Санкт-Петербургский государственный университет

Прикладная математика и информатика

Отчет по учебной практике 3 (научно-исследовательской работе) (семестр 6)

Метод Монте-Карло SSA для многомерных временных рядов

Выполнил:

Потешкин Егор Павлович

группа 20.Б04-мм

Научный руководитель:

к. ф.-м. н., доцент

Голяндина Нина Эдуардовна

Кафедра Статистического Моделирования

Санкт-Петербург

2023

Оглавление

Введение

Рассмотрим вещественнозначный временной ряд, т.е. последовательность вещественнозначных чисел, упорядоченных по времени. Метод Singular Spectrum Analysis (SSA) позволяет представить такой ряд в виде суммы интерпретируемых компонент, таких как тренд, периодические компоненты и шум, что упрощает процесс анализа временного ряда.

В повседневной жизни чаще всего временные ряды встречаются в виде детерминированного сигнала и случайного шума. Тогда возникает задача обнаружения сигнала в шуме. Метод Monte-Carlo SSA — решение этой задачи.

Существует вариант Monte-Carlo SSA для анализа многомерных временных рядов, однако этот вариант мало исследован. В работе [1] были численно исследованы свойства метода Monte-Carlo SSA, однако исследование не было завершено полностью, возникла проблема необходимости реализации Тёплицева варианта Multivariate SSA (MSSA), но ее не было в используемом пакете Rssa [2].

Целью данной работы является реализация метода Тёплицева MSSA двумя способами, а также сравнение способов между собой и с базовой версией MSSA. Было произведено сравнение точности методов в восстановлении сигнала и в использовании в Monte-Carlo MSSA.

Глава 1

Метод MSSA

Метод Multivariate Singular Spectrum Analysis (сокращенно MSSA) состоит из четырех этапов: *вложения*, *разложения*, *группировки* и *диагонального усреднения*. Давайте начнем с общих частей всех версий алгоритмов SSA. Этими общими частями являются процедура вложения и диагонального усреднения (ганкелизации).

Определение 1. Пусть X — одномерный временной ряд длины N. Выберем параметр L, называемый *длиной окна*, $1 < L < N$. Рассмотрим $K = N - L + 1$ векторов вложения $X_i = (x_i, \ldots, x_{i+L-1})^{\mathrm{T}},\ 1 \leqslant j \leqslant K$. Определим оператор вложения $\mathcal{T}$ следующим образом:

$$\mathcal{T}(\mathsf{X}) = \mathbf{X} = [X_1 : \ldots : X_K] = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_K \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{K+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_L & x_{L+1} & \cdots & x_N \end{pmatrix}. \tag{1.1}$$

Определение 2. Матрицу $\mathbf{X}$ из (1.1) называют траекторной матрицей.

Заметим, что матрица $\mathbf{X}$ является *ганкелевой*, т.е на всех ее побочных диагоналях стоят одинаковые элементы, а оператор $\mathcal{T}$ задает взаимно-однозначное соответствие между множеством временных рядов длины N и множеством ганкелевых матриц $L \times K$.

Определение 3. Пусть $\mathbf{Y} = \{y_{ij}\}_{i,j=1}^{L,K}$ — некоторая матрица. Определим оператор ганкелизации $\mathcal{H}$:

$$(\mathcal{H}(\mathbf{Y}))_{ij} = \sum_{(l,k)\in A_s} y_{lk}/w_s, \tag{1.2}$$

где $s = i+j-1$, $A_s = \{(l,k)\ :\ l+k = s+1,\ 1 \leqslant l \leqslant L,\ 1 \leqslant k \leqslant K\}$ и $w_s = |A_s|$ — количество элементов в множестве A_s. Это соответствует усреднению элементов матрицы $\mathbf{Y}$ по побочным диагоналям.

1.1. Описание метода

Рассмотрим вещественнозначные одномерные временные ряды $\mathsf{X}^{(d)} = (x_1^{(d)}, x_2^{(d)}, \ldots, x_{N_d}^{(d)})$ длины $N_d > 2$, $d = 1, \ldots, D$. Составим из этих рядов $\mathsf{X} = \{\mathsf{X}^{(d)}\}_{d=1}^{D}$ — D-канальный временной ряд с длинами N_d.

