

УДК 004.62

Прогнозирование финансового состояния кредитных организаций на основе сингулярно-спектрального анализа

В. В. Иванов^{1,2}, А. В. Крянев^{2,1}, А. С. Приказчикова², Е. П. Акишина¹

¹ Объединённый институт ядерных исследований, Дубна, 141980, Россия

² Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Москва, 115409, Россия

Сингулярно-спектральный анализ успешно применяется во многих практических задачах математического моделирования, в том числе экономического характера. Целью настоящей работы является развитие нового математического подхода для прогнозирования значений ключевых показателей деятельности кредитных организаций («Прибыль», «Счета в Банке России», «Ценные бумаги»), представленных в виде временных рядов с шагом наблюдения один месяц. Анализ и прогнозирование ключевых показателей осуществлялись с использованием сингулярно-спектрального анализа методом «Гусеница»-SSA в программе CaterpillarSSA. Актуальность исследования обуславливается необходимостью внедрения новых эффективных вычислительных технологий для систем раннего предупреждения Банка России и Росфинмониторинга. В статье представлена реализация метода «Гусеница»-SSA для оценки финансового состояния кредитных организаций двух типов: банк с отозванной лицензией (АО банк «ККБ») и благонадежный банк (АО «ТБанк»). Авторам удалось реализовать декомпозицию временных рядов ключевых показателей на тренд, гармонические и шумовые составляющие. На основе главных компонент, отвечающих за тренд и периодики, с высокой точностью выполнены реконструкция и прогнозирование рассмотренных временных рядов на 6 месяцев вперед.

Ключевые слова: сингулярно-спектральный анализ, метод «Гусеница»-SSA, прогнозирование, временной ряд, кредитные организации, математические методы.

1. Введение

Сингулярно-спектральный анализ (далее – SSA) успешно применяется во многих практических задачах математического моделирования, в том числе экономического характера. Так, в работе [1] метод «Гусеница»-SSA рассматривался как инструмент прогнозирования состояния финансового рынка. В статье [2] успешно осуществлена апробация метода на временных рядах котировок российских и американских акций, валют и криптовалют. А в работе [3] с применением данного метода решена задача анализа поведения клиентов магазина.

Ранее авторами работы [4] была представлена методика идентификации кредитных организаций, попадающих в зону риска. С помощью данной методики были выделены высокорисковые кредитные организации, у которых в последующих периодах Банк России может отозвать лицензию. В статье [5] на основе деревьев решений и их ансамблей были разработаны математические модели, позволившие выделить ключевые показатели при классификации организаций на благонадежные и неблагонадежные, а именно: «Прибыль», «Счета в Банке России», «Ценные бумаги».

В рамках настоящего исследования, в качестве продолжения работ [4] и [5], авторами была поставлена следующая задача: на основе сингулярно-спектрального анализа (метод «Гусеница»-SSA) предложить подход для прогнозирования значений ключевых показателей кредитных организаций, представленных

✉ А. В. Крянев: AVKryanev@mephi.ru

Поступила в редакцию: 15.01.2025

После доработки: 29.01.2025

Принята к публикации: 31.01.2025

EDN RKSSFZ

в виде временных рядов с шагом наблюдения один месяц. Рассмотрены два типа кредитных организаций: банк с отозванной лицензией (АО «ККБ») и благонадежный банк (АО «ТБанк»).

2. Метод SSA в подходе «гусеница»

Алгоритм метода SSA состоит из четырех последовательно выполняемых шагов: вложения, сингулярного разложения, группировки и диагонального усреднения.

Пусть $F = (f_0, f_1, \dots, f_{N-1})$ – вещественный ненулевой временной ряд длиной N ; L – длина окна, $1 < L < N$. Из временного ряда F строится траекторная матрица $\mathbf{X}$, столбцы которой представляют собой векторы длиной L . При этом образуются $K = N - L + 1$ векторов вложения. Процедура вложения переводит исходный временной ряд F в траекторную матрицу $\mathbf{X}$ размерности $L \times K$ как последовательность многомерных векторов (1):

$$\mathbf{X} = (x_{ij})_{i,j=1}^{L,K} = \begin{pmatrix} f_0 & f_1 & \dots & f_{K-1} \\ f_1 & f_2 & \dots & f_K \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{L-1} & f_L & \dots & f_{N-1} \end{pmatrix}. \quad (1)$$

На стадии сингулярного разложения траекторной матрицы она раскладывается в сумму элементарных матриц. Пусть $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$ – собственные числа матрицы $\mathbf{S}$, а $U_1, U_2, \dots, U_L$ – ортонормированная система собственных векторов матрицы $\mathbf{S}$, соответствующих собственным числам.

Пусть $d = \max \{i: \lambda_i > 0\}$. Если обозначить $V_i = \frac{\mathbf{X}^T U_i}{\sqrt{\lambda_i}}$, $i = 1, \dots, d$, то сингулярное разложение матрицы $\mathbf{X}$ может быть записано в виде (2)

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_d, \quad (2)$$

где $\mathbf{X}_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$. Каждая из матриц $\mathbf{X}_i$ имеет ранг 1, т.е. они являются элементарными матрицами.

Набор $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$ называется i -й собственной тройкой сингулярного разложения (2) [6].

На основе разложения (2) процедура группировки делит все множество индексов $\{1, \dots, d\}$ на m непересекающихся подмножеств $I_1, \dots, I_m$. Пусть $I = \{i_1, \dots, i_p\}$. Тогда результирующая матрица $\mathbf{X}_I$, соответствующая группе I , определяется как $\mathbf{X}_I = \mathbf{X}_{i_1} + \dots + \mathbf{X}_{i_p}$. Такие матрицы вычисляются для $I = I_1, \dots, I_m$, тем самым разложение (2) может быть записано в сгруппированном виде

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_{I_1} + \dots + \mathbf{X}_{I_m}. \quad (3)$$

Процедура выбора множеств $I_1, \dots, I_m$ называется *группировкой собственных троек*. На последнем шаге базового алгоритма каждая матрица сгруппированного разложения (3) переводится в новый ряд длиной N .

Пусть $\mathbf{Y}$ – матрица $L \times K$ с элементами y_{ij} , $1 \leq i \leq L$, $1 \leq j \leq K$. Положим $L^* = \min(L, K)$, $K^* = \max(L, K)$ и $N = L + K - 1$. Тогда $y_{ij}^* = y_{ij}$, если $L < K$, и $y_{ij}^* = y_{ji}$ иначе. Диагональное усреднение переводит матрицу $\mathbf{Y}$ в ряд $g_0, \dots, g_{N-1}$ по формуле

$$g_k = \begin{cases} \frac{1}{k+1} \sum_{m=1}^{k+1} y_{m,k-m+2}^* & \text{для } 0 \leq k \leq L^* - 1, \\ \frac{1}{L^*} \sum_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+2}^* & \text{для } L^* - 1 \leq k \leq K^*, \\ \frac{1}{N-k} \sum_{m=k-K^*+2}^{N-K^*+1} y_{m,k-m+2}^* & \text{для } K^* \leq k \leq N. \end{cases} \quad (4)$$

Применив диагональное усреднение (4) к результирующим матрицам $\mathbf{X}_{I_k}$, мы получим ряды $\tilde{F}^{(k)} = (\tilde{f}_0^{(k)}, \dots, \tilde{f}_{N-1}^{(k)})$ и, следовательно, исходный ряд $F = (f_0, f_2, \dots, f_{N-1})$ раскладывается в сумму m рядов [6]:

$$f_n = \sum_{k=1}^m \tilde{f}_n^{(k)}. \quad (5)$$

Далее рассмотрим этап прогнозирования. Прогнозирование временного ряда на p точек вперед производится в соответствии с рекуррентной формулой

$$\tilde{x}_{N+p} = \sum_{k=1}^{L-1} a_k x_{N+1-k}, \quad (6)$$

где a_k – коэффициенты ЛФР; x_{N+1-k} – значения восстановленного ряда.

