

Санкт-Петербургский государственный университет  
Прикладная математика и информатика

Отчет по производственной практике 1 (научно-исследовательской работе) (семестр 2)

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДА SSA ДЛЯ АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НА  
ЯЗЫКЕ PYTHON

Выполнил:

Козак Михаил Валерьевич

группа 21.М03-мм

Научный руководитель:

к. ф.-м. н., доцент

Голяндина Нина Эдуардовна

Кафедра Статистического Моделирования

Санкт-Петербург

2022

# Оглавление

<b>Глава 1. Введение . . . . .</b>	<b>3</b>
<b>Глава 2. Метод SSA . . . . .</b>	<b>5</b>
2.1. Прогнозирование . . . . .	7
<b>Глава 3. Пакет Rssa и его адаптация к Python . . . . .</b>	<b>9</b>
3.1. Конвертация типов данных . . . . .	9
3.2. Функции модуля Rssa . . . . .	11
3.3. Визуализация . . . . .	13
3.3.1. Разложение . . . . .	14
3.3.2. Восстановление . . . . .	17
3.4. Модельный пример . . . . .	17
3.5. Установка модуля . . . . .	23
<b>Глава 4. Анализ временного ряда . . . . .</b>	<b>26</b>
4.1. Исходные данные . . . . .	26
4.2. Предварительный анализ ряда . . . . .	26
4.2.1. Подбор параметров для прогноза . . . . .	29
<b>Глава 5. Сравнение скорости Rssa и pyrssa . . . . .</b>	<b>32</b>
<b>Глава 6. Заключение . . . . .</b>	<b>35</b>
<b>Список литературы . . . . .</b>	<b>37</b>

## Глава 1

### Введение

Singular spectrum analysis (SSA) [1] – метод для анализа временных рядов, основанный на преобразовании одномерного временного ряда в многомерный, с последующим применением к нему метода главных компонент. Данный метод находит применение в различных сферах: климатология, океанология, геофизика, техника, обработка изображений, медицина, эконометрика и многие другие.

Для использования SSA не требуется предварительное задание модели для анализа различных произвольных рядов. Основная цель данного метода заключается в разложении ряда в сумму интерпретируемых компонент: тренд, преиодические компоненты, шум. Полученное разложение может служить основой для прогнозирования дальнейших изменений как самого ряда, так и его отдельных составляющих.

В рамках данной работы были рассмотрены как написанный для языка R пакет Rssa [2, 3], так и уже существующие реализации данного метода для языка Python [4, 5, 6], недостаток которых заключается в том, что они не обладают большой скоростью в связи с тем, что в их реализации не используются быстрые алгоритмы, которые, помимо этого, в пакете Rssa реализованы с использованием кода на языке C. По этой причине было принято решение реализовать данный метод посредством адаптации существующего модуля к языку Python.

Помимо адаптации модуля Rssa к языку Python также возникла необходимость в визуализации результатов, в связи с чем потребовалось прибегнуть к сторонним модулям для отображения графиков в среде Python.

Также одной из задач является применение полученных результатов к реальным данным: разложение временного ряда на его отдельные составляющие (шум, тренд, период) и визуализация полученного разложения.

В рамках текущей работы были выполнены задачи, связанные с уходом от исполь-

зования конструкций из языка R и заменой их на аналоги, существующие для Python, чтобы обеспечить пользователям пакета возможность не вникать в детали другого языка программирования. Помимо этого, сам проект подвергся перепроектированию для упрощения действий, связанных с обработкой и визуализацией данных, а соответствующая функциональность была расширена и дополнена. К уже существующим возможностям также было добавлено прогнозирование временных рядов на основе разложения. Важной частью данной работы стала публикация пакета `pyrssa` на сайте проекта PyPi [7], благодаря которой любой желающий может воспользоваться существующей функциональностью для языка Python, установив пакет с помощью простой команды.

Также, помимо работы непосредственно над улучшением модуля, на основе полученных результатов с помощью пакета `pyrssa` проведен анализ и прогноз временного ряда параметров вращения Земли.

Материал, относящийся к новым результатам, описан в разделах 3.1-3.3, 4.2, 5.2.

## Глава 2

### Метод SSA

Рассмотрим временной ряд длины  $N > 2$ :  $F = (f_1, \dots, f_N)$ ,  $f_i \in \mathbb{R}$ . Будем также предполагать, что ряд ненулевой:  $\exists i : f_i \neq 0$ . Помимо этого, числа  $1, \dots, N$  можно интерпретировать не только как дискретные моменты времени, но и как некоторые метки, которые имеют линейно-упорядоченную структуру.

Базовый алгоритм состоит из двух дополняющих друг друга этапов: разложения и восстановления.

**Разложение.** Пусть  $L$  – некоторое целое число (*длина окна*),  $1 < L < N$ . Сперва необходимо провести процедуру вложения, которая переводит исходный временной ряд в последовательность многомерных векторов. Данная процедура образует  $K = N - L + 1$  векторов вложения:

$$X_i = (f_i, \dots, f_{i+L-1})^T, 1 \leq i \leq K,$$

имеющих размерность  $L$ .

$L$ -траекторная матрица ряда  $F$ :

$$\mathbf{X} = [X_1 : \dots : X_K]$$

состоит из векторов вложения в качестве столбцов.

Следующим шагом является сингулярное разложение траекторной матрицы временного ряда.

Пусть  $\mathbf{S} = \mathbf{X}\mathbf{X}^T$ . Обозначим  $\lambda_1, \dots, \lambda_L$  *собственные числа* матрицы  $\mathbf{S}$ , взятые в неубывающем порядке:  $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_L \geq 0$  и  $U_1, \dots, U_L$  – ортонормированную систему собственных векторов матрицы  $\mathbf{S}$ , соответствующих собственным числам.

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

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_1 + \dots + \mathbf{X}_d,$$

где  $\mathbf{X}_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$ .

**Восстановление.** На основе сингулярного разложения производится процедура группировки, которая делит все множество индексов  $\{1, \dots, d\}$  на  $m$  непересекающихся подмножеств  $I_1, \dots, I_m$ .

Пусть  $I = \{i_1, \dots, i_p\}$ . Тогда *результатирующая матрица*  $X_I$ , определяется как

$$\mathbf{X}_I = \mathbf{X}_{i_1} + \dots + \mathbf{X}_{i_p}.$$

Такие матрицы вычисляются для  $I = I_1, \dots, I_m$ , и разложение может быть записано в сгруппированном виде

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_{I_1} + \dots + \mathbf{X}_{I_m}.$$

На последнем шаге алгоритма каждая матрица сгруппированного разложения переводится в новый ряд длины  $N$ .

Пусть  $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{L \times K}$  – некоторая матрица с элементами  $y_{ij}$ . Положим  $L^* = \min(L, K)$ ,  $K^* = \max(L, K)$  и  $N = L + K - 1$ . Пусть  $y_{ij}^* = y_{ij}$ , если  $L < K$ , и  $y_{ij}^* = y_{ji}$  иначе. *Диагональное усреднение* переводит матрицу  $\mathbf{Y}$  в ряд  $g_1, \dots, g_N$  по формуле:

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

Применяя диагональное усреднение к результирующим матрицам  $\mathbf{X}_{I_k}$ , получаем ряды  $\tilde{F}^{(k)} = (\tilde{f}_1^{(k)}, \dots, \tilde{f}_N^{(k)})$ , и, следовательно, исходный ряд  $(f_0, \dots, f_{N-1})$  раскладывается в сумму  $m$  рядов:

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

## 2.1. Прогнозирование

**Рекуррентное прогнозирование.** Пусть  $I$  – это некоторая группа собственных троек  $P_i \in \mathbb{R}^L$ ,  $i \in I$  – соответствующие собственные векторы,  $\underline{P}_i$  – их первые  $L - 1$  координат, и  $\pi_i$  – последняя координата  $P_i$ ,  $\nu^2 = \sum_i \pi_i^2$ . Определим  $R = (a_{L-1}, \dots, a_1)^T$  как

$$R = \frac{1}{1 - \nu^2} \sum_{i \in I} \pi_i \underline{P}_i. \quad (2.1)$$

*Алгоритм рекуррентного прогнозирования* состоит из следующих действий

1. ряд  $\mathbb{Y}_{N+M} = (y_1, \dots, y_{N+M})$  определяется как

$$y_i = \begin{cases} \tilde{x}_i & i = 1, \dots, N, \\ \sum_{j=1}^{L-1} a_j y_{i-j} & i = N + 1, \dots, N + M. \end{cases} \quad (2.2)$$

2. числа  $y_{N+1}, \dots, y_{N+M}$  являются результатом прогнозирования  $M$  точек ряда.

