

**FEATURES OF ACCOUNTING CREDITS, LOANS AND DEPOSITS
IN 1C: ERP CONFIGURATION ENTERPRISE MANAGEMENT**

D. V. Kornienko

Cand. Sci. (Phys.-Math.), associate
professor
dmkornienko@mail.ru
Yelets

Bunin Yelets State University

S. A. Roshupkin

Cand. Sci. (Phys.-Math.), associate
professor
roshupkinsa@mail.ru
Yelets

Abstract. Configuration "1C: ERP Enterprise Management" provides a complete display of the financial activities of the enterprise, including the ability to enter data on loans, borrowings and deposits. The functionality of the applied solution allows you to maintain a complete closed accounting cycle for the above operations. However, there are a number of peculiarities in the calculation of indicators included in the workflow contour for accounting for the financial component of such transactions. This article is devoted to the description of such features.

Keywords: loans, deposits, contracts, payment schedule, treasury.

References

1. 1C:Enterprise 8. System programs. URL: <https://its.1c.ru/> (date of access: 11.09.2020).
2. Information and analytical center for automation of accounting and management. URL: <https://infostart.ru> (date of access: 02.10.2020).
3. Information system 1C: ITS. URL: <https://its.1c.ru/> (date of access: 12.11.2020).

DOI: 10.24888/2500-1957-2020-4-70-79

УДК
330.4

**ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ФРАКТАЛЬНОГО АНАЛИЗА К
ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РАЗВИТИЯ
ПРЕДПРИЯТИЙ КОФЕЙНОЙ ОТРАСЛИ**

Арсений Максимович Лопухин
магистрант
ars4044@mail.ru
г. Елец

Елецкий государственный университет
им. И. А. Бунина

Аннотация. В статье актуализируется проблема адаптации методов фрактального анализа к прогнозированию показателей развития предприятий кофейной индустрии, как наиболее перспективной отрасли, занимающей второе место по объемам международных сделок после сделок с нефтью. Установлено, что стандартные методы вероятностно-статистического, фундаментального и технического анализа плохо работают по причине

негауссовского распределения финансового рынка и недоказанности того, что экономика и финансы – это случайные события, где прошлое не влияет на будущее. Предложен метод R/S анализа для установления случайного или фрактального характера финансовых показателей развития кофейной сферы, для формулировки выводов о наличии неперiodических циклов, долговременной памяти и т.д. Результаты прикладных расчетов в эмпирической хронике подтвердили возможность применения данного технического инструмента для прогнозирования ключевых показателей экономического развития крупнейших предприятий-импортеров кофейной индустрии.

Ключевые слова: сервис коммуникации, веб-приложение, модульная архитектура, работа с целевой аудиторией.

Введение

Разработка методов финансового прогноза на сегодняшний день является наиболее важной и актуальной проблемой в экономической сфере. Финансовый анализ временных рядов представляет особый интерес в равной мере как для практиков, так и для теоретиков. Более того, стохастические неопределенности, присущие финансовым временным рядам, и технический инструментарий, необходимый для их анализа, делают этот предмет особенно интересным не только для экономистов, но также и для математиков. Корректно построенные прогнозные модели финансовых временных рядов, в том числе финансового состояния компании залог стабильной и эффективной его деятельности. Сегодня прогноз микроэкономических показателей компании базируется на фундаментальном и техническом анализе, вероятностно-статистических методах прогноза и оценки (скользящих средних, экстраполяция трендов, простая и множественная регрессия, авторегрессионная модель и другие). Однако в отношении данных моделей и методов основателем фрактальной геометрии Б. Мандельбротом было высказано сомнение: «Согласно классическим финансовым моделям резкие скачки или обвалы никогда не должны происходить. В то время как реальный финансовый рынок иллюстрирует системные «обвалы» и резкие скачки, то есть он характеризуется локальной случайностью и глобальным порядком, т. е. фрактальной структурой» [4]. Выдвинутая гипотеза была дополнена тем, что, во-первых, финансовые временные ряды обладают свойством статистического самоподобия во времени. Во-вторых, по утверждению Б. Мандельброта, «изменение цены заведомо являются негауссовскими» [4; с.157]. По этой причине финансовые ряды находятся не в компетенции классического анализа. Финансовый рынок подобен естественному природному фракталу: каждый природный фрактал отличен в деталях, и в то же время подобен любому другому в общей концепции. Применение методов фрактальной геометрии, которые успешно применяются в естественной и технической науках, представляется мощным инструментом для анализа финансовых показателей.