При этом прогноз на p точек вперед осуществляется как применение p раз операции прогноза на одну точку. Представим матрицу U ортонормированных собственных векторов матрицы $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$ в следующем виде:

$$U = \begin{bmatrix} u_1^{i_1} & u_1^{i_2} & \dots & u_1^{i_r} \\ u_2^{i_1} & u_2^{i_2} & \dots & u_2^{i_r} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ u_{L-1}^{i_1} & u_{L-1}^{i_2} & \dots & u_{L-1}^{i_r} \\ u_L^{i_1} & u_L^{i_2} & \dots & u_L^{i_r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_{L-1}^r \\ u_1^r \end{bmatrix}, \quad (7)$$

где U_{L-1}^r – матрица размером $(L-1) \times r$, полученная из первых $(L-1)$ строк матрицы U ; u_1^r – вектор-строка длиной r , является последней строкой матрицы U .

Тогда коэффициенты ЛФР определяются по следующей формуле:

$$(a_{L-1}, \dots, a_1)^T = \frac{1}{1 - \vartheta^2} \left[U_{L-1}^r \cdot (u_1^r)^T \right], \quad (8)$$

где ϑ – коэффициент вертикальности пространства, рассчитываемый по значениям нижней строки, матрицы U по формуле [7]:

$$\vartheta^2 = (u_L^{i_1})^2 + \dots + (u_L^{i_r})^2. \quad (9)$$

3. Подготовка исходных данных к SSA-анализу

Согласно служебной практике Росфинмониторинга особый интерес для аналитиков представляет изучение периодических компонент временных рядов показателей деятельности кредитных организаций, именно такие компоненты несут в себе информацию о наличии латентных признаков преступной деятельности.

Для анализа кредитных организаций мы использовали программу CaterpillarSSA [8], функционал которой позволяет разложить временной ряд на отдельные составляющие: компоненты, отвечающие за тренд, набор гармонических составляющих и высокочастотный случайный шум. Основным параметром алгоритма SSA является длина окна L . За редким исключением наиболее детальное разложение достигается при выборе длины окна, приблизительно равной половине длины ряда ($L = N/2$). В нашем случае анализ показателей банков проводился за период с 01.01.2013 по 01.06.2021 – 102 временных отсчетов, поэтому длина «гусеницы» была взята равной 51.

В качестве метода SSA мы использовали метод «Гусеница»-SSA с однократным центрированием [7], показавший на практике лучшие результаты по сравнению с базовым методом SSA и методом SSA

с двойным центрированием. Перед тем как перейти к многомерному виду, все временные ряды ключевых показателей были отнормированы (средствами CaterpillarSSA).

4. SSA-анализ деятельности АО «ККБ»

Рассмотрим АО «Консервативный коммерческий банк» (АО «ККБ»). За шесть месяцев до отзыва лицензии (11.02.2022) этот банк согласно методике, описанной в работе [4], оказался в зоне повышенного риска. При этом АО «ККБ» фактически не осуществляло традиционную банковскую деятельность, специализируясь на оказании услуг в области электронной коммерции. АО «ККБ» не проводилась работа по изучению операций клиентов, источники денежных средств по которым были непрозрачны. Деятельности кредитной организации были присущи риски ее вовлечения в обслуживание «теневого» игорного бизнеса, нелегальных участников финансового рынка. На рис. 1–3 представлены графики временных рядов «Прибыль», «Счета в Банке России» и «Ценные бумаги» для АО «ККБ» соответственно.

Детальные результаты SSA-анализа показателя «Прибыль» с длиной окна, равной 51, представлены на рис. 4 (зависимость квадратного корня из собственного числа траекторной матрицы от его номера) и на рис. 5 (поведение собственных векторов во времени). Из графика на рис. 4 следует, что анализируемый временной ряд можно надежно аппроксимировать небольшим количеством главных компонент (далее – ГК). Видно, что после приблизительно 18 ГК наблюдается непрерывный спад собственных чисел, которые можно интерпретировать как случайный шум.

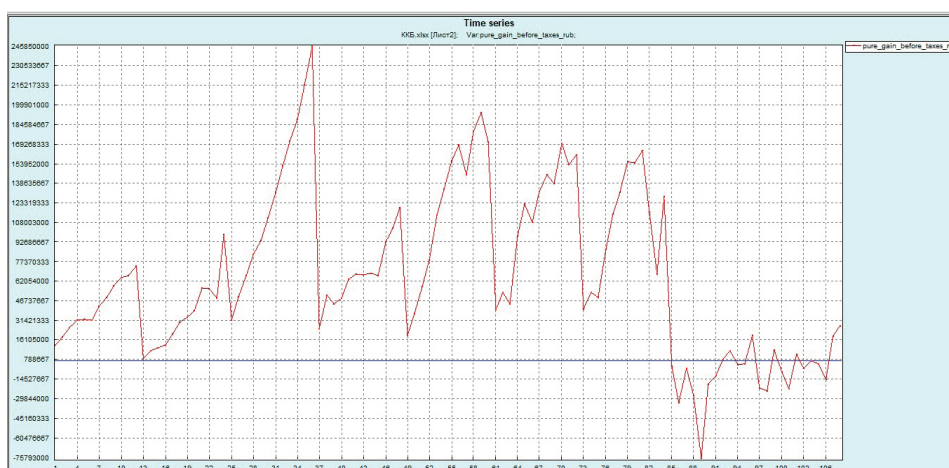


Рис. 1. Временной ряд значений показателя «Прибыль» для АО «ККБ»

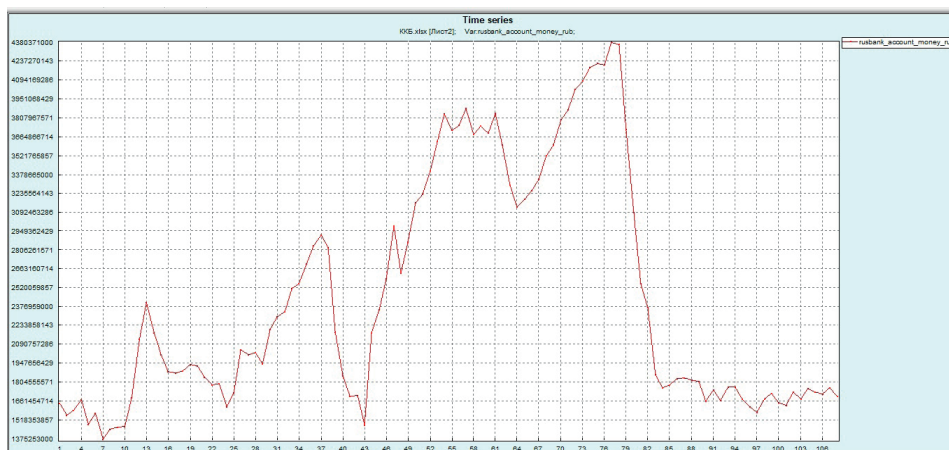


Рис. 2. Временной ряд значений показателя «Счета в Банке России» для АО «ККБ»