Таким образом, рекуррентный прогноз выполняется непосредственным применением ЛРФ с коэффициентами  $\{a_j, j = 1, \dots, L - 1\}$ .

Возможен иной подход. Введём оператор  $\mathcal{P}_{\text{Rec}} : \mathbb{R}^L \mapsto \mathbb{R}^L$  по следующей формуле:

$$\mathcal{P}_{\text{Rec}} Y = \begin{pmatrix} \bar{Y} \\ R^T \bar{Y} \end{pmatrix}. \quad (2.3)$$

Обозначим

$$Z_i = \begin{cases} \tilde{X}_i & i = 1, \dots, K, \\ \mathcal{P}_{\text{Rec}} Z_{i-1} & i = K + 1, \dots, K + M. \end{cases} \quad (2.4)$$

Матрица  $\mathbf{Z} = [Z_1 : \dots : Z_{K+M}]$  является траекторной для ряда  $\mathbb{Y}_{N+M}$ , и тогда выражение (2.4) можно рассматривать как векторную форму (2.2).

Для получения прогноза, близкого к точным значениям ряда, важно правильным образом образовать группу  $I$ , отвечающую за сигнал, присутствующий в ряде. Следует принять во внимание тот факт, что результаты SVD-разложения траекторной матрицы ряда будут, вообще говоря, отличаться при добавлении новых значений к ряду.

**Векторное прогнозирование.** Обозначим  $\mathcal{L}_r = \text{span}(P_i, i \in I)$ ,  $\hat{X}_i$  – проекция вектора  $X_i$  на  $\mathcal{L}_r$ . Рассмотрим матрицу

$$\Pi = \underline{\mathbf{V}} \underline{\mathbf{V}}^T + (1 - \nu^2) R R^T, \quad (2.5)$$

где  $\underline{\mathbf{V}} = [\underline{P}_1 : \dots : \underline{P}_r]$  и  $R$  определено в (2.1). Матрица  $\Pi$  является матрицей линейного оператора, задающего ортогональную проекцию  $\mathbb{R}^{L-1} \mapsto \underline{\mathcal{L}}_r$ , where  $\underline{\mathcal{L}}_r = \text{span}(\underline{P}_i, i \in I)$ . Определим линейный оператор  $\mathcal{P}_{\text{Vec}} : \mathbb{R}^L \mapsto \mathcal{L}_r$  по формуле

$$\mathcal{P}_{\text{Vec}} Y = \begin{pmatrix} \Pi \bar{Y} \\ R^T \bar{Y} \end{pmatrix}. \quad (2.6)$$

*Алгоритм векторного прогноза.*

1. В обозначениях, введенных выше, определим векторы  $Z_i$  следующим образом:

$$Z_i = \begin{cases} \hat{X}_i & i = 1, \dots, K, \\ \mathcal{P}_{\text{Vec}} Z_{i-1} & i = K+1, \dots, K+M+L-1. \end{cases} \quad (2.7)$$

2. Образовав матрицу  $\mathbf{Z} = [Z_1 : \dots : Z_{K+M+L-1}]$  и проведя ее диагональное усреднение, мы получим ряд  $y_1, \dots, y_{N+M+L-1}$ .
3. Числа  $y_{N+1}, \dots, y_{N+M}$  образуют  $M$  членов векторного прогноза.



## Глава 3

### Пакет Rssa и его адаптация к Python

Реализация метода SSA входит в пакет Rssa, который содержит большое количество различных инструментов для анализа и прогнозирования временных рядов и обработки изображений, а также имеет множество визуальных инструментов, полезных при выборе параметров SSA и проверки результатов. Это единственная реализация метода SSA для языка R [8], доступная в CRAN, а также почти наверняка самая эффективная, во многом благодаря тому, что данный пакет реализован с использованием быстрых алгоритмов на языке C.

В связи с тем, что данный пакет уже обладает необходимой функциональностью и эффективностью, а также с учетом сложности переписывания данных алгоритмов под специфику языка Python [9], при использовании метода SSA для данного языка программирования было принято решение взять за основу существующий пакет, обращаясь к нему с помощью интерпретатора для языка R. Для решения поставленной задачи был выбран модуль `gru2` [10], позволяющий запускать код на языке R средствами Python и обладающий весьма гибкой функциональностью. Таким образом, задача состояла в том, чтобы адаптировать код на языке R незаметно от пользователя и с минимальным ущербом в скорости работы.

#### 3.1. Конвертация типов данных

Данные языки во многом похожи, имеют схожие типы данных, но в то же время существуют достаточно серьезные отличия, среди которых, например, встроенная поддержка векторных вычислений в языке R, которой нет в языке Python. Для решения данной проблемы возникла необходимость в использовании пакета NumPy [11] для Python, который позволяет работать с многомерными массивами, а также имеет эффективно реализованные математические функции для работы с ними. В связи с тем, что зачастую анализ временных рядов ведется на основе наборов данных, дополнительно потребовался популярный для этих целей пакет Pandas [12]. Благо, конвертация из

NumPy и Pandas в R уже была реализована в модуле rpy2, однако, помимо этого возникла необходимость в том, чтобы связать встроенные типы данных Python с языком R. Приведенный ниже программный код, отвечающий за правила конвертации, выделен в отдельный файл, импортируемый в основной части модуля.

Листинг 3.1. Конвертация из Python в R.

```
import rpy2.objects.conversion as conversion
from rpy2.objects.numpy2ri import converter as numpy_converter

pyrssa_converter = conversion.Converter('pyrssa_converter')
pyrssa_converter.py2rpy.register(type(None), none_to_null)
pyrssa_converter.py2rpy.register(range, range_to_vec)
pyrssa_converter.py2rpy.register(list, list_to_vec)
pyrssa_converter.py2rpy.register(dict, dict_to_vec)
pyrssa_converter.py2rpy.register(SSA, pyrssa_to_rssa)

pyrssa_conversion_rules = default_converter + pyrssa_converter + \
    numpy_converter + pandas_converter
```

Помимо данной проблемы возникли также сложности и с операциями между константами и векторами. В языке R для того, чтобы произвести эту операцию, существуют функции `lapply` и `sapply`, которые применяют к вектору необходимую операцию поэлементно. В Python же таких операций непосредственно в самом языке нет, в связи с чем было принято решение использовать наследование классов из языка R с дополнительными необходимыми операциями. Данная функциональность реализована в некоторых пакетах [13] для языка Python, в связи с чем есть возможность альтернативного определения операций с векторами, но на текущий момент было принято решение оставить встроенные в язык R векторные операции в связи с тем, что они требуют меньшего количества операций конвертации между двумя языками. В листинге 3.2 приведен пример для вещественных векторов.