1.1.1. Вложение

Зафиксируем L, $1 < L < \min(N_1, \ldots, N_D)$. Для каждого ряда $\mathsf{X}^{(d)}$ составим траекторную матрицу $\mathbf{X}^{(d)}$. Обозначим $K = \sum_{d=1}^{D} K_d$. Результатом этапа вложения является траекторная матрица многоканального временного ряда

$$\mathbf{X} = [\mathcal{T}(\mathsf{X}^{(1)}) : \ldots : \mathcal{T}(\mathsf{X}^{(D)})] = [\mathbf{X}^{(1)} : \ldots : \mathbf{X}^{(D)}]. \tag{1.3}$$

1.1.2. Разложение

Задача этапа разложения — разбить траекторную матрицу $\mathbf{X}$ в сумму матриц ранга 1. В базовой версии MSSA используется сингулярное разложение (SVD).

Положим $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}$. Пусть λ_i — собственные числа, а U_i — ортонормированная система векторов матрицы $\mathbf{S}$. Упорядочим λ_i по убыванию и найдем p такое, что $\lambda_p > 0$, а $\lambda_{p+1} = 0$. Тогда

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^{p} \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^{\mathrm{T}} = \sum_{i=1}^{p} \mathbf{X}_i,$$

где $V_i = \mathbf{X}^{\mathrm{T}} U_i / \sqrt{\lambda_i}$. Тройку $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i)$ принято называть i-й собственной тройкой сингулярного разложения, $\sqrt{\lambda_i}$ — сингулярным числом, U_i — левым сингулярным вектором, а V_i — правым сингулярным вектором. Отметим, что левые сингулярные векторы имеют размерность L, а правые сингулярные вектора — размерность K.

1.1.3. Группировка

На этом шаге множество индексов $I = \{1, \ldots, p\}$ разбивается на m непересекающихся множеств $I_m, \ldots, I_m$ и матрица $\mathbf{X}$ представляется в виде суммы

$$\mathbf{X} = \sum_{k=1}^{m} \mathbf{X}_{I_k},$$

где $\mathbf{X}_{I_k} = \sum_{i \in I_k} \mathbf{X}_i$.

1.1.4. Диагональное усреднение

Финальным шагом MSSA является преобразование каждой матрицы $\mathbf{X}_{I_k}$, составленной в разделе 1.1.3, в D-канальный временной ряд следующим образом:

$$\mathsf{X}_{I_k} = [\mathcal{T}^{-1} \circ \mathcal{H}(\mathbf{X}_{I_k}^{(1)}) : \ldots : \mathcal{T}^{-1} \circ \mathcal{H}(\mathbf{X}_{I_k}^{(D)})], \tag{1.4}$$

где $\mathcal{T}$ — оператор вложения (1.1), $\mathcal{H}$ — оператор ганкелизации (1.2).

1.1.5. Частный случай

При $D = 1$ X — одномерный временной ряд, и приведенный выше алгоритм совпадает с алгоритмом Basic SSA, описанный в [3].

1.2. Модификации метода

1.2.1. Тёплицев MSSA

В случае анализа стационарных рядов можно улучшить базовый метод, используя другое разложение матрицы $\mathbf{X}$. Для начала введем следующее понятие.

Определение 4. Пусть $\mathsf{X} = (x_1, \ldots, x_N)$ — одномерный временной ряд и L — фиксированное. Тёплицевой L-ковариационной матрицей называют матрицу $\widetilde{\mathbf{C}}$ с элементами

$$\widetilde{c}_{ij} = \frac{1}{N - |i-j|} \sum_{n=1}^{N-|i-j|} x_n x_{n+|i-j|}, \quad 1 \leqslant i, j \leqslant L.$$

Пусть теперь $\mathsf{X} = \{\mathsf{X}^{(d)}\}_{d=1}^{D}$ — D-канальный временной ряд с длинами N_d. Тогда можно получить разложение $\mathbf{X}$ двумя способами:

1. Пусть $\widetilde{\mathbf{C}}_1, \ldots, \widetilde{\mathbf{C}}_D$ — тёплицевы матрицы для каждого канала. Рассмотрим $\widetilde{\mathbf{C}} = \sum_{d=1}^{D} \widetilde{\mathbf{C}}_d$. Найдем ортонормированные собственные векторы $H_1, \ldots, H_L$ матрицы $\widetilde{\mathbf{C}}$ и разложим траекторную матрицу $\mathbf{X}$ следующим образом:

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^{L} \sigma_i H_i Q_i^{\mathrm{T}}, \tag{1.5}$$

где $Z_i = \mathbf{X}^{\mathbf{T}} U_i$, $Q_i = Z_i / \|Z_i\|$ и $\sigma_i = \|Z_i\|$.

