

Министерство образования и науки Российской Федерации
ФГБОУ ВО «Иркутский государственный аграрный университет имени
А.А. Ежевского»

На правах рукописи

Лузгин Александр Николаевич

**Комплексное исследование интервального прогнозирования нестационарных
показателей с применением кластерных и нейронных моделей**

Специальность 05.13.18 – Математическое моделирование, численные методы и
комплексы программ

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
д. т. н., профессор Ю.М. Краковский

Иркутск – 2015

Оглавление

Введение.....	5
1. Прогнозирование нестационарных динамических показателей на основе математических моделей.....	13
1.1. Динамические показатели, их классификация и особенности прогнозирования.....	13
1.2. Обзор математических моделей прогнозирования нестационарных динамических показателей.....	19
1.3. Обзор программного обеспечения для прогнозирования нестационарных динамических показателей	34
1.4. Обзор генераторов псевдослучайных чисел.....	39
1.5. Выводы по главе 1.....	44
2. Алгоритмическое и программное обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.....	46
2.1. Постановка задачи комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.....	46
2.2. Алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе кластерной модели.....	57
2.2.1. Алгоритмическое обеспечение подобия кластеров.....	57
2.2.2. Алгоритм интервального прогнозирования на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели.....	61
2.3. Алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели.....	65
2.3.1. Архитектура и алгоритм обучения вероятностной нейронной модели.....	66
2.3.2. Алгоритм классификации векторов посредством вероятностной нейронной модели.....	68

2.3.3. Алгоритм интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели.....	72
2.4. Алгоритмическое обеспечение псевдослучайного увеличения объёма выборки нестационарного динамического показателя на основе компьютерного моделирования.....	76
2.4.1. Выбор генератора псевдослучайных чисел.....	77
2.4.2. Вычислительный алгоритм псевдослучайного увеличения объёма выборки нестационарного динамического показателя на основе компьютерного моделирования.....	79
2.5. Программное обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.....	85
2.6. Выводы по главе 2.....	97
3. Апробация алгоритмического и программного обеспечения интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.....	98
3.1. Технология комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.....	98
3.2. Исследование влияния значений параметров алгоритма на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей....	103
3.3. Исследование влияния значений параметров алгоритма на основе вероятностной нейронной сети на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.....	115
3.4. Сравнение точности интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей на основе разработанных алгоритмов.....	127
3.5. Выводы по главе 3.....	136
Заключение.....	138
Список сокращений и условных обозначений.....	140
Список литературы.....	141

Приложение А. Влияние значений параметров разработанных алгоритмов на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей первого типа.....	152
--	-----

Введение

Актуальность темы. В настоящее время большинство организаций и предприятий осуществляют свою деятельность в условиях неопределённости, где принятие эффективных решений по управлению производственными, технологическими и финансовыми процессами зависит от точности прогнозирования различных динамических показателей. Проблемы прогнозирования показателей широко освещены в работах отечественных и зарубежных ученых. Можно отметить следующих авторов: Х. Волд, Н. Винер, Дж. Бокс, Г. Дженкинс, Т. Андерсон, М. Кендэл, А. Колмогоров, Э. Тихонов, Ю. Лукашин и др. [2, 6, 15, 29, 41, 73, 127]

В постоянно усложняющихся социально-экономических процессах и явлениях, особенно трудно добиваться приемлемой точности прогнозирования нестационарных динамических показателей (НДП) [14, 40, 44, 37, 70, 71 107, 127]. Это обусловлено многими причинами, основной из которых является развивающаяся, но все ещё плохо проработанная методологическая база в части анализа и прогнозирования НДП. Целый ряд фундаментальных теорем (теорема Вальда, теорема Гофдинга и др.) и критериев (критерий Колмогорова, Вальда-Волфовица, Критерий Зигеля-Тьюки и др.), позволяющих получать корректные оценки параметров соответствующих распределений по данным наблюдения и облегчающих задачу прогнозирования стационарных показателей для НДП не состоятельны, кроме тех случаев, когда априори известна модель процесса, порождающего значения показателя (например, случайное блуждание) [2, 73, 76, 84, 101, 127]. Задача осложняется также тем, что при работе с НДП отсутствует понятие генеральной совокупности выборки, а определить модель процесса или принадлежность показателя к стационарному, возможно лишь с некоторой долей вероятности и в этом заключается один из недостатков, опосредованно влияющих на качество дальнейшего прогнозирования показателя, если он все-таки по своей природе оказался нестационарный.