Листинг 3.2. Наследование для FloatVector.

```
class FloatVector(rpy2.objects.FloatVector):
```

```

def __init__(self, obj):
    super().__init__(obj)

def __mul__(self, other):
    if isinstance(other, float):
        return r.sapply(self, "*", other)
    elif isinstance(other, int):
        return r.sapply(self, "*", other)

def __truediv__(self, other):
    if isinstance(other, float):
        return r.sapply(self, "/", other)
    elif isinstance(other, int):
        return r.sapply(self, "/", other)

def __add__(self, other):
    if isinstance(other, float):
        return r.sapply(self, "+", other)
    elif isinstance(other, int):
        return r.sapply(self, "+", other)

__rmul__ = __mul__

__radd__ = __add__

```

### 3.2. Функции модуля Rssa

Аналогичным образом возникла необходимость в адаптации непосредственно функций модуля Rssa, где достаточно было лишь указать некоторые необходимые параметры, которые автоматически транслируются из Python в R посредством модуля `gru2`, для которого ранее были указаны правила конвертации типов данных.

Важной составляющей при адаптации пакета Rssa является сохранение типов дан-

ных, получаемых в результате выполнения функций из него – разложения, восстановления, прогноза и других. Часть информации, которая необходима для дальнейшей визуализации и анализа данных, хранится в скрытом от пользователя виде, в связи с чем при трансляции на язык Python потребовались дополнительные действия для её получения. Рассмотрим реализацию для разложения SSA.

Листинг 3.3. Реализация типа данных SSA в Python.

```

from rpy2 import robjects
import rpy2.robots.packages as rpackages

r_ssa = rpackages.importr('Rssa')
ssa_get = robjects.r('utils::getFromNamespace("$ssa", "Rssa")')
ssa_contributions = robjects.r(
    'utils::getFromNamespace("contributions", "Rssa")')

class SSA:

    def __init__(self, ds, L, kind="1d-ssa"):
        self.L = L
        self.kind = kind
        self.obj = r_ssa.ssa(ds, L=L, kind=kind)
        self.sigma = ssa_get(self.obj, "sigma")
        self.U = ssa_get(self.obj, "U").T
        self.V = ssa_get(self.obj, "V")

    def contributions(self, idx):
        return ssa_contributions(self.obj, idx)

    def __str__(self):
        return str(self.obj)

    def __repr__(self):

```

```
return self.__str__()
```

Описанный выше класс выделен в отдельный файл, а получение необходимых скрытых полей и методов производится с помощью функции `ssa_get`, получающей доступ к скрытому методу для доступа к данным, реализованному в `Rssa`. Как для `SSA`, так и для других классов, реализованных для пакета `pyrssa`, были определены функции вывода полученного объекта. Помимо самих классов, в основном файле пакета `pyrssa` находятся функции, обращающиеся к соответствующим классам. Данная обертка позволит отделить в будущем различные виды схожих объектов на основе передаваемых параметров, а также сократить объем программного кода и упростить работу для пользователя. Ниже приведен текущий код функции обращения к классу `SSA`, позволяющей построить необходимый вид разложения.

Листинг 3.4. Реализация типа данных `SSA` в Python.

```
from pyrssa import SSA, Parestimate

def ssa(ds, L, kind="1d-ssa"):
    return SSA(ds, L=L, kind=kind)
```

### 3.3. Визуализация

Помимо получения разложения, для дальнейшего анализа существует необходимость в визуализации полученных результатов. Первоначальные попытки свелись к тому, чтобы точно так же обращаться к исходным средствам языка `R`. Однако, в силу того, что метод для визуализации графиков в пакете `Rssa` был переопределен и отличается от стандартного, возникли непредвиденные сложности, в связи с чем пришлось прибегнуть к известному и хорошо задокументированному пакету `matplotlib` [14] для языка `Python`, который предназначен для визуализации графиков. Далее будет приведен программный код, результаты которого изображены на графиках ниже.

Листинг 3.5. Программный код для визуализации разложения и восстановления ряда `AustralianWine`.

```
import pyrssa as prs
```

```

import pandas as pd
import numpy as np

AustralianWine = prs.data("AustralianWine")
fort = AustralianWine['Fortified'][:174]
fort.index = pd.date_range(start='1980/01/01', freq='M',
                             periods=len(fort))
s_fort = prs.ssa(fort, L=84, kind="ld-ssa")
prs.plot(s_fort)
prs.plot(s_fort, kind="vectors", idx=range(1, 9))
prs.plot(s_fort, kind="paired", idx=np.arange(2, 13),
          contrib=False)
prs.plot(prs.wcor(s_fort, groups=range(1, 31)),
          scales=[1] + list(range(5, 31, 5)))

r_fort = prs.reconstruct(s_fort,
                          groups={"Trend": 1,
                                   "Seasonality": range(2, 12)})
prs.plot(r_fort, x=fort.index, add_original=True,
          add_residuals=True,
          method="xyplot", layout=(2, 2), superpose=False)
prs.plot(r_fort, x=fort.index, add_original=True,
          add_residuals=True,
          method="xyplot", superpose=True)

```

### 3.3.1. Разложение

Для разложения SSA существует несколько различных основных визуализаций, к которым относятся график норм собственных векторов полученного разложения, парный и одиночный графики собственных векторов, график взвешенных корреляций. В силу большого объема каждой функции программный код реализации будет приведен только для взвешенных корреляций.

Листинг 3.6. Визуализация взвешенных корреляций с помощью matplotlib.

```

from pyrssa import WCorMatrix
import matplotlib.pyplot as plt

def wcor_plot(wcor_matrix: WCorMatrix, scales=None):
    plt.imshow(np.asarray(wcor_matrix.matrix),
               cmap='gray_r', vmin=0, vmax=1)
    plt.gca().invert_yaxis()

    if scales is None:
        ticks = range(len(wcor_matrix.groups))
        labels = wcor_matrix.groups
    else:
        ticks = np.array(scales) - 1
        labels = scales

    plt.title("W-correlation_matrix")
    plt.xticks(ticks, labels=labels)
    plt.yticks(ticks, labels=labels)
    plt.show()

```

Ниже будут приведены примеры для каждого из перечисленных выше графиков, а также сравнение визуализации в Python и R. За основу взят временной ряд AustralianWine, приводимый в примерах [2].

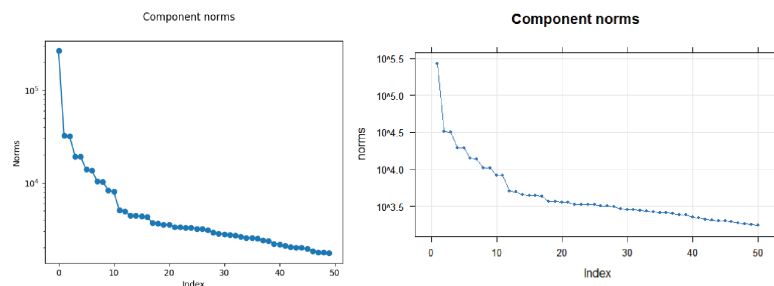


Рис. 3.1. График норм компонент разложения в Python и R.

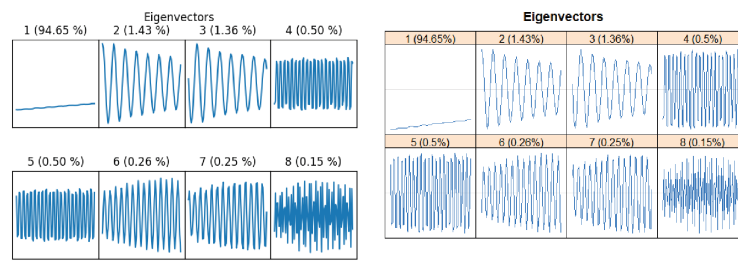


Рис. 3.2. График собственных векторов компонент разложения в Python и R.

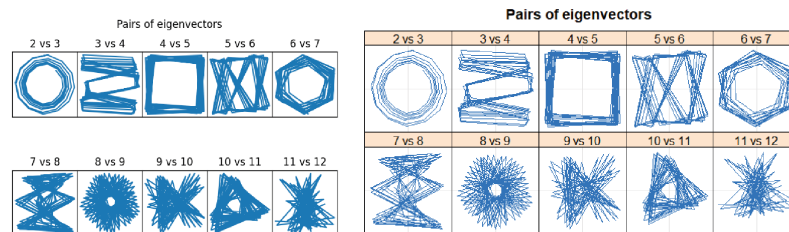


Рис. 3.3. Парный график собственных векторов компонент разложения в Python и R.