2. Если все каналы одинаковой длины N, можно рассмотреть блочную матрицу размера $DK \times DK$:

$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} \mathbf{T}_{1,1} & \mathbf{T}_{1,2} & \cdots & \mathbf{T}_{1,D} \\ \mathbf{T}_{2,1} & \mathbf{T}_{2,2} & \cdots & \mathbf{T}_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{T}_{D,1} & \mathbf{T}_{D,D} & \cdots & \mathbf{T}_{D,D} \end{pmatrix},$$

где $K = N - L + 1$. Элементы каждого блока $\mathbf{T}_{lk}$ имеют вид

$$t_{ij}^{(lk)} = \frac{1}{\tilde{N}} \sum_{n=\max(1,1+i-j)}^{\min(N,N+i-j)} f_n^{(l)} f_{n+j-i}^{(k)}, \quad 1 \leqslant i, j \leqslant K,$$

где $\tilde{N} = \min(N, N+i-j) - \max(1, 1+i-j) + 1$. Найдя ортонормированные собственные векторы $Q_1, \ldots, Q_{DK}$ матрицы $\mathbf{T}$, получаем разложение

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^{DK} \sigma_i H_i Q_i^{\mathrm{T}}, \tag{1.6}$$

где $Z_i = \mathbf{X} Q_i$, $H_i = Z_i / \|Z_i\|$ и $\sigma_i = \|Z_i\|$.

Шаги группировки и диагонального усреднения можно оставить в том виде, в котором они представлены в разделе 1.1.3 и в разделе 1.1.4.

Для конкретности, будем называть первый метод Sum, а второй — Block. Стоит отметить, что в Sum собственные векторы матрицы $\widetilde{\mathbf{C}}$ — аналоги левых сингулярных векторов матрицы $\mathbf{X}$, в то время как в Block собственные векторы матрицы $\mathbf{T}$ — аналоги правых сингулярных векторов. В дальнейшем будем просто называть их *левыми* и *правыми векторами*.

1.3. Выбор длины окна (численное исследование)

Посмотрим на точность базового и модифицированных методов, для разных значений параметра L, наподобие работы [4]. Рассмотрим следующий двухканальный временной ряд: $(\mathsf{F}^{(1)}, \mathsf{F}^{(2)}) = (\mathsf{H}^{(1)}, \mathsf{H}^{(2)}) + (\mathsf{N}^{(1)}, \mathsf{N}^{(2)})$, где $\mathsf{H}^{(1)}$, $\mathsf{H}^{(2)}$ — гармоники, а $\mathsf{N}^{(1)}$, $\mathsf{N}^{(2)}$ — независимые реализации гауссовского белого шума. Гауссовский белый шум — стационарный случайный процесс, имеющий нормальное распределение. Как и в [4], пусть $N = 71$, дисперсия шумовых компонент $\sigma^2 = 25$, число повторений равно 10000. Рассмотрим 2 случая:

1. Одинаковые периоды:

$$h_n^{(1)} = 30\cos(2\pi n/12), \quad h_n^{(2)} = 20\cos(2\pi n/12), \quad n = 1, \ldots N.$$

2. Разные периоды:

$$h_n^{(1)} = 30\cos(2\pi n/12), \quad h_n^{(2)} = 20\cos(2\pi n/8), \quad n = 1, \ldots N.$$

В таблице 1.1 представлены результаты восстановления сигнала для разных L. Данные для методов SSA и MSSA были взяты из работы [4]. Наиболее точные результаты для каждого метода были выделены жирным шрифтом. Как видим из таблицы 1.1, в обоих

Таблица 1.1. MSE восстановления сигнала.