В тоже время тенденция накопления ретроспективных значений НДП в базах данных, бурное развитие комплексов программ и средств информатизации в целом, способствуют разработке новых, более сложных методов и ресурсоёмких алгоритмов для решения задачи по прогнозированию НДП. Вместе с тем в условиях постоянных перемен и нестабильности законодательной базы, задача прогнозирования НДП становится ещё более сложной, а требования к точности прогнозирования более жесткими. Часто классический подход в прогнозировании НДП (когда оцениваются непосредственно будущие значения показателя) становится просто неприемлем из-за невозможности получить приемлемую точность прогнозирования. В связи с этим, задача прогнозирования НДП является актуальной и неотъемлемой частью ежедневной работы многих предприятий и организаций [10, 17, 83, 87].

Существует множество распространённых методов и классов математических моделей прогнозирования НДП, таких как регрессионные, авторегрессионные, кластерные, нейронные и т.п. К моделям, демонстрирующим наилучшую точность прогнозирования НДП (в сравнении с моделями других классов) следует отнести нейронные и кластерные модели [7, 39, 46, 50, 65, 75, 94]. В сфере исследования нейронных моделей можно отметить работы следующих авторов А. Кофмана, А. Галушкина, А.Н. Горбаня, А. Зиновьева, Ф. Розенблатта, С. Хайкина, Ф. Уоссермена Т. Кохонена и др. В отношении кластерных моделей, можно отметить работы Г. Штейнгауза, С. Айвазяна, Ю. Журавлева. Н. Загоруйко, И. Манделя, Х. Фоглера, А. Трофимова, С. Сайна, М. Перлина, Ф. Фернандеза, С. Сосвилла, Ю. Андрары и др.

Каждые из перечисленных математических моделей имеют свои преимущества и недостатки и позволяют прогнозировать с определённой точностью будущие значения НДП. В тоже время проводить оценку непосредственно будущих значений НДП нужно далеко не всегда. На практике для выработки управленческих решений часто достаточно знать превысит или не превысит будущее значение НДП некоторое заранее заданное значение. Так как при таком прогнозировании оценивается не само будущее значение НДП, а то, в

каком интервале оно будет находиться, в работе такое прогнозирование названо интервальным. Следует подчеркнуть, что в данном случае речь идет не об интервальном прогнозе, когда оценивается попадание будущего значения в доверительный интервал с заданной доверительной вероятностью, а об интервальном прогнозировании.

Таким образом, среди множества различных математических моделей прогнозирования, использующихся в производственных, технологических и финансовых сферах, требуется разработка математической модели, соответствующего алгоритмического и программного обеспечения для осуществления интервального прогнозирования НДП.

В связи с этим необходимо разработать методы и алгоритмы, а также реализовать их в виде программного обеспечения для комплексного исследования интервального прогнозирования НДП с применением кластерных и нейронных моделей, как наиболее перспективных для достижения приемлемой точности интервального прогнозирования НДП.

Все выше сказанное обосновывает актуальность выбранной темы диссертационной работы и позволяет сформулировать её цель и задачи.

Целью диссертационной работы является разработка методов и алгоритмов, а также их реализация в виде программного обеспечения для комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей с помощью адаптивной вероятностно-статистической кластерной и вероятностной нейронной моделей.

Для реализации поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Обосновать необходимость применения кластерных и вероятностных нейронных моделей для комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.
2. Создать усовершенствованное алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей с помощью кластерной модели.

3. Разработать модифицированное алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей с помощью вероятностной нейронной модели.

4. Создать программный комплекс для исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей на основе предложенного алгоритмического обеспечения.

5. Разработать технологию и провести комплексное исследование интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей по тестовым и реальным исходным данным.

Объект и предмет исследования. Объектом исследования являются нестационарные динамические показатели, используемые организациями, при осуществлении своей деятельности в условиях неопределённости и применяющими методы прогнозирования НДП. Предмет исследования – алгоритмическое и программное обеспечение интервального прогнозирования НДП на основе адаптивной вероятностно-статистической и вероятностной нейронной моделях.