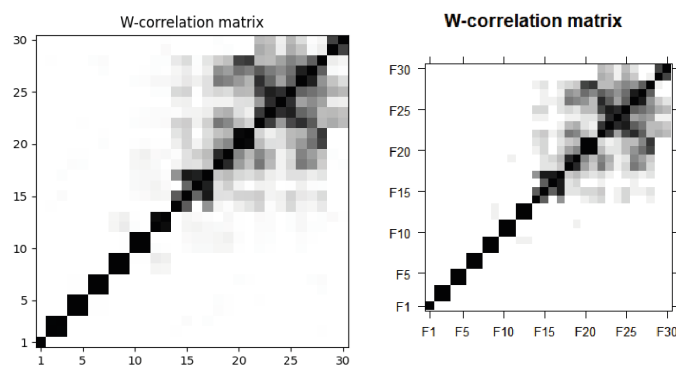


Рис. 3.4. График взвешенных корреляций компонент разложения в Python и R.



### 3.3.2. Восстановление

После первичного анализа разложения временного ряда и выбора компонент для восстановления исходного ряда, возникает необходимость в визуализации результатов восстановления. Функция отрисовки графиков имеет регулируемые параметры, позволяющие изображать полученное восстановление как на общем графике, так и на отдельных.

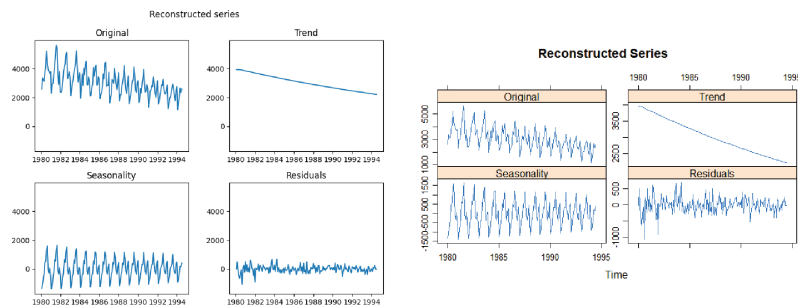


Рис. 3.5. Визуализация восстановления на отдельных графиках в Python и R.

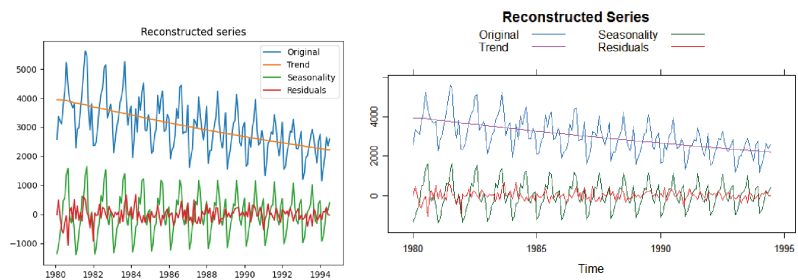


Рис. 3.6. Визуализация восстановления на общем графике в Python и R.

Реализованные на данный момент графики в будущем нуждаются в косметических доработках, изменениях и улучшениях, однако на данный момент они обладают достаточно хорошей информативностью для использования в исследованиях, а график взвешенных корреляций имеет даже более высокую детализацию по сравнению с аналогичным в R.

## 3.4. Модельный пример

Полученный в рамках задачи по адаптации модуля Rssa к языку Python результат может быть применен к какому-либо временному ряду. Для большей наглядности

возьмем за основу модельный ряд, в котором будут присутствовать тренд, шум и сезонность.

$$F_N = F_N^{(1)} + F_N^{(2)} + F_N^{(3)},$$

где  $F_N^{(1)} = (f_1^{(1)}, \dots, f_N^{(1)})$ ,  $f_n^{(1)} = 0.65n$  – компонента ряда, содержащая тренд.  $F_N^{(2)} = (f_0^{(2)}, \dots, f_{N-1}^{(2)})$ ,  $f_n^{(2)} = \cos(\frac{2\pi n}{6})$  – компонента ряда, отвечающая за периодичность, а  $F_N^{(3)} = (f_1^{(3)}, \dots, f_N^{(3)})$  – шум, где  $f_n^{(3)}$  – независимые случайные величины, имеющие одно и то же нормальное распределение с нулевым средним и стандартным отклонением, равным 0.5.

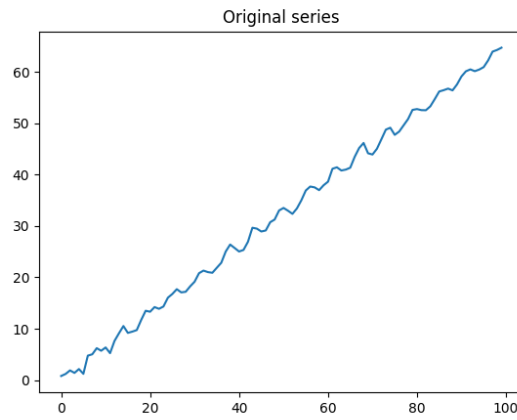


Рис. 3.7. График исходного временного ряда.

Далее, для разложения данного ряда на тренд, шум и периодичность, необходимо задать определенную длину окна. В связи с тем, что мы будем анализировать ряд базовым методом, нет смысла брать длину окна, большую, чем половина длины ряда. Таким образом, если  $N = 100$ , то  $L \leq 50$ .

Для разделения временного ряда на компоненты сперва обратимся к графикам полученных с помощью метода SSA собственных векторов.

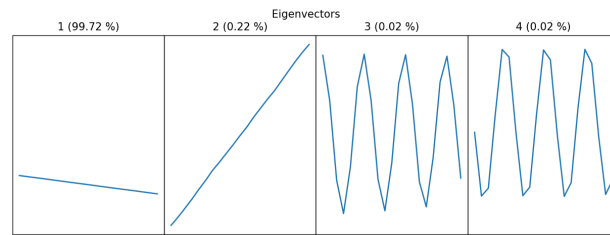


Рис. 3.8. Собственные векторы.

В связи с тем, что в данном ряде тренд ярко выраженный, на первых позициях будет находиться большинство собственных векторов, соответствующих тренду. Таким образом, чтобы извлечь из имеющегося ряда тренд, необходимо собрать тройки, соответствующие медленно меняющимся сингулярным векторам. В данном случае, это первые два вектора.

Помимо этого необходимо выделить и сезонность. Третий и четвертый векторы имеют периодические колебания, в связи с чем для большей наглядности можно их сгруппировать и построить график.

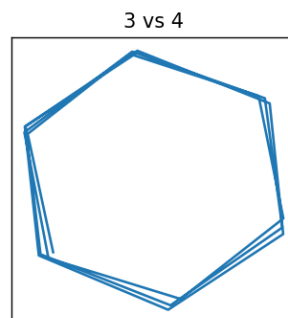


Рис. 3.9. Двумерная диаграмма пары векторов 3 и 4.

Из данного графика достаточно хорошо видно, что период  $T = 6$ , так как на графике отчетливо виден шестиугольник. Это соответствует действительности, потому что в данном модельном ряде был выбран именно такой период. Далее построим реконструкцию ряда, где первая и вторая компоненты будут соответствовать тренду, а третья и четвертая – сезонности.