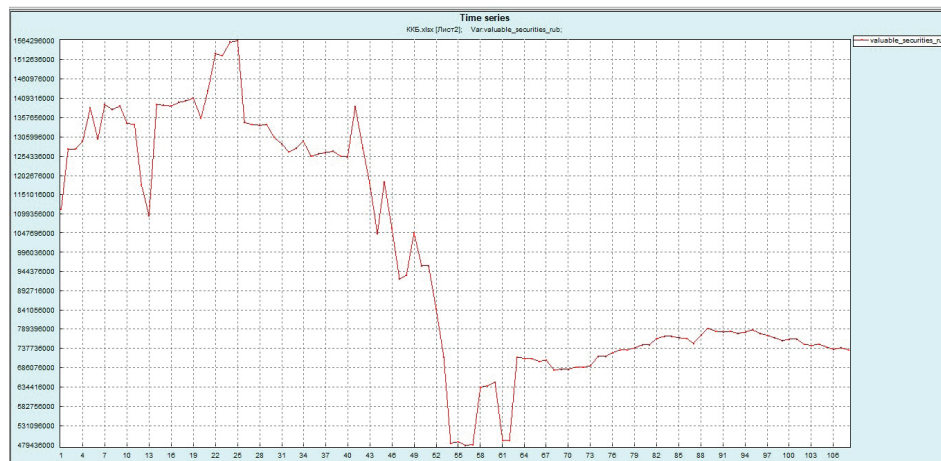


Рис. 3. Временной ряд значений показателя «Ценные бумаги» для АО «ККБ»

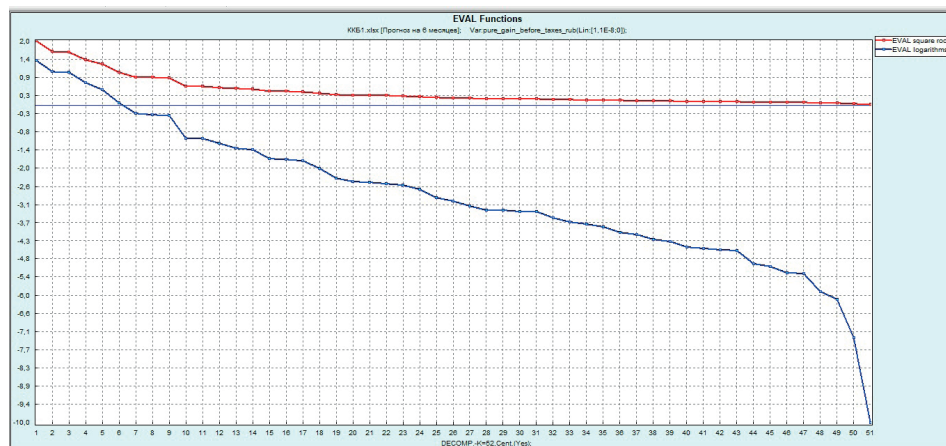


Рис. 4. Зависимость квадратного корня из собственного числа траекторной матрицы от его номера (красная кривая) для показателя «Прибыль» АО «ККБ»

Заметим, что для лучшего разложения ряда значений показателя «Прибыль» его траекторная матрица была предварительно центрирована, поэтому на рисунке 5 можно увидеть график гусеничного среднего (Average). Гусеничное среднее (далее – ГС) представляет собой нормализованный вектор средних значений по строкам траекторной матрицы. ГС соответствует константному тренду. Из графиков на рис. 5 также видно, что компоненты 1, 6, 7 отвечают за трендовые составляющие.

Вклад ГС и первых 18-ти главных компонент составил 98 %. На рис. 6 приведены: 1) сверху – исходный ряд с его аппроксимацией, реконструированной по ГС и первым 18 компонентам; 2) внизу – ряд остатков (т.е. разница между исходным и восстановленным рядами). Таким образом, с использованием метода «Гусеница»-SSA удалось обеспечить достаточно точное согласование исходного и восстановленного рядов.

На рис. 7 представлен PP-plot [9] функций накопленной вероятности для нормального распределения (изображенного отрезком прямой) и для данных, отвечающих отброшенным компонентам. Видно, что отбрасываемые данные согласуются с нормальным распределением, из чего можно предположить, что отвечающий им процесс по своему поведению близок к случайному шуму.

Далее перейдем к этапу прогнозирования методом «Гусеница»-SSA. На рис. 8 приведены результаты прогнозирования значений показателя «Прибыль» для АО «ККБ» на период в ШЕСТИ месяцев вперед, начиная с 103 точки отчета: на рисунке этот месяц отмечен вертикальным отрезком серого цвета. Слева от указанного отрезка изображен участок исходного ряда и его аппроксимация на основе 18 компонентов. Справа от указанного отрезка: а) линией синего цвета представлена прогнозная кривая; б) красными жирными линиями показаны кривые, отвечающие доверительному интервалу. Уровень доверия был задан равным 0.5.