Исследование, проведенное в настоящей работе, ориентировано на анализ степени стабильности предприятий кофейной отрасли, в частности предприятий-импортёров зелёного кофе, в том числе на прогнозирование внутренних показателей их развития (на российском рынке около 20-ти крупнейших импортёров). С момента становления мировой кофейной промышленности, как рыночного товара, интерес к исследованию кофе, прогнозированию его цены только растет. Сегодня кофе занимает второе место по объемам международных сделок после сделок с нефтью. Цены на кофе достаточно сложно определить в долгосрочной перспективе, так как на его ценообразование влияет множество факторов — погода, урожайность, месяц уборки, количество осадков, географические факторы, объем инвестиций международных хедж-фондов в фьючерсы на кофе и др. Известно, что в 1994 году был

зафиксирован максимальный рост цены на 136%, а в 1989 году — самое большое падение цены на 50%. Положение предприятий на рынке натурального кофе в настоящее время достаточно сложное, кофейный рынок переживает резкое движение цены вниз на зеленый кофе (на 24%). Про «стабильно настроженную» ситуацию в кофейной индустрии отмечает также генеральный директор «SFT Trading» Владимир Савинов во время проведения конференции «Кофейная индустрия в новых реалиях: коронавирус и российский рынок кофе». Российский эксперт отметил, что «от недавнего объема поставок в сегменте сферы услуг (HoReCa) осталось 10%, условный Specialty сегмент (категория кофе повышенного качества) сократился в 4-е раза, его падение продолжится».

В истории развития данной индустрии вопросы регулирования цены на кофе всегда были предметом особого рассмотрения. Выделив три ключевых периода становления кофейной промышленности, можно установить, что в течение первого периода – до начала 1950-х годов, усилия по увеличению урожайности предпринимались посредством научных исследований, поддерживаемых в основном правительством доминирующей страны на рынке продаж – Бразилии; в период контролируемого рынка (1960–1980-е годы) в рамках международного сотрудничества между странами-экспортерами и странами-потребителями правительство продолжало разрабатывать новые эффективные механизмы регулирования цен, были созданы Международные организации по проверке ценообразований. Во многих ведущих странах-производителях (Бразилия, Колумбия, Гондурас, Гватемала, Кения, Эфиопия, Перу, Коста-Рика и др.) государство брало на себя обязательство по контролю кофейной промышленности, предоставляя фермерам специализированную помощь; исследовательским институтам, занимающимся сложными техническими разработками методов сушки, халлинга, выделялось существенное финансирование. Текущий период (с 1990 года по настоящее время) характеризуется возвратом к свободному рынку в рамках международного сотрудничества и ослаблением регуляции кофейной индустрии со стороны государства. В связи с этим деятельность исследовательских институтов приостановлена, фермеры не компетентны в решении данных вопросов на государственном уровне. Однако, по словам президента Гондураса Хуан Орландо Эрнандес, сегодня создается аналог ОПЕК на кофейном рынке (European Coffee Federation, International Coffee Partners, Coffee and Climate), который сможет влиять на цены и контролировать кофейную индустрию.

Изложенное выше позволяет заключить, что актуальную проблему точности прогноза для финансовых показателей предприятия, обеспечивающих его стабильность и устойчивость, решают методы, основанные на свойствах самоподобия и инвариантности экономических систем. Определение стохастических циклов и глубины памяти кофейной индустрии дает возможность прогнозировать как положительную, так и отрицательную динамику не только экономических показателей развития предприятия, но и состояние всей отрасли в целом.

Различные аспекты проблемы прогнозирования экономических систем были рассмотрены с применением методов и моделей классического подхода в современных работах Е. Балабан, А. Баяр, Р. В. Фафф [9], Чонг Ви, Нанко Гонпот, Н. Сокия [10], С. З. С. Абдалла и П. Винкера [20]; изучались на основе нейросетевого анализа В. Е. Селяниным [6], А. Виктор Девадоссом, Т. Энтони Альфонс Лигори [12], К. Нигреном [17]; исследованы посредством спектрального и вейвлет-анализа Арино, М. Педро [8], Элдер Дж., Джин Х. [15], Ф. Массе [16] и др.