Методы исследования и достоверность результатов. При решении поставленных задач в работе использованы методы математического моделирования, численные и кластерные методы, методы искусственного интеллекта, а также методы объектно-ориентированного программирования. Для реализации программного обеспечения интервального прогнозирования НДП использовался свободно распространяемый программный продукт «R» и его пакеты расширения. Достоверность результатов, полученных в ходе проведения комплексного исследования интервального прогнозирования НДП на реальных выборках различного объёма, подтверждена их сравнением с фактическими, заранее известными результатами.

Научную новизну диссертации представляют следующие положения, которые выносятся на защиту:

1. Усовершенствованное алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной

модели с использованием численных методов проверки подобия кластеров на основе коэффициента «линейного сопряжения» и алгоритма оценки «интервальных» вероятностей.

2. Алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели с использованием усовершенствованного алгоритма обучения и модифицированной функции классификации входных векторов.

3. Вычислительный алгоритм псевдослучайного увеличения объема выборки нестационарных динамических показателей на основе компьютерного моделирования с использованием генератора «Вихрь Мерсенна».

4. Постановка, технология и программное обеспечение комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной и вероятностной нейронной моделей.

Практическая значимость. Практическая значимость результатов исследования заключается в создании и применении алгоритмического и программного обеспечения интервального прогнозирования НДП. Созданный программный комплекс «Интервальное прогнозирование НДП» апробирован на различных типах НДП. Результаты диссертационной работы используются в Иркутском областном гарантийном фонде» поддержки субъектов малого и среднего предпринимательства в городе Иркутске, ООО «Сибпрофкосметик», территориальном органе Федеральной службы государственной статистики по Иркутской области, о чем имеются соответствующие акты и справка о внедрении.

Разработанное алгоритмическое и программное обеспечение, позволяющее оперативно решать задачи интервального прогнозирования и компьютерного моделирования НДП, может найти применение и в других предметных областях.

Апробация работы. Основные положения проведённых исследований докладывались на международных и всероссийских конференциях: Всероссийская научно-практическая конференция «Новые информационные технологии в экономике, управлении, образовании», Самара, 2012; Всероссийская научно-

практическая конференция «Аспирантские чтения в ИГЛУ - 2012», Иркутск, 2012; Всероссийская научно-практическая конференция «Аспирантские чтения в ИГЛУ - 2013», Иркутск, 2013; IV Международная практическая конференция «Безопасность регионов – основа устойчивого развития», Иркутск, 2014; XX Всероссийская Байкальская конференция «Информационные и математические технологии в науке и управлении», Иркутск, 2015.

Публикации. По результатам исследований опубликовано 10 научных работ в виде статей и докладов, включая 2 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ. Из них 3 публикации в изданиях, рекомендованных ВАК, число публикаций без соавторов – 6.

Структура и объем работы. Диссертационная работа состоит из введения, трех глав, заключения, списка сокращений и условных обозначений, списка литературы из 136 наименований и приложения. Общий объем работы без приложения составляет 151 страница.

В первой главе формализовано понятие НДП и рассмотрены особенности их прогнозирования. При этом:

а) проведен обзор математических моделей прогнозирования НДП, среди которых определены наиболее перспективные, с точки зрения достижения лучшей точности прогнозирования, – это кластерные и нейронные МП;

б) проведен обзор программного обеспечения для прогнозирования НДП, среди которого осуществлен выбор программного обеспечения под названием «R» [59], как наиболее подходящего для реализации алгоритмов интервального прогнозирования;

в) проведен обзор генераторов псевдослучайных чисел, среди которых выбран генератор под названием «Вихрь Мерсенна» [131], как наиболее подходящий для последующей разработки вычислительного алгоритма псевдослучайного увеличения выборки НДП с использованием компьютерного моделирования;

г) приведены выводы по результатам проведенных исследований.

Во второй главе описано созданное алгоритмическое и программное обеспечение интервального прогнозирования НДП. При этом:

а) разработана постановка задачи комплексного исследования интервального прогнозирования НДП с использованием кластерных и вероятностных нейронных моделей;

б) предложено усовершенствованное алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели с использованием численных методов проверки подобия кластеров на основе коэффициента «линейного сопряжения» и алгоритма оценки «интервальных» вероятностей;

в) создано алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели с использованием усовершенствованного алгоритма обучения и модифицированной функции классификации векторов;

г) обоснована необходимость и разработан вычислительный алгоритм псевдослучайного увеличения объема выборки НДП на основе компьютерного моделирования с использованием генератора «Вихрь Мерсенна»;

д) создано программное обеспечение интервального прогнозирования НДП – программный комплекс «Интервальное прогнозирование нестационарных динамических показателей», основанное на разработанном алгоритмическом обеспечении адаптивной вероятностно-статистической кластерной и вероятностной нейронной моделях;

е) приведены выводы по результатам проведенных исследований.