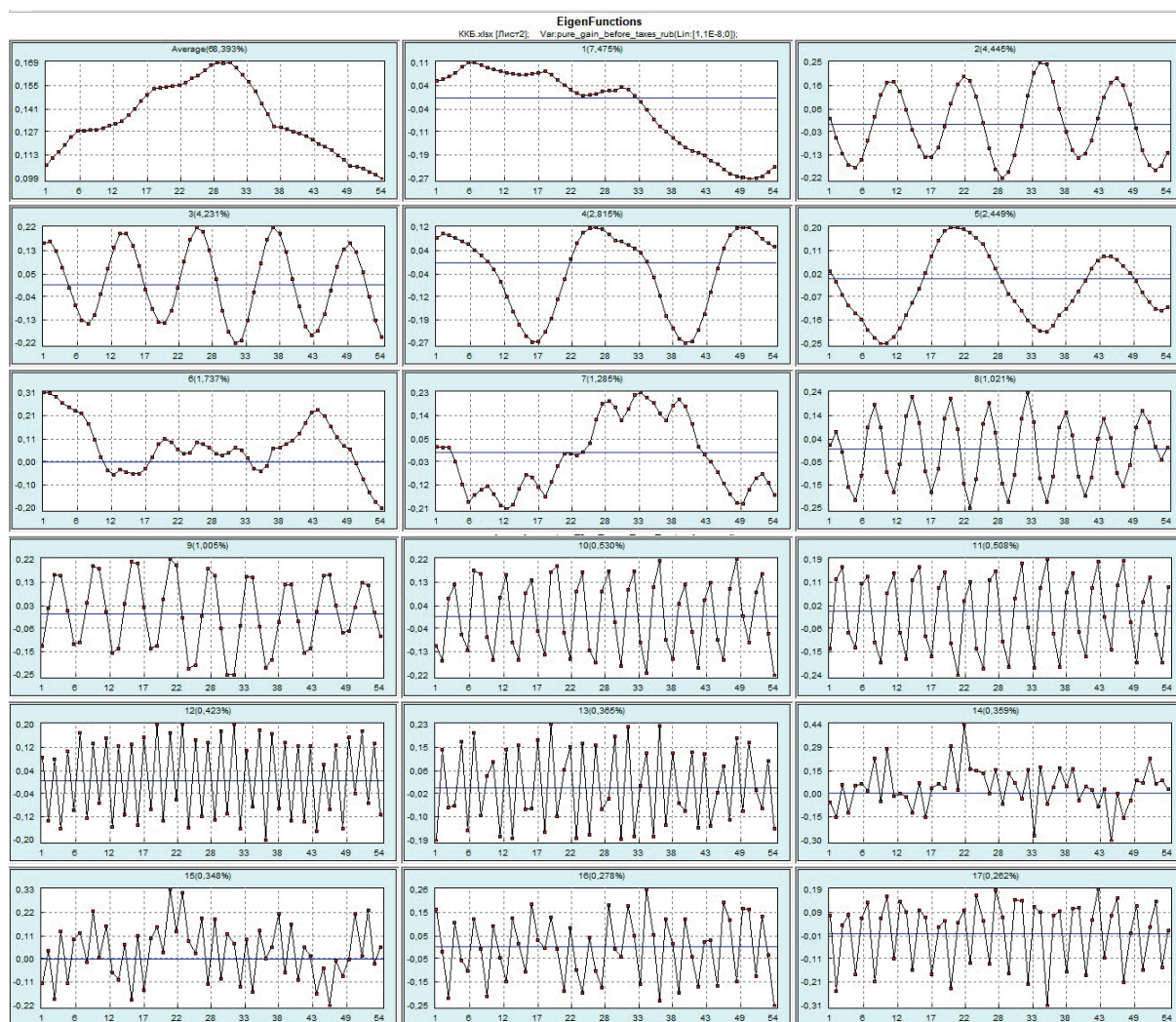


Рис. 5. Графики гусеничного среднего и первых 17-ти собственных векторов для показателя «Прибыль» АО «ККБ»

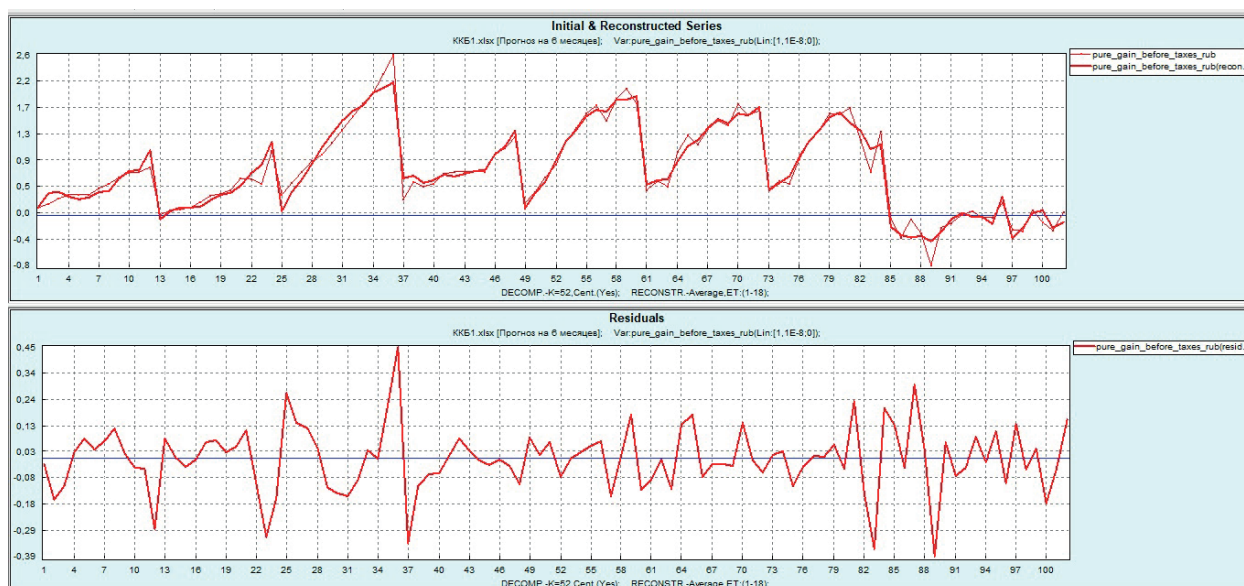


Рис. 6. Вверху – исходный и восстановленный ряд значений показателя «Прибыль» АО «ККБ», внизу – ряд остатков – похож на шум

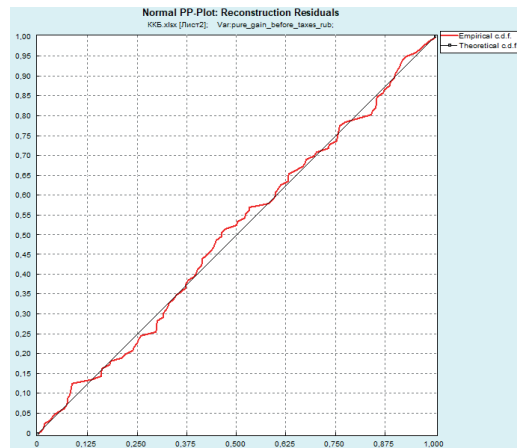


Рис. 7. Normal-pp-plot распределение, отвечающее отброшенным компонентам (для показателя «Прибыль» АО «ККБ»)

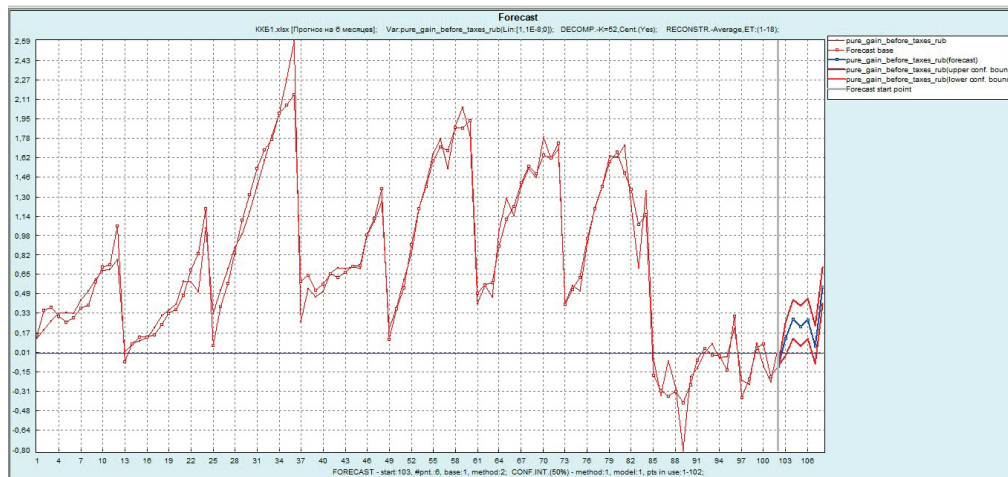


Рис. 8. Фактические и прогнозируемые значения показателя «Прибыль» для АО «ККБ» на период в 6 месяцев

Для оценки точности прогнозирования рассчитаем среднюю абсолютную процентную ошибку MAPE (10). (MAPE измеряет среднюю процентную разницу между фактическими и прогнозными значениями [10]) по формуле

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_t - \hat{x}_t|}{|x_t|} \times 100 \%, \quad (10)$$

где x_t – фактическое значение временного ряда показателя в момент t ; $\hat{x}_t$ – прогнозное значение временного ряда показателя в момент t ; n – длина временного ряда.