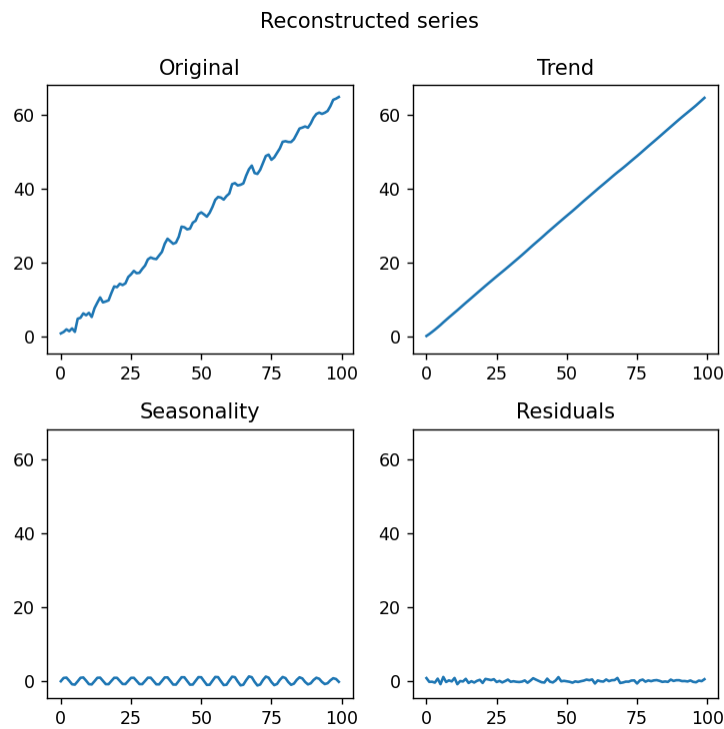


Рис. 3.10. Реконструкция временного ряда.

С использованием средств визуализации в Python можем проверить качество получившегося разложения.

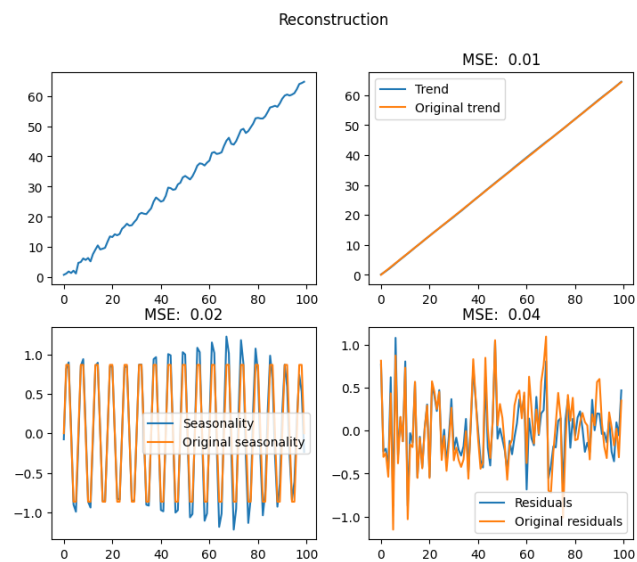


Рис. 3.11. Реконструкция модельного временного ряда.

Как видно из графиков, точность разложения достаточно высока, а тренд и сезонность определились практически идеально. Ниже приведен код, в результате которого

удалось построить приведенные выше графики.

Листинг 3.7. Программный код для разложения и восстановления модельного ряда на Python.

```

import pyrssa as prs
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import mean_squared_error as mse

np.random.seed(1)
N = 100
sigma = 0.5
noise = np.random.normal(size=N) * sigma
trend = 0.65 * np.arange(N)
seasonality = np.sin(2 * np.pi * np.arange(N) / 6)
series = seasonality + noise + trend

plt.plot(series)
plt.title("Original_series")
plt.show()

s_series = prs.ssa(series, L=21, kind="ld-ssa")

prs.plot(s_series, kind="vectors", idx=range(1, 5))
prs.plot(s_series, kind="paired", idx=range(3, 5),
contrib=False)

r_series = prs.reconstruct(s_series,
groups={"Trend": range(1, 3),
        "Seasonality": range(3, 5)})
fig, ax = plt.subplots(2, 2)
fig.suptitle("Reconstruction")
ax[0, 0].plot(np.arange(N), series, label="Original")

```

```

ax[0, 1].plot(np.arange(N), r_series.Trend, label='Trend')
ax[0, 1].plot(np.arange(N), trend, label='Original_trend')
ax[0, 1].set_title(
    f"MSE: {mse(trend, r_series.Trend):.2f}")
ax[0, 1].legend()
ax[1, 0].plot(np.arange(N), r_series.Seasonality,
    label='Seasonality')
ax[1, 0].plot(np.arange(N), seasonality,
    label='Original_seasonality')
ax[1, 0].set_title(
    f"MSE: {mse(seasonality, r_series.Seasonality):.2f}")
ax[1, 0].legend()
ax[1, 1].plot(np.arange(N), r_series.residuals,
    label='Residuals')
ax[1, 1].plot(np.arange(N), noise,
    label='Original_residuals')
ax[1, 1].set_title(
    f"MSE: {mse(noise, r_series.residuals):.2f}")
ax[1, 1].legend()
plt.show()

```

Далее построим прогноз полученного модельного ряда.

Листинг 3.8. Программный код для прогноза модельного ряда на Python.

```

for_length = 100
for_range = np.arange(N, N + for_length)
sigma = 0.5
for_trend = 0.65 * for_range
for_seasonality = np.sin(2 * np.pi * for_range / 6)
for_signal = for_seasonality + for_trend

rfor = prs.rforecast(s_series, groups={"Signal": range(1, 5)},
    length=for_length)

```

```
plt.plot(for_signal)
plt.plot(rfor.Signal)
plt.legend(["Original_series", "Forecasted_series"])
plt.title(f"MSE: {mse(for_signal, rfor.Signal):.2f}")
plt.show()
```

Полученный результат приведен на графике ниже.

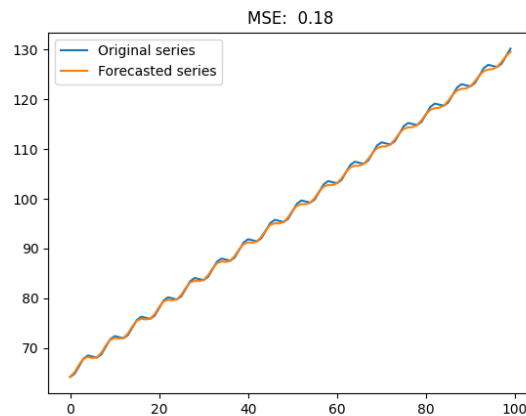


Рис. 3.12. Прогноз временного ряда.

### 3.5. Установка модуля

Как было сказано ранее, данный пакет опубликован на сайте проекта PyPi [15] и может быть установлен с помощью простой команды `pip install pyrssa`. При установке данного пакета автоматически подтягиваются зависимости, связанные с модулями NumPy, pandas, gym2, matplotlib. Дополнительно проверяется наличие установленной библиотеки Rssa и в противном случае производится ее установка. Программный код, реализующий установку зависимостей, приведен ниже.

Листинг 3.9. Настройки проекта для публикации пакета на сайте PyPi.

```
from setuptools import setup

setup(
    name='pyrssa',
    packages=['pyrssa', 'pyrssa.classes'],
```

```

include_package_data=True,
package_data={
    'data': ['*']
},
version='1.0.6',
description='Rssa_for_Python',
license="Apache_2.0",
install_requires=['rpy2<=3.4.5', 'pandas',
                  'numpy', 'matplotlib']
)

```

Листинг 3.10. Содержимое файла для инсталляции модуля Rssa.

```

import rpy2.objects.packages as rpackages
from rpy2.objects.vectors import StrVector
utils = rpackages.importr('utils')
utils.chooseCRANmirror(ind=1)

def install_required():
    pack_names = ('Rssa',)
    names_to_install = [x for x in pack_names
                        if not rpackages.isinstalled(x)]
    if len(names_to_install) > 0:
        utils.install_packages(
            StrVector(names_to_install))

```

На данный момент для пакета rpy2 обнаружены проблемы, начиная с версии 3.5.0, которые относятся к автоматическому приведению типов из R в Python, в связи с чем часть функциональности модуля теряется, поэтому на данный момент поставлено ограничение на версию модуля rpy2 вплоть до 3.4.5. Также, для того, чтобы модуль Rssa мог установиться, пользователь предварительно должен установить и настроить текущую версию языка R на своем устройстве, что является некоторым барьером в применении данного модуля. Таким образом, в ближайшем будущем необходимо рассмотреть реше-



ние данной проблемы, учитывая специфику операционных систем Windows и Linux.