Случай 1	$L = 12$	$L = 24$	$L = 36$	$L = 48$	$L = 60$
MSSA	3.18	1.83	1.59	**1.47**	2.00
SSA	3.25	**2.01**	**2.00**	**2.01**	3.25
Sum	3.17	1.75	1.44	**1.32**	**1.33**
Block	1.39	**1.26**	**1.25**	1.33	1.97
Случай 2	$L = 12$	$L = 24$	$L = 36$	$L = 48$	$L = 60$
MSSA	6.91	3.77	3.07	**2.88**	3.84
SSA	3.23	**2.01**	**2.00**	**2.01**	3.23
Sum	6.88	3.65	2.64	2.37	**2.27**
Block	4.47	3.67	**3.22**	**3.23**	3.8

случаях метод Sum показывал наилучший результат для $L > (N+1)/2$, в то время как метод Block наиболее точен при длине окна, близкой к половине длины ряда, причем оба метода в случае одинаковых периодов показывают лучше результат, чем MSSA.

Глава 2

Метод Monte-Carlo MSSA

2.1. Постановка задачи

Рассмотрим задачу поиска сигнала (не случайной составляющей) в многоканальном временном ряде. Нулевая гипотеза H_0 — отсутствие сигнала (ряд состоит из чистого шума). Тогда альтернатива H_1 — ряд содержит сигнал, например, периодическую составляющую.

Определение 5. Случайный вектор $\boldsymbol{\xi} = (\xi_1, \ldots, \xi_N)$ называют красным шумом с параметрами φ и δ, если $\xi_n = \varphi\xi_{n-1} + \delta\varepsilon_n$, где $0 < \varphi < 1$, ε_n — белый гауссовский шум со средним значением 0 и дисперсией 1 и ξ_1 имеет нормальное распределение с нулевым средним и дисперсией $\delta^2/(1-\varphi^2)$.

В данной главе под шумом будем подразумевать именно красный, причем с известными параметрами. Также будем рассматривать только односторонние критерии.

2.2. Одиночный тест

Пусть $\boldsymbol{\xi} = \{\boldsymbol{\xi}^{(d)}\}_{d=1}^{D}$ — D-канальный красный шум. Зафиксируем длину окна L и обозначим траекторную матрицу ряда $\boldsymbol{\xi}$ как $\boldsymbol{\Theta}$. Рассмотрим вектор $W \in \mathbb{R}^L$ такой, что $\|W\| = 1$. Введем величину

$$p = \|\boldsymbol{\Theta}^{\mathrm{T}} W_k\|^2.$$

Статистикой критерия является величина

$$\widehat{p} = \|\mathbf{X}^{\mathrm{T}} W\|^2.$$

Если вектор W — синусоида с частотой ω, то $\widehat{p}$ отражает вклад частоты w в исходный ряд.

Рассмотрим алгоритм статистического критерия проверки наличия сигнала в ряде с проекцией на один вектор W, описанный в работе [5].

Алгоритм 1. Одиночный тест [5]

1. Построить статистику критерия $\widehat{p}$.

2. Построить доверительную область случайной величины p: интервал от нуля до $(1-\alpha)$-квантиля, где α — уровень значимости.

3. Если $\widehat{p}$ не попадает в построенный интервал — H_0 отвергается.

Построенная доверительная область называется *прогнозируемым интервалом* с уровнем доверия $1-\alpha$.

В большинстве случаев, распределение p неизвестно. Поэтому оно оценивается методом Монте-Карло: берется G реализаций случайной величины $\boldsymbol{\xi}$, для каждой вычисляется p и строится эмпирическое распределение. В связи с этим описанный выше алгоритм называют методом Monte-Carlo SSA.

2.3. Множественный тест

Пусть теперь частоты периодических компонент неизвестны (что не редкость на практике), но известен диапазон частот и нужно проверить, что в ряде присутствует сигнал с хотя бы одной частотой из заданного диапазона. Тогда нулевая гипотеза H_0 о том, что ряд не содержит сигнала ни на одной из частот из рассматриваемого диапазона, а альтернатива H_1 — ряд содержит сигнал с хотя бы одной частотой, принадлежащей рассматриваемому диапазону.