Вопросам прогнозирования финансовых временных рядов на основе методов и инструментов фрактального и мультифрактального анализа посвящены труды Л. Р. Болатовой [1], А. А. Гачкова [2], М. М. Дубовикова, А. В. Кранева, Н. В. Старченко [3], А. А. Маркова [5], О. Ю. Урицкой [7], Р. Л. Коста, Г. Л. Васконселоса [11], М. Хорасанли [14], Ф. Шмидта [19], Е. Грина, В. Ханана, Д. Хоффмана [13] и др.

Целью данной работы является поиск алгоритма прогнозирования внутренних показателей развития предприятий кофейной индустрии с использованием методов и инструментов фрактального анализа.

Математические инструменты и методы

Фрактальная концепция была разработана в 1970-х годах французским математиком Бенуа Мандельбротом. Согласно определению Б. Мандельброта, «фракталы — это объекты различной природы (математические, природные, созданные человеком), которые имеют неправильную, изрезанную, раздробленную форму» [4, с.50]. Другими словами, фрактал — это множество, части которого подобны целому. В финансовом смысле, отмечал Б. Мандельброт, фрактальность означает изменчивость одинаковую на всех уровнях.

Сущностью фрактального анализа является выявление единого численного параметра характеристики временного ряда — фрактальной размерности (D или D_f), количественно определяющей сложность объекта. Фрактальное измерение согласуется с концепцией пространственного измерения, но не ограничивается целым числом. Например, более высокая фрактальная размерность представляет более сложный или заполняющий пространство объект.

Отношение $D_f = \frac{\log N}{\log(1/r)}$ задает фрактальную размерность — размерность подобия, где N — параметр покрытия (минимальное число «копий» для покрытия объекта), r — коэффициент подобия.

Разработка метода фрактального анализа для структур временных рядов, обычно сводится к использованию одного из двух подходов: классический клеточный способ, когда график накрывают серией сеток, и определяют фрактальную размерность по аналогии с геометрическими фракталами; метод нормированного размаха или R/S -анализ (отношение размаха R накопленного отклонения к среднему среднеквадратическому отклонению S) для исследования временных рядов экономических показателей, которые не являются нормально-распределенными или близкими к нему. Метод основан на анализе размаха временного ряда. Суть метода заключается в различении случайных и фрактальных рядов, обнаружении неперiodических циклов, долговременной памяти и т. д. Во фрактальном анализе под памятью понимают некоторый промежуток времени (глубина памяти), в течение которого рынок помнит прошлое, и оценивает его влияние на настоящее и будущее. В 1951 году для количественной оценки природы временных рядов долговременной емкости водохранилищ Гарольд Эдвин Херст ввел понятие «показатель Херста». Показатель Херста H представляет собой количественную оценку случайности, проявляемую в структуре временного ряда, посредством измерения корреляции между средним из ближайших прошлых значений и средним из ближайших будущих значений. Данный показатель был рассмотрен Б. Мандельбротом в качестве меры долговременной зависимости и детерминированной циклами тенденции [4, с. 190]. В последствие метод R/S -анализа был детализирован благодаря исследованиям Г. Херста.

Показатель Херста рассчитывается следующим образом:

$$\frac{R}{N} = (\alpha \cdot n)^H$$

Отсюда имеем:

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(\alpha \cdot n)} \quad (1)$$

H — показатель Херста,

S — стандартное (среднеквадратическое) отклонение, определяемое как

$$s = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_n (Y_t - \bar{Y})^2}, \bar{Y} — \text{среднее арифметическое за } t \text{ лет;} \quad (2)$$

R — размах отклонения, определяемое как:

$$R = \max_T(X_{T,n}) - \min_T(X_{T,n}), X_{T,n} - \text{накопленное отклонение за } T \text{ лет} \quad (3)$$

в ряду длины

N – количество анализируемых временных периодов;

A – константа из отрезка (0; 1).

Размерность R/S имеет значение от 1 до 2, показатель Херста – от 0 до 1.

Значение $H = 0,5$ ($D = 1,5$) определяет собой область «белого шума», который соответствует хаотичному поведению временного ряда (равновероятность смены направления) и, следовательно, наименьшей надежности прогноза.