В третьей главе проведена апробация алгоритмического и программного обеспечения интервального прогнозирования НДП. При этом:

а) предложена технология комплексного исследования интервального прогнозирования НДП в качестве которых были использованы показатели двух типов:

- валютные курсы, сглаженные простым скользящим средним;
- еженедельные цены на продукты питания, полученные в территориальном органе Федеральной службы государственной статистики по Иркутской области и

ежемесячные объёмы выданных поручительств, которые получены в «Иркутском областном гарантийном фонде» поддержки субъектов малого и среднего предпринимательства в городе Иркутске. Объем статистических данных этих НДП был увеличен с помощью разработанного вычислительного алгоритма псевдослучайного увеличения объёма выборки нестационарных динамических показателей на основе компьютерного моделирования;

б) проведена апробация созданного программного комплекса «Интервальное прогнозирование нестационарных динамических показателей», выработаны рекомендации по выбору значений параметров разработанных алгоритмов для прогнозирования НДП;

в) проведено сравнение точности интервального прогнозирования и времени работы разработанных алгоритмов при рекомендованных значениях параметров;

г) приведены выводы по результатам исследований.

Проверка алгоритмического и программного обеспечения интервального прогнозирования НДП показала его работоспособность, а также научную и практическую значимость для поддержки принятия управленческих решений, связанных с прогнозированием НДП.

В заключении приведены основные результаты работы.

В приложении приведены экспериментальные данные, полученные по результатам комплексного исследования интервального прогнозирования НДП.

1. Прогнозирование нестационарных динамических показателей на основе математических моделей

1.1. Динамические показатели, их классификация и особенности прогнозирования

В данной работе под показателем понимается обобщённая характеристика какого-либо объекта, процесса или его результата, понятия или их свойств, выраженная в численной форме. Показатель, значения которого изменяются с течением времени, назовем динамическим показателем (ДП). Формализуем понятие ДП следующим образом:

$$\mathbf{Q} = \{q_t : t \in \mathbf{T}\}. \quad (1.1)$$

Здесь q_t – значения динамического показателя зафиксированные в моменты времени t , где t принимает значения из множества $\mathbf{T} = \{0, \dots, n-1\}$, а n – количество доступных значений ДП.

Классификацию ДП принято проводить по следующим основным критериям [6, 41, 47, 121, 110]:

1) Непрерывные и дискретные ДП.

Если значения ДП доступны и могут быть зафиксированы только в конкретные моменты времени, то такой ДП называется дискретным, в отличие от непрерывного, значения которого известны и могут быть зафиксированы в любой момент времени.

2) Детерминированные и стохастические (случайные) ДП.

Если все значения ДП заданы (определяются) неслучайной математической функцией, то такой ДП называется детерминированным. Если значения ДП могут быть описаны лишь с привлечением вероятностных (статистических) моделей, то такой ДП называется стохастическим (случайным или вероятностным).

3) Интервальные и моментные ДП.

Если каждое значение ДП относят к результату, накопленному или вновь произведенному за определенный интервал времени, то такой ДП называется интервальный (агрегированный или кумулятивный). Например, интервальным ДП является показатель выпуска продукции за неделю, месяц или год. Если же значения ДП относятся только к конкретному моменту времени, то такой ДП называется моментным. Примерами моментных ДП являются физические показатели, такие как температура окружающего воздуха, влажность, давление, измеренные в конкретные моменты времени, и т.п.

4) Равноотстоящие и неравноотстоящие ДП.

Равноотстоящими ДП называются такие ДП, значения которых фиксируются в следующие друг за другом равные интервалы времени. Неравноотстоящими ДП называются те, для которых принцип равенства интервалов времени при фиксации значений не выполняется.

5) Стационарные и нестационарные ДП.