Пусть $W_1, \ldots, W_H$ — вектора для проекции. В таком случае нужно построить H предсказательных интервалов по выборкам $P_k = \{p_{ki}\}_{i=1}^{G}$ с элементами

$$p_{ki} = \|\Xi_i^{\mathrm{T}} W_k\|^2, \quad i = 1, \ldots, G;\ k = 1, \ldots, H, \tag{2.1}$$

где G — количество суррогатных реализаций $\boldsymbol{\xi}$, Ξ_i — траекторная матрица i-й реализации $\boldsymbol{\xi}$.

В работе [5] подробна описана проблема множественного тестирования, когда вероятность ложного обнаружения периодической составляющей для одной из рассматриваемых частот (групповая ошибка I рода) неизвестна и значительно превышает заданный уровень значимости (частота ошибок одиночного теста), и ее решение. Приведем модифицированный алгоритм построения критерия в случае множественного тестирования, который будем использовать в дальнейшем.

Алгоритм 2. Multiple MC-SSA [5]

1. Для $k = 1, \ldots, H$ вычисляется статистика $\widehat{p}_k$, выборка $P_k = \{p_{ki}\}_{i=1}^{G}$, ее среднее μ_k и стандартное отклонение σ_k.

2. Вычисляется $\eta = (\eta_1, \ldots, \eta_G)$, где

$$\eta_i = \max_{1 \leqslant k \leqslant H} (p_{ki} - \mu_k)/\sigma_k, \quad i = 1, \ldots, G.$$

3. Находится q_k как выборочный $(1-\alpha)$-квантиль η, где α — уровень значимости.

4. Нулевая гипотеза не отвергается, если

$$\max_{1 \leqslant k \leqslant H} (\widehat{p}_k - \mu_k)/\sigma_k < q.$$

5. Если H_0 отвергнута, вклад W_k (и соответствующей частоты) существеннен, если $\widehat{p}_k$ превосходит $\mu_k + q\sigma_k$. Таким образом, $[0, \mu_k + q\sigma_k]$ считаются скорректированными интервалами прогнозирования.

2.4. Выбор векторов для проекции

Для начала отметим, что в одномерном случае можно рассматривать как проекции на собственные вектора, так и на факторные — не имеет значения, поскольку собственные векторы становятся факторными при изменении длины окна с L на $N - L + 1$. А в многомерном случае это не так по построению матрицы (1.3), поэтому их нужно рассматривать по-отдельности.

Перечислим основные способы выбора векторов для проекции. Первый вариант — рассматривать собственные векторы теоретической ковариационной матрицы красного шума. Пусть $\boldsymbol{\xi} = \{\boldsymbol{\xi}^{(d)}\}_{d=1}^{D}$ — D-канальный красный шум с параметрами φ_d и δ_d. При рассмотрении собственных векторов матрица, разложение которой дает эти собственные векторы, имеет вид $\sum_{d=1}^{D} \sigma_d \{\varphi_d^{|i-j|}\}_{i,j=1}^{L}$, а при рассмотрении факторных векторов матрица имеет блочно-диагональный вид с блоками $\sigma_d \{\varphi_d^{|i-j|}\}_{i,j=1}^{K_d}$, где $\sigma_d = \delta_d^2/(1-\varphi_d^2)$. Такой вариант в обоих случаях дает точный критерий при любой длине окна.

Второй вариант — рассматривать левые или правые векторы матрицы $\mathbf{X}$. Этот вариант, вообще говоря, радикальный, поскольку, если рассматривать реализацию шума $\boldsymbol{\xi}$, левые и правые векторы его траекторной матрицы всегда будут разными (будут подстраиваться под конкретную реализацию), в то время как в первом варианте векторы зависят только от его параметров. Однако, используя поправку, описанную в работе [1], можно сделать радикальный критерий точным.

Если рассматривать левые векторы, то их длина равна L, а сами векторы отображают общую структуру для всех рядов. Если же рассматривать правые, то их длина равна $D(N-L+1)$, а сами векторы имеют составную структуру, где каждому ряду соответствует вектор длины $N-L+1$.