Значения показателя Херста $H < 0,5$ означают антиперсистентность. В этом случае процесс называется «розовым шумом», когда положительное приращение в прошлом с большей вероятностью означает отрицательное в будущем, то есть временной ряд реверсирует «спад-подъем» (возврат к среднему).

Значения $0,5 < H < 1,0$ характеризуют персистентный временной ряд, обладающий эффектами долговременной памяти: то, что происходит сегодня, воздействует на будущее. При соответствующем уровне H процесс называется «черным шумом», когда положительное приращение в прошлом с большей вероятностью означает положительное в будущем, и наоборот (следование трендам). С ростом значения H все больше положительных приращений следует за положительными и отрицательных за отрицательными, т. е. память (циклы) имеют все большую глубину (длину).

Следующим важным показателем, характеризующим поведение ряда, является индекс фрактальности μ . Преимущество данного показателя в том, что его можно применять в качестве локальной характеристики динамики процесса, так как масштаб для его надежного определения имеет такой же порядок, что и основной масштаб определяющих состояний процесса. Чем больше значение μ , тем стабильнее поведение ряда, чем меньше μ , тем сильнее в исходном ряде выражен тренд.

Пусть $f(t)$ – реализация фрактального временного ряда, тогда показатель H связан с размерностью D , следовательно, и с индексом фрактальности μ , следующим соотношением:

$$H = 2 - D = 1 - \mu$$

Таблица 1.

Взаимосвязь показателей фрактальности финансового временного ряда

Показатели фрактальности	Характер временного ряда экономического показателя		
	Антиперсистентный, «розовый шум»	Случайный «белый шум»	Персистентный, «черный шум»
Показатель Херста H	$0 < H < 0,5$	$H = 0,5$	$0,5 < H < 1$
Фрактальная размерность D	$1,5 < D < 2$	$D = 1,5$	$1 < D < 1,5$
Индекс фрактальности μ	$0,5 < \mu < 1$	$\mu = 0,5$	$0 < \mu < 0,5$

Б. Мандельброт, отмечая очевидную связь между показателем Херста и фрактальной размерностью как дескрипторов временного ряда, в свою очередь пояснял, что соотношение $H = 2 - D$ сохраняется в мелкомасштабной структуре. В частности, показатель Херста можно понимать как дескриптор глобальных корреляций, в то время как фрактальную размерность можно рассматривать как характеристику локальной мелкомасштабной структуры.

Результаты исследования

Для проведения исследования были выбраны финансовые показатели одного из крупнейших предприятия-импортера, действующего на кофейном рынке в течение 25 лет. В

качестве ключевых показателей экономической эффективности предприятия из всего спектра финансовых показателей наиболее целесообразно выбирать те, по которым статистика временного ряда охватывала бы длительный период времени, с большим количеством измерений. К таким показателям можно отнести, например, ежемесячную выручку или маржу.

На рис. 1-2 представлены графики временных рядов выручки и маржи для исследуемого предприятия за анализируемый период.



Рис. 1. Временной ряд выручки за анализируемый период

Проводимые расчеты по формулам (1)-(3) для временного ряда выручки позволили получить значение коэффициента показателя Херста $H = 0,72$. Рассматриваемый временной ряд выручки в эмпирической хронике имеет явно «черную» окраску, следовательно, является персистентным с эффектами долговременной памяти.

В ходе анализа графика временного ряда выручки естественно предположить, что он суммируется из достаточно коротких отрезков, определяющих собой соответственно короткие периоды спада или подъема цены. Этим объясняется полученное значение фрактальной размерности $D = H - 2 = 1,28$, соответствующей данному финансовому ряду.

Аналогичными вычислениями можно установить, что для временного ряда маржи были получены следующие значения: коэффициент показателя Херста $H = 0,71$, $D = 1,29$. Финансовый временной ряд маржи также соответствует устойчивому персистентному ряду.