Оценка MAPE для прогнозной модели значений показателя «Прибыль» АО «ККБ» с использованием метода «Гусеница»-SSA составила 18 %. Точность прогноза рассчитывается по формуле (11)

$$Accuracy = 1 - MAPE. \quad (11)$$

и составила 82 %.

Далее рассмотрим результаты SSA-анализа временного ряда, содержащего значения показателя «Счета в Банке России» для АО «ККБ». На рис. 9 приведен временной ряд значений показателя «Счета в Банке России», восстановленный на основе ГС и первых 3 ГК, общий вклад которых в общую дисперсию составил 99 %.

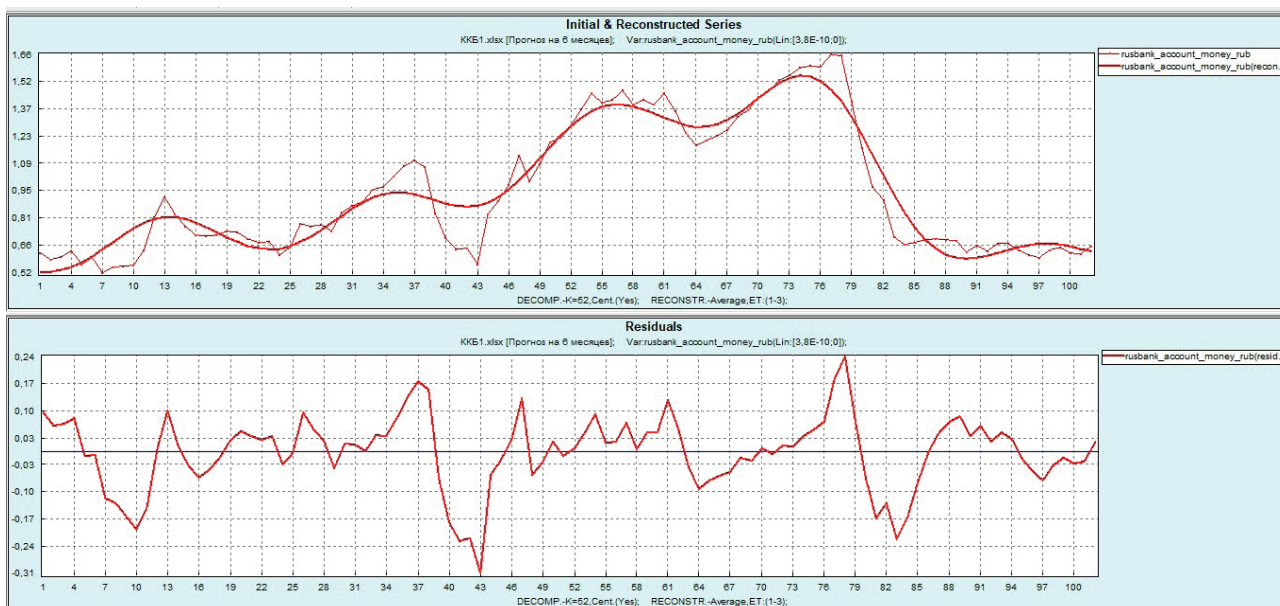


Рис. 9. Вверху – исходный и восстановленный ряд показателя «Счета в Банке России» АО «ККБ», внизу – ряд остатков

На рис. 10 представлен PP-plot функций накопленной вероятности для нормального распределения и для данных, отвечающих отброшенным компонентам.

На рис. 11 приводятся результаты прогнозирования значений показателя «Счета в Банке России» для АО «ККБ». Прогноз реализуется на период в шесть месяцев, начиная с 103 точки отчета: на рисунке этот месяц отмечен вертикальным отрезком.

Оценка MAPE для прогнозной модели значений показателя «Счета в Банке России» АО «ККБ» с использованием метода «Гусеница»-SSA составила 14 %. Точность прогноза – 86 %.

Ниже приведены результаты SSA анализа временного ряда, содержащего значения показателя «Ценные бумаги» АО «ККБ». На рис. 12 представлен временной ряд показателя «Ценные бумаги», восстановленный на основе ГС и первых 3 ГК, вклад в общую дисперсию которых составил 99 %. На рис. 13 представлен PP-plot функций накопленной вероятности для нормального распределения и для данных, отвечающих отброшенным компонентам.

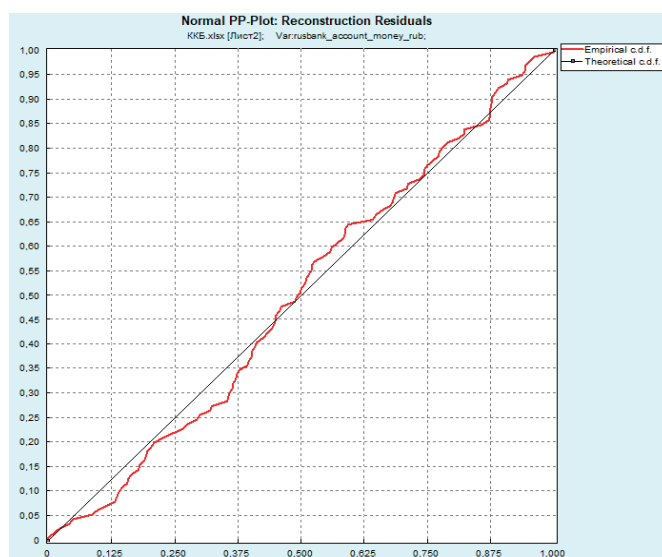


Рис. 10. Normal-pp-plot распределение, отвечающее отброшенным компонентам (для показателя «Счета в Банке России» АО «ККБ»)

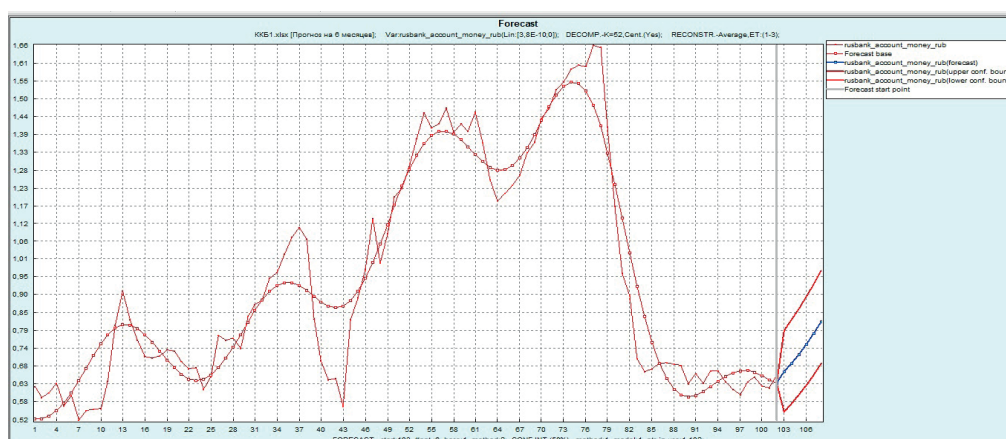


Рис. 11. Фактические и прогнозируемые значения показателя «Счета в Банке России» АО «ККБ» на период в 6 месяцев