Стационарным ДП называется такой ДП, характеристики которого не изменяются во времени. Принято говорить о строго стационарном ДП (или стационарном в узком смысле) если совместное распределение вероятностей для ω значений $q_t, \dots, q_{t+\omega}$ ДП такое же, как и для ω значений $q_{t+\tau}, \dots, q_{t+\omega+\tau}$ при любых ω , t , τ , где $t \in T$, $(t + \omega) \in T$, $(t + \tau) \in T$, $(t + \omega + \tau) \in T$. Таким образом, свойства строго стационарного ДП не зависят от начала отсчета времени. Также часто используют понятие слабой стационарности (или стационарности в широком смысле), которое подразумевает, что среднее значение ДП, его дисперсия и ковариация его значений не зависят от времени t . Все остальные ДП называются нестационарными.

На рисунке 1.1. приведен пример графика стационарного ДП, а на рисунке 1.2. нестационарного.

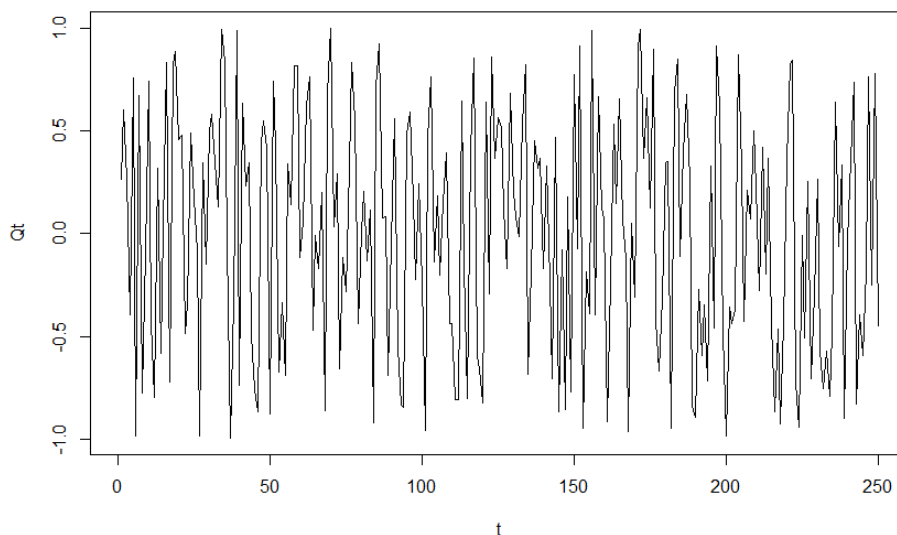


Рис.1.1. Пример стационарного ДП

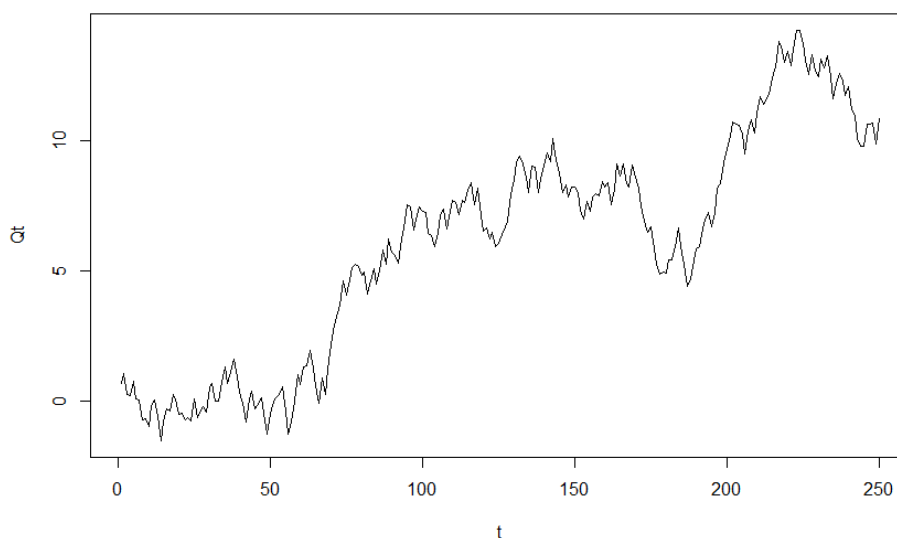


Рис.1.2. Пример нестационарного ДП

Далее будут рассматриваться только такие ДП, которые относятся к дискретным стохастическим нестационарным ДП (НДП), при этом данные ДП могут быть как интервальные, так и моментные, как равноотстоящие, так и неравноотстоящие. Именно такие ДП встречаются в подавляющем большинстве случаев в реальной природе, социально-экономической, производственной и технической сферах современного общества с присущей им проблематикой анализа и прогнозирования [6]. Так как диссертационная работа связана именно с проблематикой прогнозирования НДП, рассмотрим этот аспект подробнее.