Рис. 2. Временной ряд маржи за анализируемый период

Фрактальные модели прогноза, несомненно, являются эффективным инструментом для моделирования основных микроэкономических показателей деятельности предприятия. Однако его использование в качестве метода измерения и характеристики финансовых явлений и процессов оставляет еще много вопросов. Сведение описания и анализа сложных явлений к единому значению фрактальной размерности всегда сопряжено с опасностью

чрезмерного упрощения и обобщения. С другой стороны, можно утверждать, что фрактальная размерность как дескриптор не отличается от любых других отдельных статистических показателей, таких как среднее значение и стандартное отклонение, использование которых явно недостаточно для полной характеристики экономических данных. То же верно и для фракталов, где фрактальная размерность отражает только сложность форм, при этом вполне достаточно для прогнозирования развития не только деятельности отдельного предприятия, но и кризисных ситуаций на рынке кофе в целом. С большей вероятностью следует полагать, что полученные значения фрактальной размерности в конкретном случае служат характеристикой стабильности работы предприятия.

Заключение

Результатом проведенного теоретического и количественного исследования явилось выявление тенденций, колебаний и небольших кризисов в анализируемых финансовых временных рядах с использованием фрактальных методов и, в конечном итоге – эффективное планирование деятельности предприятия. Чтобы повысить точность прогнозных моделей развития предприятий кофейной отрасли, рекомендуется использовать фрактальные методы, что, в свою очередь, обеспечит снижение риска всей кофейной промышленности.

В свете полученных результатов следует проявлять осторожность при применении методов фрактального анализа к наборам данных, ограниченным по длине или спектральному содержанию, так как будет сложно привести убедительный аргумент в пользу эмпирического наличия фрактального поведения при исследовании столь узкого временного диапазона. Тем не менее, целесообразно изучить поведение фрактального анализа, применяемого к известным фрактальным структурам, таким как финансовые временные ряды, которые были искусственно подвергнуты временным ограничениям.

Список литературы

1. Болатова Л. Р. Математические методы статистики и нелинейной динамики для оценки валютных рисков на базе предпрогнозного анализа: дисс. ...канд. экон. наук: 08.00.13. Черкесск, 2005.
2. Гачков А. А. Рандомизированный алгоритм R/S – анализа финансовых рядов // Стохастическая оптимизация в информатике. 2009. Вып. 5. С. 40.
3. Дубовиков, М. М., Крянев, А. В., Старченко, Н. В. Размерность минимального покрытия и локальный анализ фрактальных временных рядов // Вестник РУДН. 2004. Т3. №1. С. 81-95.
4. Мандельброт Б. Фракталы, случай и финансы. Москва-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2004.
5. Марков А.А. Некоторые фрактальные свойства фондовых индексов // Сегодня и завтра российской экономики. 2009. №30. С. 103-112.
6. Селянин В. Е. Разработка моделей и инструментальных средств анализа кредитного риска на основе технологии нечётких нейронных сетей: дисс. ...канд.экон.наук: 08.00.13 / Селянин Владимир Евгеньевич. Волгоград, 2007.
7. Урицкая О. Ю. Прогнозирование экономических кризисов на основе фрактального анализа динамики валютных курсов: дисс....канд.экон.наук.:08.00.13. СПб., 2004.
8. Ariño, M. A., Pedro, M. and Vidakovic, B. (1995). Wavelet Scalograms and Their Application in Economic Time Series. *Institute of Statistics and Decision Sciences, Duke University, Discussion Paper*, 13 (94).
9. Balaban, Ercan and Bayar, Asli and Faff, Robert W., Forecasting Stock Market Volatility: Evidence from Fourteen Countries (2003). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=339520> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.339520>