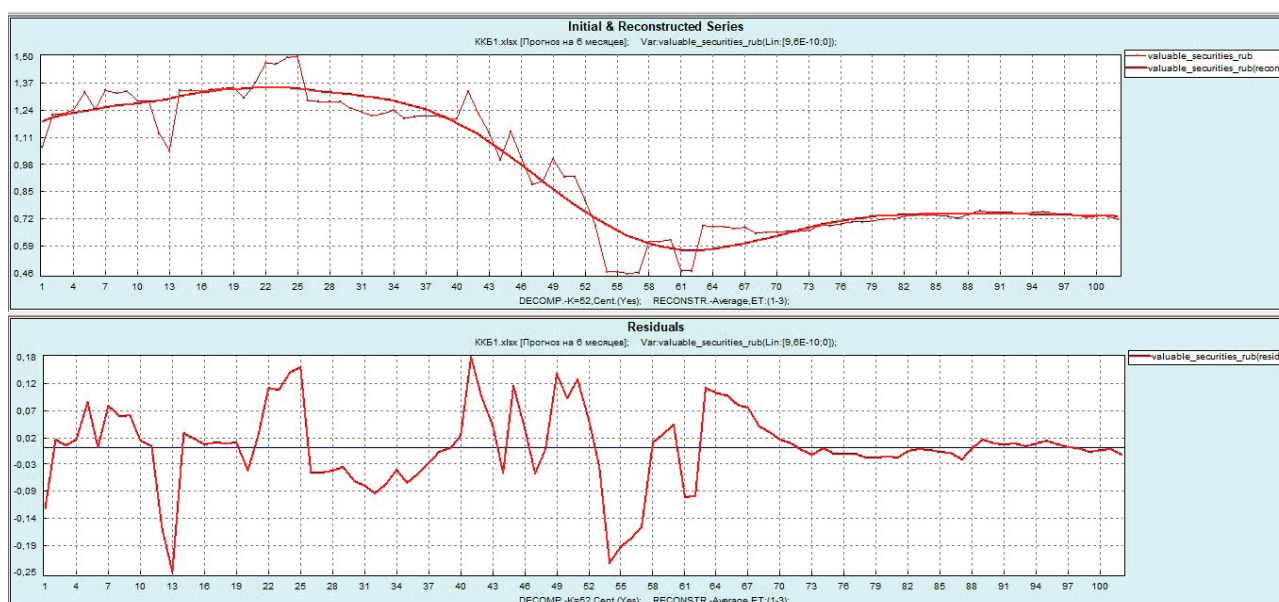


Рис. 12. Вверху – исходный и восстановленный ряд значений показателя «Ценные бумаги» АО «ККБ», внизу – ряд остатков

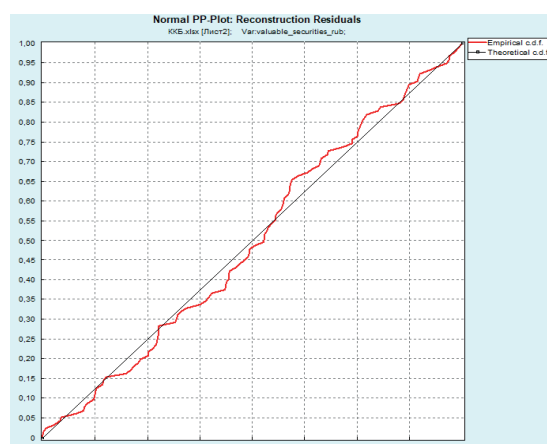


Рис. 13. Normal-pp-plot распределение, отвечающее отброшенным компонентам (для показателя «Ценные бумаги» АО «ККБ»)

На рис. 14 приводятся результаты прогнозирования значений ряда «Ценные бумаги» для АО «ККБ» на период в шесть месяцев, начиная с 103 точки отчета: на рисунке этот месяц отмечен вертикальным отрезком.

Оценка МАРЕ для прогнозной модели значений показателя «Ценные бумаги» АО «ККБ» составила 12 %. Точность прогноза – 88 %.

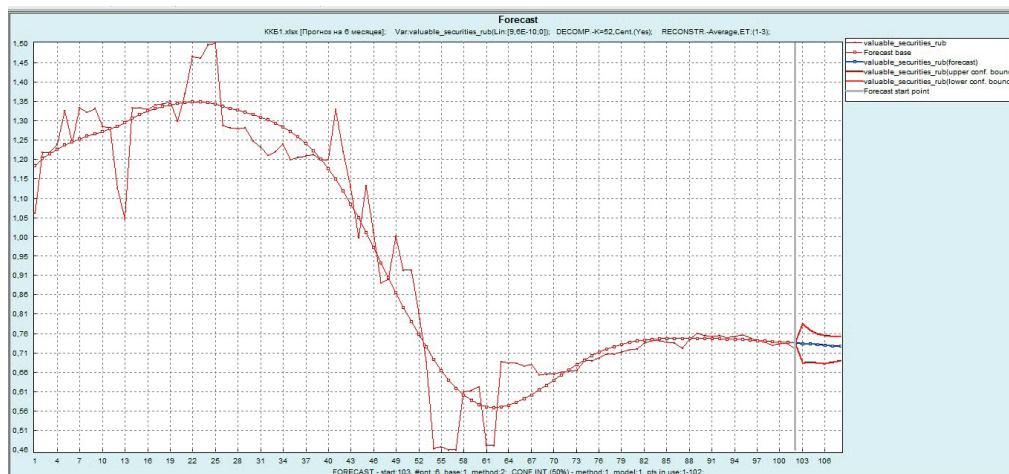


Рис. 14. Фактические и прогнозируемые значения показателя «Ценные бумаги» АО «ККБ» на период в шесть месяцев

5. SSA-анализ деятельности АО «ТБанк»

На завершающем этапе исследования рассмотрим благонадежную, с экономической точки зрения, кредитную организацию – АО «ТБанк». Для временного ряда значений показателя «Прибыль» вклад ГС и первых 12 главных компонент составил 99 %. На рис. 15 приводятся результаты прогнозирования значений ряда «Прибыль» АО «ТБанк» на период в шесть месяцев, начиная с 103 точки отчета: на рисунке этот месяц отмечен вертикальным отрезком. Уровень доверия был задан равным 0.95.

Оценка МАРЕ для прогнозной модели значений показателя «Прибыль» АО «ТБанк» составила 10 %. Точность прогноза – 90 %.

Для ряда значений показателя «Счета в Банке России» АО «ТБанк» вклад ГС и первых 11 главных компонент составил 99 %. На рисунке 16 приводятся результаты прогнозирования значений ряда «Счета в Банке России» АО «ТБанк» на период в шесть месяцев, начиная с 103 точки отчета: на рисунке этот месяц отмечен вертикальным отрезком. Уровень доверия был задан равным 0.75.