## Глава 4

## Анализ временного ряда

## 4.1. Исходные данные

Исходными данными для анализа являются временные ряды параметров вращения Земли (ПВЗ), опубликованные Международной службой вращения Земли (МСВЗ) в бюллетене C04 %. Описание рядов и процедур, используемых при обработке, приводится в %. Каждый из параметров измеряется ежедневно, за основу взята модифицированная юлианская дата (MJD), используемая Международным астрономическим союзом в качестве стандарта нумерации дней.

В рамках данной работы будет проанализирован ряд LOD (Length Of Day), который отражает разницу между фактическим временем полного оборота Земли вокруг своей оси и 86400 секундами. Ниже приведен график данного ряда.

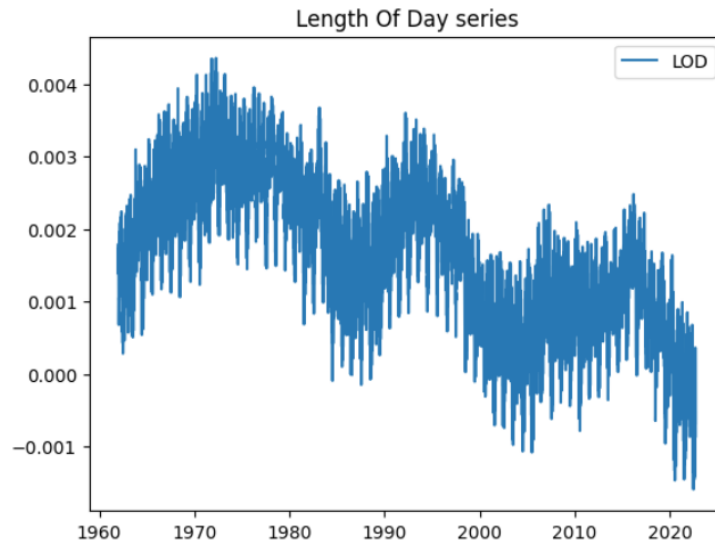


Рис. 4.1. График ряда долготы дня.

## 4.2. Предварительный анализ ряда

Сперва проанализируем ряд, оценив его параметры. Для анализа периодических составляющих ряда прибегнем к построению периодограммы данного ряда, отражающей вклад различных частот в разложение Фурье исходного ряда. Построим два гра-

фика с различными решетками частот для более наглядного выделения существующих пиков периодограммы.

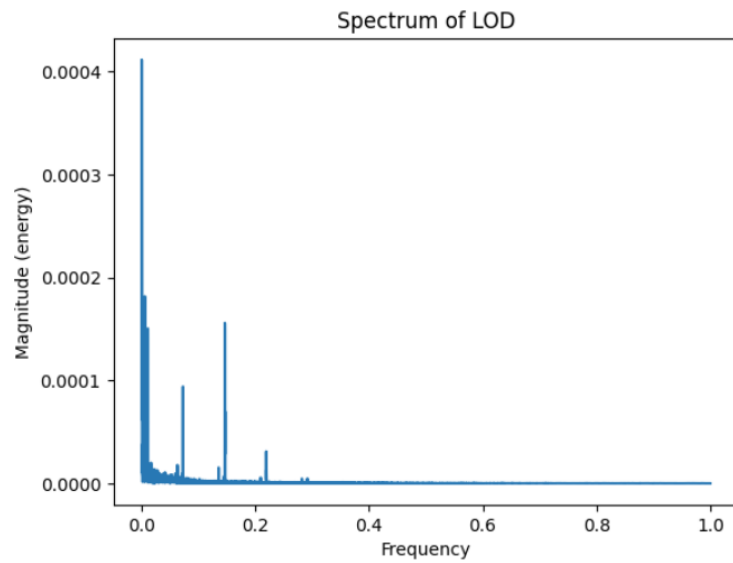


Рис. 4.2. Периодограмма ряда долготы дня для годовой решетки частот.

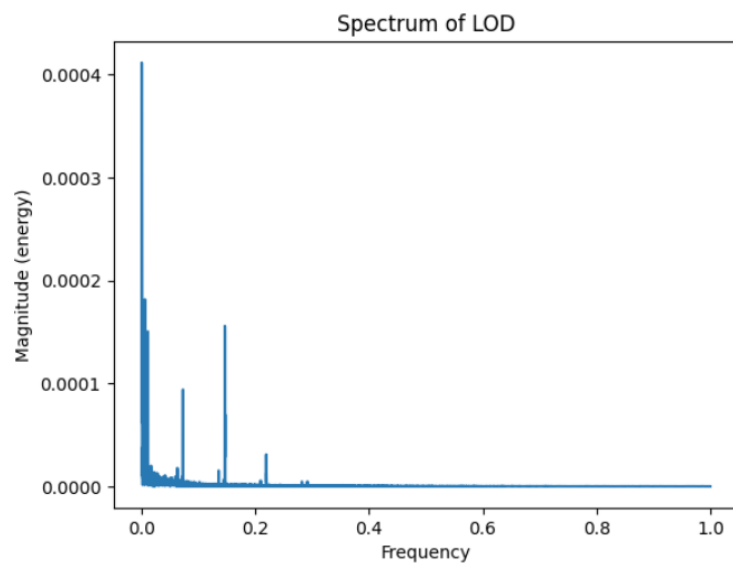


Рис. 4.3. Периодограмма ряда долготы дня для месячной решетки частот.

Периоды присутствующих в рядах гармоник приблизительно равны 365, 28 и 14 дням. Рассмотрим базовое разложение SSA для данного ряда, отделив сезонные компоненты.

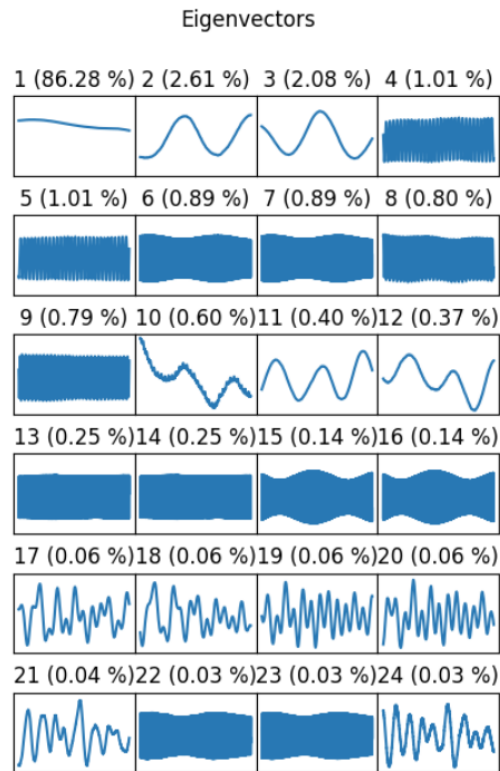


Рис. 4.4. Собственные векторы разложения ряда долготы дня.