10. Cheong Vee, D. N., Gonpot, P. N., Sookia, N. (2011). Forecasting Volatility of USD/MUR Exchange Rate using a GARCH (1,1) model with GED and Student's-t errors. *University of Mauritius Research Journal*, 17, 1-14.
11. Costa, R. L., Vasconcelos, G. L. (2003). Long-range correlations and nonstationarity in the Brazilian stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 1-2(329), 231-248.
12. Devadoss, A. V. T. Ligor, A. A. (2013). Forecasting of Stock Prices Using Multi Layer Perceptron. *International Journal of Computing Algorithm*, 2, 440-449.
13. Green, E., Hanan, W., Heffernan, D. (2014). The origins of multifractality in financial time series and the effect of extreme events. *The European Physical Journal*, 87, 129.
14. Horasanli, M. (2007). Rescaled range analysis and predictability of stock market indices. *Yonetim*, 18, 36.
15. Elder, J., Jin, H. (2007). Long memory in commodity futures volatility: A wavelet perspective. *The Journal of Futures Markets*, 27, 411–437.
16. Masset P. (2015). *Analysis of Financial Time Series Using Wavelet Methods*. In: Lee CF., Lee J. (eds) *Handbook of Financial Econometrics and Statistics*. Springer, New York, NY.
17. Nygren, K. (2004). *Stock Prediction – A Neural Network Approach*. Master Thesis, Royal Institute of Technology, KTH.
18. Segnon, M., Lux, T. (2013). *Multifractal Models in Finance: Their Origin, Properties, and Applications*. *Kiel working paper*, 1860.
19. Schmitt, F., Schertzer, D. and Lovejoy, S. (2000). Multifractal Fluctuations in Finance. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 3, 361–364.
20. Suliman Zakaria Suliman Abdalla and Winker, P. (2012). Modelling Stock Market Volatility Using Univariate GARCH Models: Evidence from Sudan and Egypt. *International Journal of Economics and Finance*, 4(8), 161-176.

APPLICATION OF FRACTAL ANALYSIS METHODS TO FORECASTING INDICATORS OF DEVELOPMENT OF COFFEE INDUSTRY ENTERPRISES

A. M. Lopukhin
undergraduate
ars4044@mail.ru
Yelets

Bunin Yelets State University

Abstract. The article focuses on the problem of adaptation of fractal analysis methods to forecasting the development indicators of coffee industry enterprises, as the most promising industry, which ranks second in terms of international transactions after oil transactions. It is established that standard methods of probabilistic-statistical, fundamental and technical analysis do not work well due to the non-Gaussian distribution of the financial market and the lack of evidence that Economics and Finance are random events where the past does not affect the future. A method of R/S analysis is proposed to establish the random or fractal nature of financial indicators for the development of the coffee industry, to formulate conclusions about the presence of non-periodic cycles, long-term memory, etc. The results of applied calculations in the empirical chronicle confirmed the possibility of using this technical tool to forecast key indicators of economic development of the largest coffee importing enterprises.

Keywords: mathematical and economic modeling, fractal methods, forecast, coffee industry.

References

1. Ariño, M. A., Pedro, M. and Vidakovic, B. (1995). Wavelet Scalograms and Their Application in Economic Time Series. *Institute of Statistics and Decision Sciences, Duke University, Discussion Paper*, 13(94).
2. Balaban, Ercan and Bayar, Asli and Faff, Robert W., Forecasting Stock Market Volatility: Evidence from Fourteen Countries (2003). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=339520> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.339520>
3. Bolatova, L. R. (2005). Mathematical Methods of Statistics and Nonlinear Dynamics for Assessing Currency Risks Based on Forecast Analysis [*Matematicheskie metody statistiki i nelinejnoj dinamiki dlya ocenki valyutnyh riskov na baze predprognoznogo analiza*]. [dissertation]. Cherkessk.
4. Cheong Vee, D. N., Gonpot, P. N., Sookia, N. (2011). Forecasting Volatility of USD/MUR Exchange Rate using a GARCH (1,1) model with GED and Student's-t errors. *University of Mauritius Research Journal*, 17, 1-14.
5. Costa, R. L., Vasconcelos, G. L. (2003). Long-range correlations and nonstationarity in the Brazilian stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 1-2 (329), 231-248.
6. Devadoss, A. V. T. Ligorì, A. A. (2013). Forecasting of Stock Prices Using Multi Layer Perceptron. *International Journal of Computing Algorithm*, 2, pp. 440-449.
7. Dubovikov, M. M., Kryanev, A. V., Starchenko, N. V. (2004). Dimension of minimum coverage and local analysis of fractal time series [*Razmernost' minimal'nogo pokrytiya i lokal'nyj analiz fraktal'nyh vremennyh ryadov*]. *Bulletin of RUDN*, 1 (3), 81-95.
8. Elder, J., Jin, H. (2007). Long memory in commodity futures volatility: A wavelet perspective. *The Journal of Futures Markets*, 27, 411–437.
9. Gachkov, A. A. (2009). A randomized R/S algorithm for analyzing financial series [*Randomizirovannyj algoritm R/S – analiza finansovyh ryadov*]. *Stochastic optimization in computer science*, 5, 40.
10. Green, E., Hanan, W., Heffernan, D. (2014). The origins of multifractality in financial time series and the effect of extreme events. *The European Physical Journal*, 87, 129.
11. Horasanli, M. (2007). Rescaled range analysis and predictability of stock market indices. *Yonetim*, 18, 36.
12. Mandelbrot, B. (2004). *Fractals, case and finance* [*Fraktaly, sluchaj i finansy*]. Moscow-Izhevsk: Research Center "Regular and Chaotic Dynamics".
13. Markov, A. A. (2009). Some fractal properties of stock indices [*Nekotorye fraktal'nye svojstva fondovyh indeksov*]. *Today and tomorrow of the Russian economy*, 30, 103-112.
14. Masset P. (2015). *Analysis of Financial Time Series Using Wavelet Methods*. In: Lee CF., Lee J. (eds) *Handbook of Financial Econometrics and Statistics*. Springer, New York, NY.
15. Nygren, K. (2004). *Stock Prediction – A Neural Network Approach*. Master Thesis, Royal Institute of Technology, KTH.
16. Schmitt, F., Schertzer, D. and Lovejoy, S. (2000). Multifractal Fluctuations in Finance. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*, 3, 361–364.
17. Segnon, M., Lux, T. (2013). Multifractal Models in Finance: Their Origin, Properties, and Applications. *Kiel working paper*, 1860.
18. Selyanin, V. E. (2007). Development of models and tools for credit risk analysis based on fuzzy neural network technology [*Razrabotka modelej i instrumental'nyh sredstv analiza kreditnogo riska na osnove tekhnologii nechyotkih nejronnyh setej*]. [dissertation]. Volgograd.