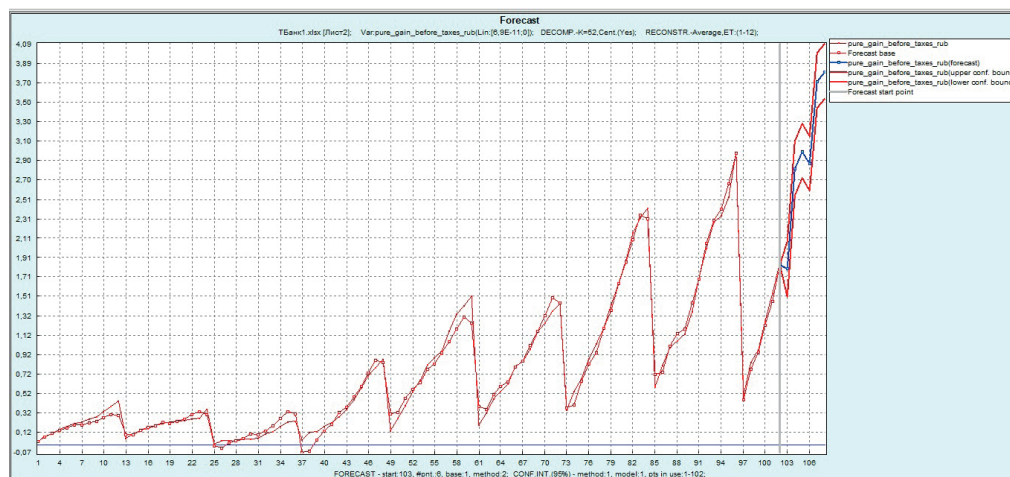


Рис. 15. Фактические и прогнозируемые значения показателя «Прибыль» АО «ТБанк» на период в шесть месяцев

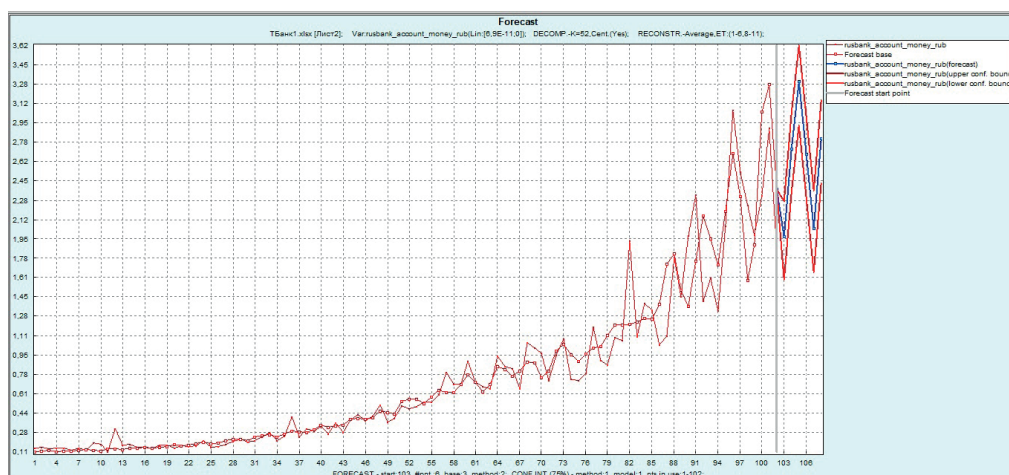


Рис. 16. Фактические и прогнозируемые значения показателя «Счета в Банке России» АО «ТБанк» на период в шесть месяцев

Оценка МАРЕ для прогнозной модели значений показателя «Счета в Банке России» АО «ТБанк» составила 19 %. Точность прогноза – 81 %.

Для ряда значений показателя «Ценные бумаги» АО «ТБанк» вклад ГС и первых трех главных компонент – 99.6 %. На рис. 17 приводятся результаты прогнозирования значений ряда «Ценные бумаги» АО «ТБанк» на период в шесть месяцев, начиная с 103 точки отчета: на рисунке этот месяц отмечен вертикальным отрезком. Уровень доверия был задан равным 0.5.

Оценка МАРЕ для прогнозной модели значений показателя «Ценные бумаги» АО «ТБанк» составила 8 %. Точность прогноза – 92 %.

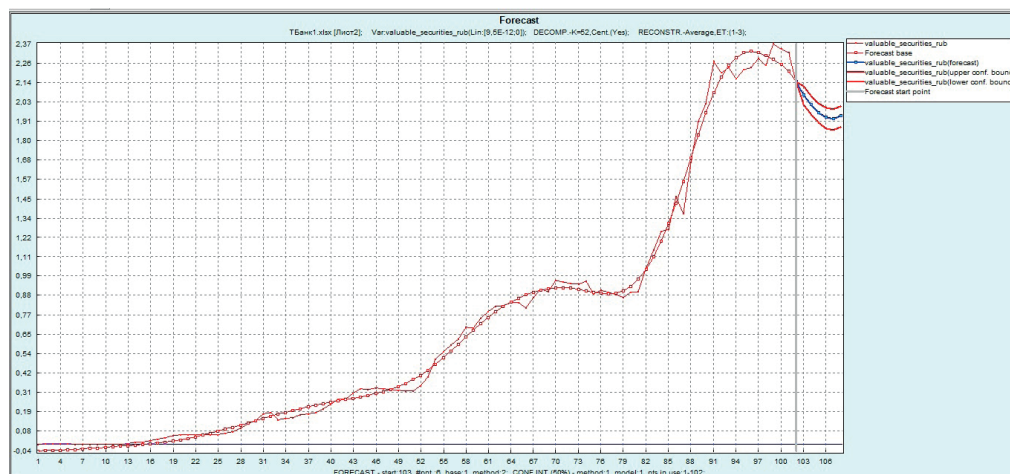


Рис. 17. Фактические и прогнозируемые значения показателя «Ценные бумаги» АО «ТБанк» на период в шесть месяцев

6. Анализ полученных результатов и выводы

В настоящей работе развит новый подход к прогнозированию финансового состояния кредитных организаций на основе их ключевых показателей («Прибыль», «Счета в Банке России», «Ценные бумаги») с использованием сингулярно-спектрального анализа методом «Гусеница»- SSA. Представлены результаты такого анализа для банка с отозванной лицензией АО «ККБ» и благонадежного банка АО «ТБанк». Применение метода «Гусеница»-SSA позволило реализовать декомпозицию анализируемых временных рядов на их составляющие: трендовые, гармонические и случайный шум. На основе отобранных главных компонент с приемлемой точностью выполнено прогнозирование рассмотренных временных рядов.

Финансирование

Работа выполнена без привлечения внешних источников финансирования.

Вклад авторов

Иванов В.В. – формулировка идеи и целей исследования, постановка задачи; разработка математической модели; проведение численных расчетов; анализ результатов вычислений; участие в проведении исследования и обсуждении результатов; подготовка текста статьи, подбор литературных источников, редактирование текста статьи, подготовка заключения.

Крянев А.В. – формулировка идеи и целей исследования, постановка задачи; разработка математической модели; участие в проведении исследования и обсуждении результатов; подготовка текста статьи, подбор литературных источников, редактирование текста статьи, подготовка заключения.

Приказчикова А.С. – разработка математической модели; проведение численных расчетов; анализ результатов вычислений; участие в проведении исследования и обсуждении результатов; подготовка текста статьи, подбор литературных источников, редактирование текста статьи, подготовка заключения.

Акишина Е.П. – проведение численных расчетов; анализ результатов вычислений; участие в проведении исследования и обсуждении результатов; подготовка текста статьи, подбор литературных источников, редактирование текста статьи, подготовка заключения.

Конфликт интересов

Конфликт интересов отсутствует.