Определение 6. ROC-кривая — это кривая, задаваемая параметрически

$$\begin{cases} x = \alpha_I(\alpha) \\ y = \beta(\alpha) \end{cases}, \quad \alpha \in [0,1],$$

где $\alpha_I(\alpha)$ — функция зависимости ошибки первого рода α_I от уровня значимости α, $\beta(\alpha)$ — функция зависимости мощности β от уровня значимости α.

С помощью ROC-кривых можно сравнивать по мощности неточные (в частности, радикальные) критерии. Отметим, что для точного критерия ROC-кривая совпадает с графиком мощности, так как $\alpha_I(\alpha) = \alpha$.

2.5. Численное сравнение методов

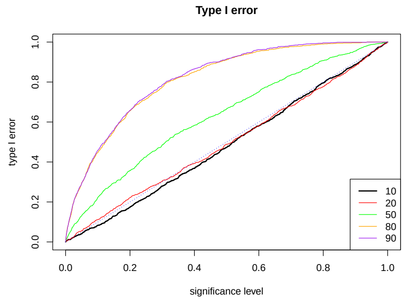
В одномерном случае было установлено, что если вместо SVD разложения матрицы $\mathbf{X}$ использовать тёплицево, то радикальность критерия уменьшается. Установим, что будет в многомерном случае, если использовать модификации, описанные в разделе 1.2.1.

Пусть количество каналов равно двум, количество суррогатных реализаций красного шума $G = 1000$. Для оценки ошибки первого рода, будем рассматривать красный шум $\boldsymbol{\xi}$ с параметрами $\varphi = 0.7$ и $\delta = 1$, а для оценки мощности будет рассматривать временной ряд $\mathsf{X} = \mathsf{S} + \boldsymbol{\xi}$, где S — сигнал с элементами

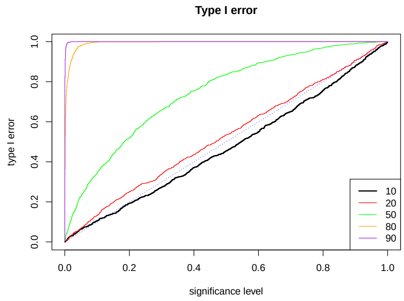
$$s_n^{(1)} = s_n^{(2)} = \cos(2\pi\omega n), \quad n = 1, \ldots, N,$$

где $\omega = 0.075$, $N = 100$.

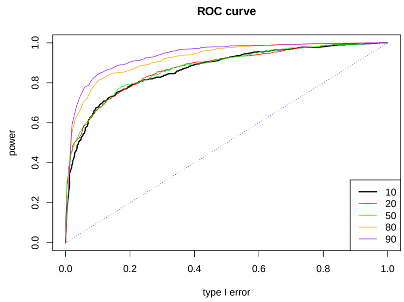
Построим графики ошибки первого рода и ROC-кривые для каждой длины окна $L = 10$, 20, 50, 80, 90. Будем воспринимать ROC-кривую как график мощности критерия, к которому была применена поправка, описанная в работе [1].



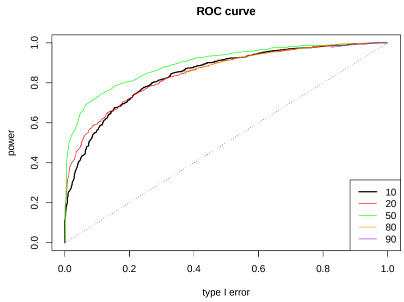
(*а*) Ошибка первого рода (Sum).



(*б*) Ошибка первого рода (базовый MSSA).



(*в*) ROC-кривая (Sum).

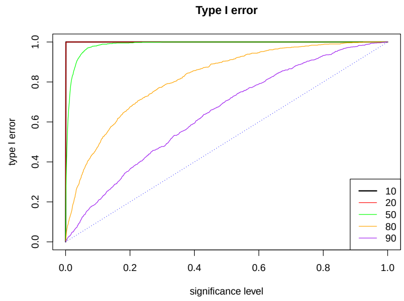


(*г*) ROC-кривая (базовый MSSA).

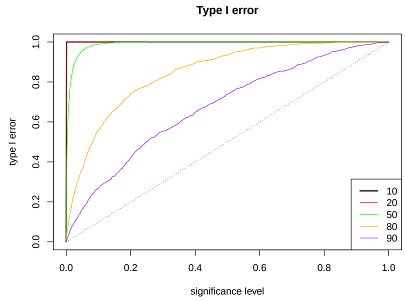
Рис. 2.1. Сравнение методов Sum и базового MSSA (проекция на левые векторы).