Слово прогноз возникло от греческого πρόβωσις, что означает предвидение, предсказание. Под прогнозированием понимают предсказание будущего с помощью научных методов. В частности, прогнозированием НДП называется специальное научное исследование конкретных перспектив изменения значений данного НДП в будущем [6, 40, 41, 53, 73]. Горизонт времени, на который необходимо определить значения НДП, называется временем (горизонтом) упреждения. В зависимости от времени упреждения задачи прогнозирования, как правило, делятся на следующие категории срочности [41, 73, 110]:

- долгосрочное прогнозирование;
- среднесрочное прогнозирование;
- краткосрочное прогнозирование.

Важно отметить, что для каждого НДП приведенная классификация имеет собственные диапазоны. То есть для НДП, с различным временным разрешением классификация срочности задач прогнозирования индивидуальна.

Говоря о прогнозировании НДП, различают два взаимосвязанных понятия – метод прогнозирования и модель прогнозирования (МП).

Метод прогнозирования представляет собой последовательность действий, которые нужно совершить для получения модели прогнозирования НДП. Кроме того, метод прогнозирования содержит действия, по оценке качества прогнозных значений. Общий итеративный подход к построению модели прогнозирования НДП подробно описан в работе [6] и состоит в следующем:

- 1) На основании предыдущего собственного или стороннего опыта осуществляется идентификация МП, принимаемой в качестве пробной.
- 2) Осуществляется оценка параметров пробной МП.
- 3) Производится тестирование МП.
- 4) В случае если точность МП приемлема для соответствующих задач, то модель готова к практическому использованию. Если точность МП оказалась неприемлемой, то необходимо итеративное повторение всех перечисленных этапов, начиная с первого.

МП есть функциональное представление, адекватно описывающее НДП и являющееся основой для получения будущих значений НДП. Часто, говоря о моделях прогнозирования, используется термин модель экстраполяции [41, 61, 73, 81].

При прогнозировании НДП принято выделять два различных подхода к прогнозированию. В рамках первого подхода для получения будущих значений НДП используются доступные значения только данного НДП. В рамках второго подхода для получения будущих значений НДП возможно использование не только значений данного НДП, но и значений других НДП. В данной работе рассматривается только первый подход в прогнозировании НДП.

Формально задачу прогнозирования НДП (1.1) можно представить в следующем виде: в момент времени $t = n - 1$ необходимо провести оценку будущих значений q_t в моменты времени $t = n, \dots, n - 1 + p$. Тогда момент времени $t = n - 1$ есть момент прогноза, а величина p есть время упреждения.

Для вычисления значений НДП в будущие моменты времени, их представляют в следующем виде [1]:

$$q_t = \tilde{q}_t + \varepsilon_t. \quad (1.2)$$

Здесь $\tilde{q}_t$ – систематическая компонента НДП, ε_t – стохастическая (случайная) компонента НДП, включающая ошибки наблюдения (измерения). Значения $\tilde{q}_t$ определяют через модель прогнозирования (МП).

Фактически, при прогнозировании НДП всегда будет оставаться какая-то необъясненная (неучтённая) часть стохастической компоненты ε_t , влияющей на точность прогнозирования.

Говоря о точности прогнозирования, как правило, подразумевают интегральные показатели ошибок (ИПО), рассчитываемые с учетом значения компоненты ε_t . Если значение ИПО велико, то точность прогнозирования МП мала и наоборот, если значение ИПО мало, то точность прогнозирования МП велика. Если точность МП неприемлема, то считается, что МП неадекватна.