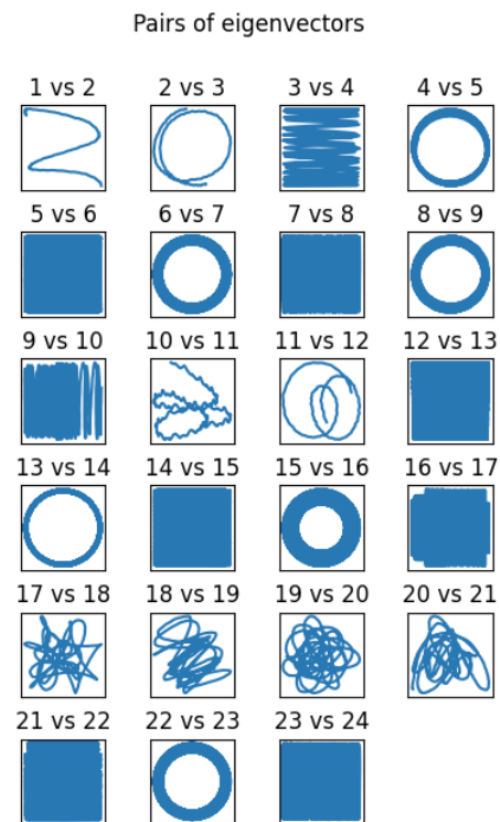


Рис. 4.5. Парный график собственных векторов разложения ряда долготы дня.

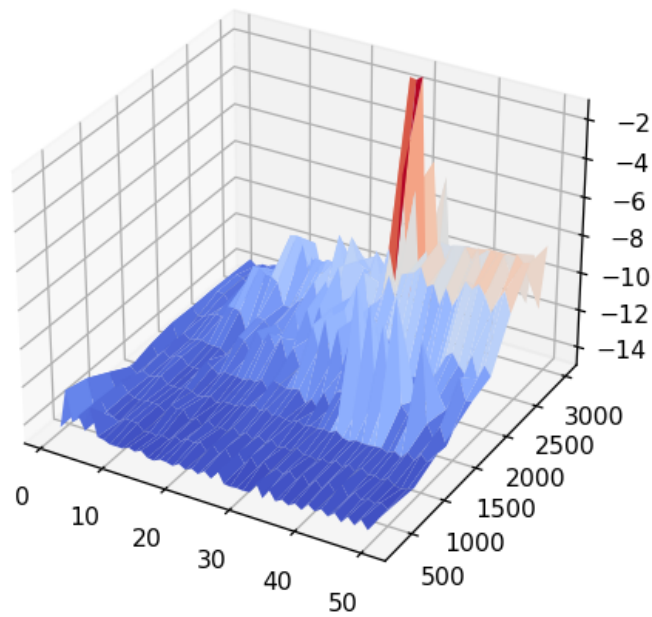
По графикам собственных векторов разложения заметно выделились пары 4 и 5, 8 и 9, которые являются составляющими периода длиной в 365 дней, а также 6 и 7, 13 и 14, которые составляют период 28 дней. Оставшиеся пары также относятся к одному из двух указанных выше периодов.

#### 4.2.1. Подбор параметров для прогноза

Для выбора параметров  $L, r$  и метода прогнозирования прибегнем к перебору по сетке, рассмотрев все комбинации параметров  $L = 300, 600, \dots, 3600$ ,  $r = 1, \dots, 50$ , а также рекуррентный и векторный метод прогноза.

В качестве меры ошибки будем использовать среднеквадратическую ошибку MSE (Mean Squared Error). Разделим ряд на несколько составляющих: базовый отрезок длиной в 15 лет, на основе которого строится разложение, валидационный отрезок длиной в 10 лет, который используется для оценки прогноза, а также тестовый отрезок длиной в один год, на котором полученный результат будет проверен впоследствии. Для наиболее качественного оценивания прибегнем к кросс-валидации, в рамках которой рассматриваемые базовый и валидационный отрезок будут смещаться по очереди 10 раз на один год вперед вплоть до начала тестового отрезка. Выбранные ранее параметры были предварительно оценены как оптимальные в другой работе, связанной с анализом данных рядов [16].

Результат данного алгоритма выведем с помощью объемного графика, по оси  $x$  и  $y$  которого находятся параметры  $L, r$ , а по оси  $z$  изображено значение MSE. Дополнительно с помощью цветовой карты от синего до красного цвета изображены лучшие и худшие значения среднеквадратической ошибки.

Grid search Vector forecast for  $L, r$ Рис. 4.6. График зависимости MSE от различных значений параметров  $L, r$ .

В связи с тем, что векторный прогноз показал более точные результаты при подборе параметров, остановимся на этом методе. Наименьшее значение MSE достигнуто на параметрах  $L = 300, r = 32$ . Построим прогноз на основе данных параметров.

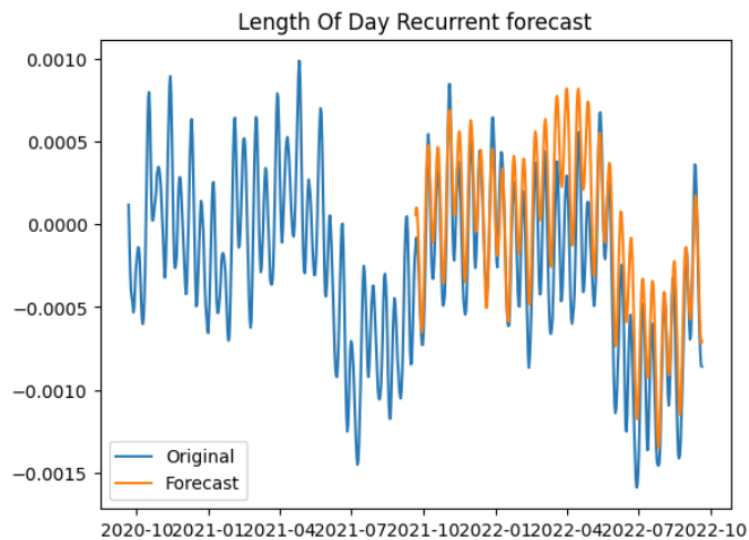


Рис. 4.7. График прогноза на основе подобранных параметров.

Полученный результат прогнозирования можно сравнить с прогнозом, полученным с помощью сайта [17], написанного в рамках указанной ранее работы [16].

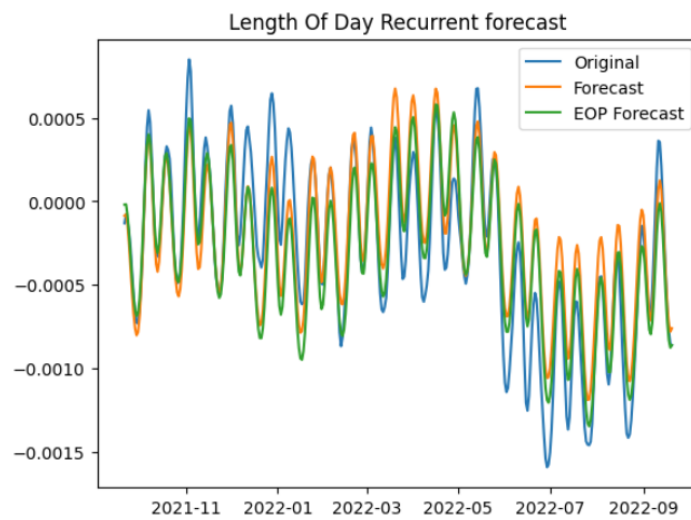


Рис. 4.8. График сравнения прогнозов временного ряда долготы дня.

Визуально данные прогнозы достаточно близки, в различных частях ряда каждый из прогнозов описывает значения лучше другого, а при проверке значения MSE видно, что отличия у прогнозов минимальны.

## Глава 5

## Сравнение скорости Rssa и pyrssa

При использовании пакета Rssa в качестве основы для реализации метода SSA на языке Python одной из важнейших характеристик является скорость, а если быть точнее, то ее сохранение близкой к исходной. Для полноценного анализа скорости работы возьмем за основу ранее рассмотренный ряд длины дня из набора данных ПВЗ. Замер времени работы будет проводиться при различных комбинациях параметров  $L$  длины окна и  $r$  количества компонент, на основе которых сначала строилось разложение SSA, а затем восстановление ряда. Программный код для обоих языков программирования приведен ниже.