19. Suliman Zakaria Suliman Abdalla and Winker, P. (2012). Modelling Stock Market Volatility Using Univariate GARCH Models: Evidence from Sudan and Egypt. *International Journal of Economics and Finance*, 4(8), 161-176.
20. Uritskaya, O. Yu. (2004). Forecasting of economic crises on the basis of fractal analysis of the dynamics of exchange rates [*Prognozirovanie ekonomicheskikh krizisov na osnove fraktal'nogo analiza dinamiki valyutnyh kursov*]. [dissertation]. St. Petersburg.

DOI: 10.24888/2500-1957-2020-4-79-84

УДК
004.432
**РАЗРАБОТКА СЕРВИСА КОММУНИКАЦИИ
ОРГАНИЗАТОРОВ МЕРОПРИЯТИЙ С ЦЕЛЕВОЙ
АУДИТОРИЕЙ**

Дмитрий Игоревич Максимов
ст. преподаватель
timonpm@mail.ru

г. Елец

Максим Олегович Мельников

студент

melnikov.maxx@yandex.ru

г. Елец

Егор Иванович Романов

студент

egorromanov97@mail.ru

г. Елец

Елецкий государственный университет
им. И. А. Бунина

Аннотация. Рассмотрена проблема коммуникации и взаимодействия организаторов различных мероприятий с их целевой аудиторией. Разработано web-приложение, которое является прототипом площадки, позволяющей наладить процесс информирования потенциальных участников о предстоящих событиях и выстроить процесс работы с аудиторией по его завершению. Акцент сделан на сбор сведений, их обработку и дальнейшее взаимодействие с аудиторией offline-мероприятий.

Ключевые слова: сервис коммуникации, веб-приложение, модульная архитектура, работа с целевой аудиторией.

В последнее время особенно актуальным становится проведение различных online и offline мероприятий. Это могут быть набирающие популярность учебные семинары, разного рода тренинги, мастер-классы и т. д. Однако, после проведения большинства таких мероприятий возникает вопрос о дальнейшей коммуникации организаторов со слушателями. Как правило это выражается в отсутствии обратной связи, контактных данных и статистики в любом ее виде (особенно актуально для offline-мероприятий). Поиск аудитории зачастую происходит через социальные сети, сторонние площадки, либо с помощью информационных рассылок. В основном это медленно, неэффективно и ресурсозатратно. Поэтому актуальной становится проблема отсутствия единого инструмента для взаимодействия с целевой аудиторией (далее – ЦА).

Каждому важно получать актуальное мнение о проделанной работе. На основе отзывов можно сделать выводы и провести работу над ошибками. В частности, организаторы