В настоящее время существуют и применяются на практике несколько распространённых ИПО [16, 79, 125]. К первой условной группе можно отнести безотносительные ИПО. На практике наиболее часто применяются:

– средняя абсолютная ошибка (mean absolute error, *MAE*):

$$MAE = \frac{1}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p |q_{t+\xi} - \tilde{q}_{t+\xi}| = \frac{1}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p |\varepsilon_{t+\xi}| \quad (1.3)$$

– средняя квадратичная ошибка (mean square error, *MSE*):

$$MSE = \frac{1}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p (q_{t+\xi} - \tilde{q}_{t+\xi})^2 = \frac{1}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p (\varepsilon_{t+\xi})^2 \quad (1.4)$$

– корень квадратный из средней квадратичной ошибки (root mean square error, *RMSE*):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p (q_{t+\xi} - \tilde{q}_{t+\xi})^2} = \sqrt{\frac{1}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p (\varepsilon_{t+\xi})^2} \quad (1.5)$$

Ко второй условной группе можно отнести относительные ИПО. На практике наиболее часто применяются:

– средняя абсолютная ошибка в процентах (mean absolute percentage error, *MAPE*):

$$MAPE = \frac{100}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p \left| \frac{q_{t+\xi} - \tilde{q}_{t+\xi}}{q_{t+\xi}} \right| = \frac{100}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p \left| \frac{\varepsilon_{t+\xi}}{s_{t+\xi}} \right| \quad (1.6)$$

– средняя квадратичная процентная ошибка (root mean square percentage error, *RMSPE*):

$$RMSPE = \sqrt{\frac{100}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p \left| \frac{q_{t+\xi} - \tilde{q}_{t+\xi}}{q_{t+\xi}} \right|^2} = \sqrt{\frac{100}{p} \cdot \sum_{\xi=1}^p \left| \frac{\varepsilon_{t+\xi}}{q_{t+\xi}} \right|^2} \quad (1.7)$$

К основным недостаткам рассмотренных ИПО можно отнести несимметричность оценок и чувствительность к выбросам данных, а к достоинствам – простоту вычислений.

Существуют и менее распространённые ИПО, информацию по которым можно найти в работе [125]. Однако многие из них обладают не только уже известными недостатками, но и недостатками, связанными с интерпретацией

получаемых результатов при применении более сложных расчетов, что препятствует распространению таких ИПО на практике.

Таким образом, МП можно определить ещё и как математическую модель, с определённой точностью описывающую НДП и являющуюся основой для получения его будущих значений.

В целях диссертационной работы целесообразно рассмотреть основные МП, применяемые на практике для прогнозирования НДП. Эти модели по причине своего широкого применения служат базисом для сравнения с ними вновь разрабатываемых МП и алгоритмов прогнозирования НДП. Представляемый обзор будет далеко неполон. Его цель не перечислить все существующие МП, а обозначить место результатов диссертации среди многообразия существующих МП НДП.

В процессе рассмотрения МП будем приводить, как отечественные, так и зарубежные названия МП (включая их аббревиатуру), так как в различных источниках используются различные варианты.

1.2. Обзор математических моделей прогнозирования нестационарных динамических показателей

В настоящее время существуют различные МП, среди которых к наиболее распространённым относятся регрессионные [23, 25, 26, 47, 101], авторегрессионные [37, 47, 53, 70, 73], кластерные [13, 69, 71, 126, 129] и нейронные МП [73, 101, 102]. К менее распространённым МП, следует отнести МП, основанные на методе опорных векторов (support vector machine, *SVM*) [93, 109, 112, 115], на теории нечетких множеств (fuzzy logic *FL*) [12, 31, 66, 103, 118], на цепях Маркова (Markov chain, *DTMC*) [132, 133], на генетических алгоритмах (genetic algorithm, *GA*) [89, 115], на основе передаточных функций (transfer function, *TF*) [120].

Далее в данном параграфе целесообразно рассмотреть только те классы МП, которые хорошо изучены и подходят для прогнозирования НДП без учета внешних

факторов. Это такие классы моделей, как авторегрессионные, кластерные и нейронные МП. Остальные классы МП рассматриваться не будут, в частности, из-за неполноты описания их возможностей, путей определения параметров применительно к прогнозированию НДП или необходимости учета внешних факторов.

Класс авторегрессионных МП, является наиболее известным, обширным и широко применяемым для решения различного рода математических задач (статистический анализ, аппроксимация и интерполяция данных и т.п.) [22, 24, 25, 101, 102]. Авторегрессионные МП хорошо изучены и просты в своём применении при решении практических задач. В ряде случаев эти модели также применяются в качестве составных элементов сложных кластерных МП. Поэтому для начала целесообразно рассмотреть именно авторегрессионные МП.