Листинг 5.1. Программный код для анализа времени работы на языке R.

```
L_range <- seq(from=300, to=3000, by=300)
r_range <- 1:50

ssa_check <- function(time_series , L, r) {

    time_series_ssa <- ssa(time_series , L=L)
    ser_rec <- reconstruct(time_series_ssa ,
                           groups=list("Signal"=1:r))

    return(ser_rec)

}

for (L_value in L_range) {
    for(r_value in r_range) {
        time_df[r_value , as.character(L_value)] <-
            system.time(ssa_check(series , L_value , r_value))[3]
    }
}
```



Листинг 5.2. Программный код для анализа времени работы на языке Python.

```
import time
time_df = []

L_range = range(300, 3001, 300)
r_range = range(1, 51)

for r_value in r_range:
    cur_time = []
    for L_value in L_range:
        start_time = time.time()
        check_ssa(lod_series, L_value, r_value)
        check_time = time.time() - start_time
        cur_time.append(check_time)
    time_df.append(cur_time)
```

В результате работы получена большая таблица данных, для более удобного визуального восприятия ниже приведены графики для параметров  $L = 300, 1500, 3000$ , где по оси  $x$  варьируется число  $r$  компонент для восстановления, а по оси  $y$  изображено время, затраченное на выполнение разложения и восстановления.

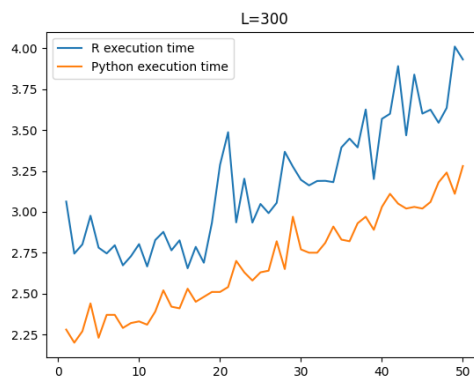


Рис. 5.1. График затраченного времени для  $L=300$ .

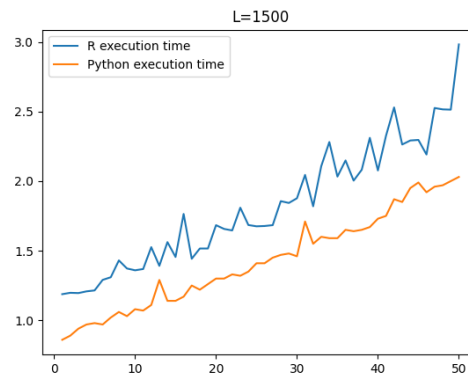


Рис. 5.2. График затраченного времени для  $L=1500$ .

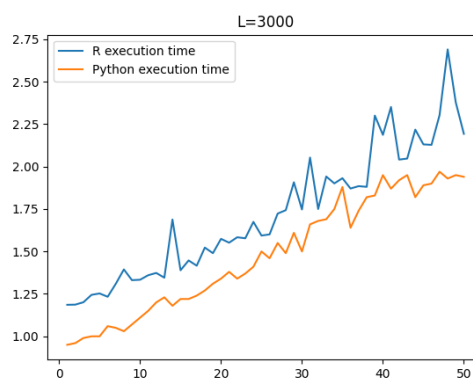


Рис. 5.3. График затраченного времени для  $L=3000$ .

Из данных графиков видно, что используемое в языке Python дополнительное время отличается на некоторый константный промежуток времени, который логично возникает из переводов типов данных между языками и дополнительных операций. В среднем данный промежуток составил 0.35 секунды, что в рамках данного ряда в процентном соотношении составляет порядка 15-20%. Таким образом, в дальнейшем стоит задача максимально сократить это время.

## Глава 6

### Заключение

В рамках данной работы были рассмотрены уже существующие реализации метода SSA для языка Python, изучены различные особенности пакета Rssa, а также реализована часть методов и примеров применения данного пакета.

Помимо адаптации модуля Rssa к языку Python, удалось применить модуль matplotlib для визуализации результатов, заменив тем самым встроенные в R средства отрисовки графиков, обращение к которым в связи с особенностями для пакета Rssa было осложнено.

Реализованный пакет опубликован на сайте проекта PyPi [15], текущая функциональность пакета позволяет проводить исследования временных рядов без привязки к средствам языка R со стороны пользователя.

С использованием полученных результатов, а также теории по базовому методу SSA, проанализирован и разложен на отдельные компоненты модельный ряд, изучены некоторые особенности, связанные с правильным выбором параметров для метода SSA, таких как длина окна и компоненты, составляющие тренд и сезонность временного ряда. Также были проанализированы временные ряды параметров вращения Земли, и на подобранных с помощью кросс-валидации параметрах построен прогноз на год вперед.

С учетом текущей скорости работы модуля pytssa по сравнению с Rssa, все еще остается необходимым продолжать работу над оптимизацией модуля, а также расширять возможности использования встроенных в Python структур данных и наращивать функциональность визуализации результатов работы.

## Список литературы

- [1] Голяндина Н.Э. *Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов: Учеб. пособие.* СПб: Изд-во СПбГУ, 2004.
- [2] Nina Golyandina, Anton Korobeynikov и Anatoly Zhigljavsky. *Singular Spectrum Analysis with R.* Springer, 2018.
- [3] *Rssa: A collection of methods for singular spectrum analysis.* [Электронный ресурс]. 2021. URL: <http://CRAN.R-project.org/package=Rssa> (дата обр. 07.01.2022).
- [4] *Singular Spectrum Analysis, A Python Package for Time Series Classification Documentation.* [Электронный ресурс]. URL: [https://pyts.readthedocs.io/en/stable/auto\\_examples/decomposition/plot\\_ssa.html](https://pyts.readthedocs.io/en/stable/auto_examples/decomposition/plot_ssa.html) (дата обр. 08.01.2022).
- [5] *Introducing SSA for Time Series Decomposition.* [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kaggle.com/jdarcy/introducing-ssa-for-time-series-decomposition> (дата обр. 27.11.2021).
- [6] *Multivariate Singular Spectrum Analysis in Python.* [Электронный ресурс]. URL: <https://github.com/kieferk/pymssa> (дата обр. 27.11.2021).
- [7] *PyPi - The Python Package Index.* [Электронный ресурс]. 2022. URL: <https://pypi.org/> (дата обр. 28.09.2022).
- [8] *R documentation.* [Электронный ресурс]. URL: <https://www.rdocumentation.org> (дата обр. 08.01.2022).
- [9] *Python documentation.* [Электронный ресурс]. URL: <https://docs.python.org/3/> (дата обр. 08.01.2022).
- [10] *Documentation for rpy2.* [Электронный ресурс]. URL: <https://rpy2.github.io/doc/latest/html/index.html> (дата обр. 08.01.2022).
- [11] *Documentation for NumPy.* [Электронный ресурс]. 2022. URL: <https://numpy.org/doc/> (дата обр. 25.09.2022).
- [12] *Documentation for pandas.* [Электронный ресурс]. 2022. URL: <https://pandas.pydata.org/docs/> (дата обр. 29.09.2022).

- [13] *6 способов значительно ускорить pandas с помощью пары строк кода. Часть 1.* [Электронный ресурс]. URL: <https://habr.com/ru/post/503726/> (дата обр. 08.01.2022).
- [14] *Documentation for matplotlib.* [Электронный ресурс]. URL: <https://devdocs.io/matplotlib~3.1> (дата обр. 08.01.2022).
- [15] *pyrssa package on PyPi.* [Электронный ресурс]. 2022. URL: <https://pypi.org/project/pyrssa/> (дата обр. 30.09.2022).
- [16] Голяндина Н.Э. Охотников Г.И. *Применение метода анализа сингулярного спектра.* СПб: Изд-во СПбГУ, 2017.
- [17] *SSA EOP Forecast.* [Электронный ресурс]. 2022. URL: <http://eoppredict.ru/> (дата обр. 30.09.2022).