25.05.2021)
2. Мун Ф. Хаотические колебания: Вводный курс для научных работников и инженеров. Пер. с англ. М.: Мир, 1990. 312 с.
3. Contopoulos G. Highlights of chaos research. 2018. URL: <https://arxiv.org/pdf/1807.09492.pdf> (дата обращения 07.04.2019)
4. Moon F.C. Chaotic and Fractal Dynamics: Introduction for Applied Scientists and Engineers. New York: Wiley, 1992.
5. Farmer D.J., Sidorowich J.J. Predicting chaotic time series // Physical Review Letters. 1987. Vol. 59. Iss. 8. PP. 845–848.
6. Лоскутов А. Математические основы хаотических динамических систем: курс лекций. М.: МГУ, 2007. 78 с.
7. Лоскутов А.Ю., Михайлов А.С. Основы теории сложных систем. М.: Ижевск: Институт компьютерных исследований, 2007. 620 с.
8. Oestreicher C. A history of chaos theory // Dialogues Clin Neurosci. 2007. Vol. 9. № 3. PP. 279–289. DOI:10.31887/DCNS.2007.9.3/coestreicher
9. Федоров А.Я., Мелентьева Т.А., Мелентьева М.А. Стохастическая динамика систем // Фундаментальные исследования. 2008. № 2. С. 112–113. URL: <http://fundamental-research.ru/ru/article/view?id=2659> (дата обращения 31.05.2019)

\* \* \*

## Chaos Theory Methods for Contact-Center Dynamic Control

A. Goldstein<sup>1, 2</sup> , S. Kislyakov<sup>1, 2</sup> , M. Fenomenov<sup>1, 2</sup> 

<sup>1</sup>The Bonch-Bruевич Saint-Petersburg State University of Telecommunications, St. Petersburg, 193232, Russian Federation

<sup>2</sup>Scientific and Technical Center "ARGUS", St. Petersburg, 197198, Russian Federation

### Article info

DOI:10.31854/1813-324X-2021-7-2-18-23

Received 17th March 2021

Accepted 21st April 2021

**For citation:** Goldstein A., Kislyakov S., Fenomenov M. Chaos Theory Methods for Contact-Center Dynamic Control. *Proc. of Telecom. Universities*. 2021;7(2):18–23. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2021-7-2-18-23

**Abstract:** *The work is devoted to searching for optimal control methods for contact center, in particular, methods for predicting the load for further calculation of required number of operators. If the number of operators is always more than required, then the owners of the contact center will incur financial losses. If there are too few employees, the quality of service will decline. Predicting the load of the contact center is required in order to bring the optimal number of operators to work in advance. It is proposed to apply chaos theory to predict the incoming load of a contact center. Positive value of the Lyapunov index indicates the chaotic behavior of the input flow of the load. To predict the load, the methods of linear and nonlinear forecasting and the method of global approximation are used. The paper presents the results of comparing these methods for the problem of predicting the incoming load of contact center.*

**Keywords:** *contact center, automation, chaos theory, WFM.*

## References

1. *General Description of the System WFMCC*. Available from: <https://argus-wfmcc.ru> [Accessed 25th May 2021]
2. Moon F. *Chaotic Oscillations*. Translate from English. Moscow: Mir Publ.; 1990. 312 p. (in Russ.)
3. Contopoulos G. *Highlights of chaos research*. 2018. Available from: <https://arxiv.org/pdf/1807.09492.pdf> [Accessed 7th April 2019]
4. Moon F.C. *Chaotic and Fractal Dynamics: Introduction for Applied Scientists and Engineers*. New York: Wiley; 1992.
5. Farmer D.J., Sidorowich J.J. Predicting chaotic time series. *Physical Review Letters*. 1987;59(8):845–848.
6. Loskutov A. *Mathematical Foundations of Chaotic Dynamical Systems: a Course of Lectures*. Moscow: Lomonosov Moscow State University Publ.; 2007. 78 p. (in Russ.)
7. Loskutov A.Yu., Mikhailov A.S. *Fundamentals of the Theory of Complex Systems*. Izhevsk: Institute for Computer Research Publ.; 2007. 620 p. (in Russ.)
8. Oestreicher C. A history of chaos theory. *Dialogues Clin Neurosci*. 2007;9(3):279–289. DOI:10.31887/DCNS.2007.9.3/coestreicher
9. Fedorov A.Ya., Melentieva T.A., Melentieva M.A. Stochastic dynamics of systems. *Fundamental research*. 2008;2:112–113. Available from: <http://fundamental-research.ru/ru/article/view?id=2659> [Accessed 31th May 2019]

## Сведения об авторах:

**ГОЛЬДШТЕЙН**  
Александр Борисович

кандидат технических наук, доцент кафедры инфокоммуникационных систем Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, директор НТЦ АРГУС,  
[agold@argustelecom.ru](mailto:agold@argustelecom.ru)  
 <https://orcid.org/0000-0002-4136-4703>

**КИСЛЯКОВ**  
Сергей Викторович

кандидат технических наук, доцент кафедры инфокоммуникационных систем Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, бизнес-аналитик НТЦ АРГУС,  
[s.v.kislyakov@gmail.com](mailto:s.v.kislyakov@gmail.com)  
 <https://orcid.org/0000-0001-8842-7903>

**ФЕНОМЕНОВ**  
Михаил Александрович

аспирант кафедры инфокоммуникационных систем Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, заместитель директора НТЦ АРГУС,  
[m.fenomenov@argustelecom.ru](mailto:m.fenomenov@argustelecom.ru)  
 <https://orcid.org/0000-0003-4918-8481>