Список литературы

1. *Вохмянин С.В., Сенашов С.И.* Метод «Гусеница»-SSA как инструмент прогнозирования состояния финансового рынка // Актуальные проблемы авиации и космонавтики, 2010 Т. 1. № 6. С. 409–410.
2. *Зиненко А.В.* Прогнозирование финансовых временных рядов с использованием сингулярного спектрального анализа // Бизнес-информатика, 2023. Т. 17. № 3. С. 87–100. DOI: 10.17323/2587-814X.2023.3.87.100.
3. *Савин А.С., Хохлов А.А., Четов А.И.* Анализ временных рядов в приложении к изучению поведения покупателей // Интернет-журнал «Науковедение», 2015. Т.7, № 3. <http://naukovedenie.ru/PDF/41TVN315.pdf> (доступ свободный). DOI: 10.15862/41TVN315.
4. *Акишина Е.П., Иванов В.В., Крянев А.В., Приказчикова А.С.* Многомерный анализ данных в задаче прогнозирования попадания кредитных организаций в зону риска // Вестник НИЯУ МИФИ, 2024. Т. 13. № 1. С. 22–29. <https://doi.org/10.26583/vestnik.2024.302>. EDN: HUDHFW.
5. *Акишина Е.П., Иванов В.В., Крянев А.В., Приказчикова А.С.* Разработка математических моделей классификации кредитных организаций с использованием деревьев решений и их ансамблей // Вестник НИЯУ МИФИ, 2024. Т. 13. № 4. С. 242–250. <https://doi.org/10.26583/vestnik.2024.350>. EDN: LGWWEN.
6. *Голяндина Н.Э.* Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов. СПб.: Издательский Центр «Академия», 2004. 52 с.
7. Главные компоненты временных рядов: метод Гусеница /Под ред. Д.Л. Данилова и А.А. Жиглявского. СПб.: СПбГУ, 1997. 307 с.
8. GistaT Group. Caterpillar-SSA, version 3.40. Professional M Edition. [Электронный ресурс]. URL: <http://www.gistatgroup.com/cat/>. (дата обращения 10.12.2024).
9. *Gibbons J.D., Chakraborti S.* Nonparametric statistical inference, 4th Edition. CRC Press, 2003, 682 p. ISBN 978-0-8247-4052-8.
10. *Турунцева М.Ю.* Оценка качества прогнозов: простейшие методы // Российское предпринимательство, 2011. Т. 12, № 8 (1). С. 50–56.

The credit organizations financial state forecasting based on singular-spectral analysis

V. V. Ivanov^{1,2}, A. V. Krynev^{2,1,✉}, A. S. Prikazchikova², E. P. Akishina¹

¹ Joint Institute for Nuclear Research, Dubna, 141980, Russia,

² National Research Nuclear University «MEPhI», Moscow, 115409, Russia,

✉ AVKrynev@mephi.ru

Received January 15, 2024; revised January 29, 2025; accepted January 31, 2025

Singular spectrum analysis is successfully applied in many practical problems of mathematical modeling, including economic ones. The purpose of this work is to develop a new mathematical approach for forecasting the values of key performance indicators of credit institutions («Profit», «Accounts with the Bank of Russia», «Securities»), presented as time series with an observation step of one month. The analysis and forecasting of key indicators was carried out using singular spectrum analysis by the «Caterpillar»-SSA method in the CaterpillarSSA program. The relevance of the study is due to the need to implement new efficient computing technologies for the early warning systems of the Bank of Russia and Rosfinmonitoring. The article presents the implementation of the «Caterpillar»-SSA method for assessing the financial condition of two types of credit institutions: a bank with a revoked license (JSC Bank «CCB») and a reliable bank (JSC «TBank»). The authors managed to implement the decomposition of time series of key indicators into a trend, harmonic and noise components. Based on the principal components responsible for the trend and periodicity, the reconstruction and forecasting of the considered time series for 6 months ahead were performed with high accuracy.

Keywords: singular spectrum analysis, «Caterpillar»-SSA method, forecasting, time series, credit institutions, mathematical methods

References

1. *Vokhmyanin S.V., Senashov S.I.* Metod «Gusenica»-SSA kak instrument prognozirovaniya sostoyaniya finansovogo rynka. [The Caterpillar-SSA method as a tool for forecasting the state of the financial market]. Aktual'nye problemy aviatsii i kosmonavтики, 2010, vol. 1, no. 6, pp. 409–410.
2. *Zinenko A.V.* Prognozirovanie finansovykh vremennykh ryadov s ispol'zovaniem singulyarnogo spektral'nogo analiza [Forecasting financial time series using singular spectrum analysis]. Biznes-informatika, 2023, vol. 17, no. 3, pp. 87–100. DOI: 10.17323/2587-814X.2023.3.87.100.
3. *Savin A. S., Khokhlov A. A., Chetov A. I.* Analiz vremennykh ryadov v prilozhenii k izucheniyu povedeniya pokupatelej. [Time Series Analysis in Application to the Study of Consumer Behavior]. Internet-zhurnal «Naukovedenie» [Internet Journal «Science Studies»], 2015. vol. 7, no. 3. <http://naukovedenie.ru/PDF/41TVN315.pdf> (free access). DOI: 10.15862/41TVN315.
4. *Akishina E.P., Ivanov V.V., Krynev A.V., Prikazchikova A.S.* Mnogomernyj analiz dannykh v zadache prognozirovaniya popadaniya kreditnykh organizatsij v zonu riska. [Multivariate data analysis in the problem of predicting whether credit institutions will fall into the risk zone]. Vestnik NIYaU MIFI, 2024, vol. 13, no.1, pp. 22–29. <https://doi.org/10.26583/vestnik.2024.302>. EDN: HUDHFW.
5. *Akishina E.P., Ivanov V.V., Krynev A.V., Prikazchikova A.S.* Razrabotka matematicheskikh modelej klassifikatsii kreditnykh organizatsij s ispol'zovaniem derev'ev reshenij i ih ansamblej [Development of mathematical models for the classification of credit institutions using decision trees and their ensembles]. Vestnik NIYaU MIFI, 2024, vol. 13, no.4, pp. 242–250. <https://doi.org/10.26583/vestnik.2024.350>. EDN: LGWWEH.
6. *Golyandina N.E.* Metod «Gusenica»-SSA: analiz vremennykh ryadov [The Caterpillar-SSA Method: Time Series Analysis]. Sankt –Peterburg, Izdatel'skij Centr «Akademiya» Publ., 2004. 52 p.

7. *Glavnye komponenty vremennyh ryadov: metod Gusenica* /Pod red. D.L. Danilova i A.A. Zhiglyavskogo [Principal Components of time series: The Caterpillar Method / Ed. by D. L. Danilov and A. A. Zhiglyavsky].]. Sankt-Peterburg, SPbGU Publ., 1997. 307 p.
8. GistaT Group. CaterpillarSSA, version 3.40. Professional M Edition. Available at: <http://www.gistatgroup.com/cat/>. (accessed 10.12.2024)
9. *Gibbons J.D., Chakraborti S.* Nonparametric statistical inference, 4th Edition. CRC Press, 2003, 682 p. ISBN 978-0-8247-4052-8.
10. *Turuntseva M.Y.* Ocenka kachestva prognozov: prostejshie metody [Assessment of Forecast Quality: the Simplest Methods]. Rossijskoe predprinimatel'stvo, 2011, vol. 12, no. 8(1), pp. 50–56.