На рис. 2.1 и 2.2 векторы для проекции были взяты из разложения (1.5). На рис. 2.1, *а* видно, что при $L > 20$ метод радикальный, а наибольшая мощность достигается при $L = 90$. На рис. 2.2, *а* отчетливо заметно, что метод радикальный для всех L. Наибольшая мощность наблюдается при $L = 90$, но отметим, что из-за слишком большой ошибки первого рода построить ROC-кривую на промежутке $[0{,}3)$ для $L = 50$ и на всем промежутке для $L = 10$ и $L = 20$ не получилось.

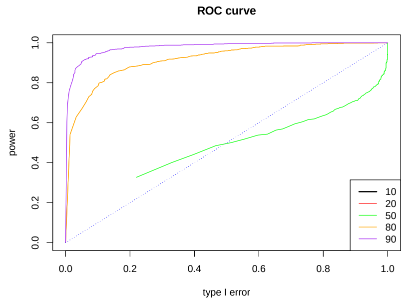
На рис. 2.3 и 2.4 векторы для проекции были взяты из разложения (1.6). Если рассматривать проекцию на левые векторы, то на рис. 2.3, *а* видно, что метод радикальный, а наибольшая мощность достигается при $L = 20$. Проекция на правые векторы также дает радикальный критерий, как видно на рис. 2.4, *а*. Наибольшая мощность наблюдается при $L = 80$, но из-за слишком большой ошибки первого рода ROC-кривую для $L = 10$ и $L = 20$, для которых метод, предположительно, имеет бóльшую мощность, удалось построить не на всем промежутке.



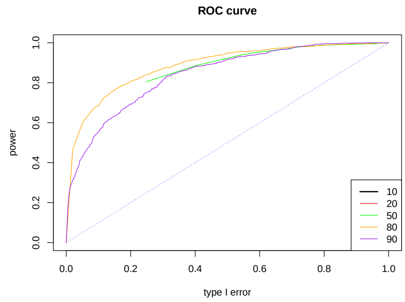
(*а*) Ошибка первого рода (Sum).



(*б*) Ошибка первого рода (базовый MSSA).

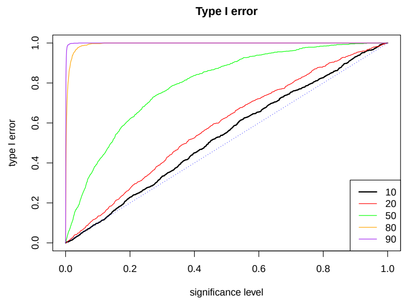


(*в*) ROC-кривая (Sum).

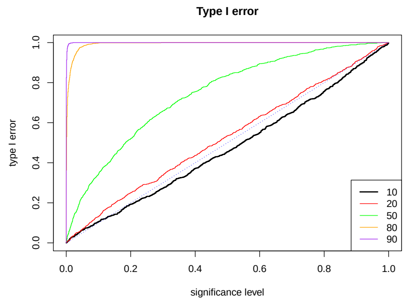


(*г*) ROC-кривая (базовый MSSA).

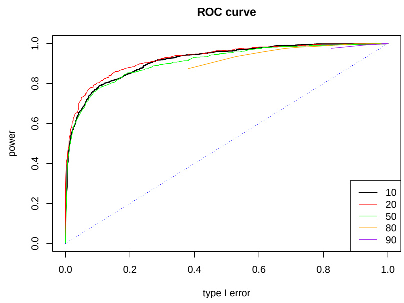
Рис. 2.2. Сравнение методов Sum и базового MSSA (проекция на правые векторы).



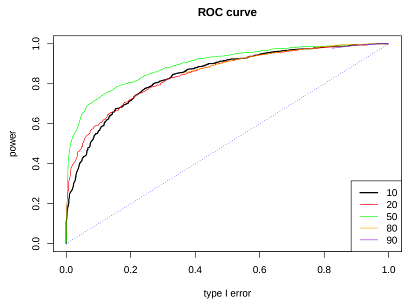
(*а*) Ошибка первого рода (Block).



(*б*) Ошибка первого рода (базовый MSSA).

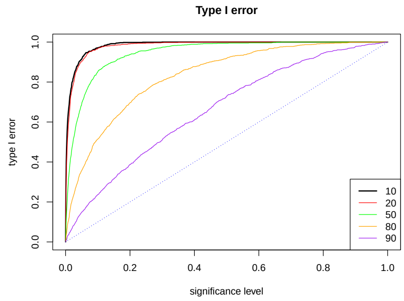


(*в*) ROC-кривая (Block).

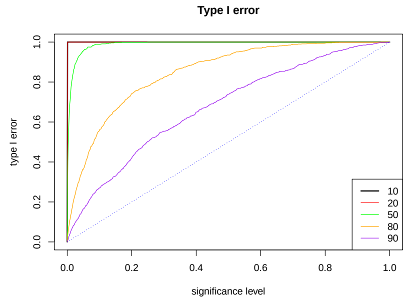


(*г*) ROC-кривая (базовый MSSA).

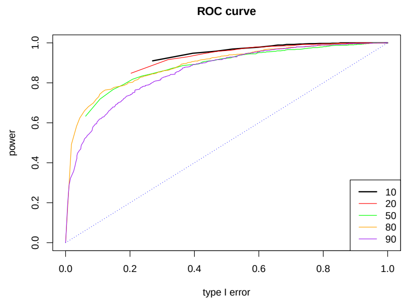
Рис. 2.3. Сравнение методов Block и базового MSSA (проекция на левые векторы).



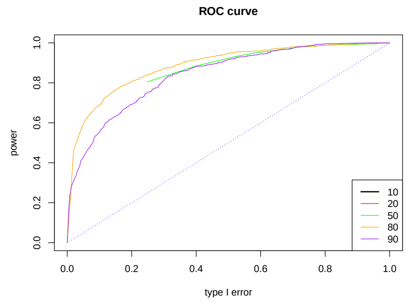
(*а*) Ошибка первого рода (Block).



(*б*) Ошибка первого рода (базовый MSSA).



(*в*) ROC-кривая (Block).



(*г*) ROC-кривая (Block).

Рис. 2.4. Сравнение методов Block и базового MSSA (проекция на правые векторы).

2.6. Выводы

Подведем итоги. На данный момент для метода Sum оптимальной длиной окна является $L = 90$, если рассматривать проекцию как на левые, так и на правые векторы. Для метода Block оптимальной длиной окна является $L = 20$, если рассматривать проекцию на левые векторы, и $L = 80$, если рассматривать проекцию на правые векторы.

Также все методы, кроме Sum, с проекцией на левые вектора сильно радикальные. Поэтому рекомендуется использовать именно этот вариант модификации.

Заключение

В ходе данной работы для реализации двух методов Тёплицева MSSA был использован язык программирования R. Было получено, что в точности восстановления сигнала оба метода в большинстве случаев показывают лучший результат, чем обычный MSSA. Но в Monte-Carlo SSA метод Sum более предпочтителен, чем метод Block, что важно ввиду его простоты в реализации и структуры, подходящей под пакет Rssa [2].

В дальнейшем предполагается использовать метод Sum с проекцией на левые векторы, оптимизировать его реализацию и продолжить исследование метода Monte-Carlo MSSA.

Список литературы

1. Ларин Е. С. Метод SSA для проверки гипотезы о существовании сигнала во временном ряде : квалификационная работа магистра ; СПбГУ. — 2022.
2. Rssa: A Collection of Methods for Singular Spectrum Analysis. — R package version 1.0.5. Access mode: https://CRAN.R-project.org/package=Rssa.
3. Голяндина Н. Э. Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов. — СПбГУ, 2004. — Учебное пособие.
4. Multivariate and 2D Extensions of Singular Spectrum Analysis with the Rssa Package / Golyandina Nina, Korobeynikov Anton, Shlemov Alex, and Usevich Konstantin // Journal of Statistical Software. — 2015. — Vol. 67, no. 2.
5. Golyandina N. Detection of signals by Monte Carlo singular spectrum analysis: multiple testing // Statistics and Its Interface. — 2023. — Vol. 16, no. 1. — P. 147–157.