Модель простой линейной авторегрессии (autoregressive, AR) имеет следующий вид:

$$\tilde{q}_t = \varphi_0 + \varphi_1 q_{t-1} + \varphi_2 q_{t-2} + \dots + \varphi_m q_{t-m} = \varphi_0 + \sum_{j=1}^m \varphi_j q_{t-j}. \quad (1.8)$$

Здесь $\varphi_0, \dots, \varphi_m$ коэффициенты, для определения которых обычно используют метод наименьших квадратов. Формула (1.8) описывает авторегрессионную МП порядка m , в которой значения НДП в данный момент времени линейно зависят от предыдущих значений этого НДП. Модификациями данной модели являются такие МП, как $ARCH$, $GARCH$, $AGARCH$, $EGARCH$, $TGARCH$ и т.п. [41, 73].

Другая распространённая МП из класса авторегрессионных, получившее название скользящего среднего (moving average, MA), имеет вид [6]:

$$\tilde{q}_t = \omega_1 q_{t-1} + \omega_2 q_{t-2} + \dots + \omega_k q_{t-k} = \sum_{j=1}^k \omega_j q_{t-j}, \quad (1.9)$$

где k – порядок скользящего среднего, $\omega_1, \dots, \omega_k$ – весовые коэффициенты, такие, что $\sum_{j=1}^k \omega_j = 1$.

Если в (1.9) все коэффициенты $\omega_j = \frac{1}{k}$, такая МП носит название простого скользящего среднего (simple moving average, *SMA*), а если $\omega_j = \frac{\gamma_j}{\sum_{j=1}^k \gamma_j}$, где γ_j – произвольные весовые коэффициенты, то такая МП носит название взвешенного скользящего среднего (weighted moving average, *WMA*).

На основе модели простой линейной авторегрессии и модели скользящего среднего строят более сложные авторегрессионные МП, такие как *ARMA*, *ARIMA*, *ARFIMA* [41, 73]. Например, модель *ARMA* имеет следующий вид:

$$\tilde{q}_t = \varphi_0 + \sum_{j=1}^m \varphi_j q_{t-j} + \sum_{j=1}^k \omega_j \varepsilon_{t-j}. \quad (1.10)$$

Ещё одной разновидностью авторегрессионных МП является МП, получившее название экспоненциального скользящего среднего (exponential moving average, *EMA*), которая описывается следующей парой уравнений:

$$\tilde{q}_t = \alpha \cdot q_{t-1} + (1 - \alpha) \cdot \tilde{q}_{t-1}. \quad (1.11)$$

Здесь $\alpha \in [0;1]$ – коэффициент сглаживания; начальное условие обычно определяются как $\tilde{q}_0 = q_0$.

Распространёнными модификациями *EMA* являются: МП Хольта (Holt's model), МП Хольта-Уинтерса (Holt-Winters' model), МП Тейла-Вейджа (Theil-Wage's model), МП Кауфмана (Kaufman's model) [6, 73, 122].

Важными достоинствами рассмотренных МП являются их простота и «прозрачность» моделирования НДП, а к недостаткам следует отнести большое число параметров, идентификация которых часто неоднозначна и ресурсоемка, низкую адаптивность и недостаточную точность прогнозирования НДП.

Класс нейронных МП, является не менее известным и популярным в своем практическом и научном применении, однако, в сравнении с авторегрессионными МП, обладает несомненно большими возможностями по улучшению точности прогнозирования НДП [34, 52, 64, 67, 77, 78, 79, 106]. Нейронные МП, также могут применяться в качестве составных элементов сложных кластерных МП [1, 28, 68].

Нейронные МП состоят из искусственных нейронов, работа которых смоделирована по аналогии с реальными биологическими нейронами. Вывод нейрона называется аксоном, входы – дендритами, а точка соединения аксонов и дендритов называется синапс. Известно, что существует класс нейронов, использующий две группы входов – возбуждающие и тормозящие. Сигналы на возбуждающих входах заставляют нейрон усиливать сигнал на аксоне, тормозящие соответственно подавляют выходной сигнал. Дендриты имеют порог срабатывания. То есть на вход дендрита должен поступать сигнал определенного уровня, иначе он будет игнорирован.

Каждый нейрон можно описать парой уравнений:

$$\begin{aligned} u_j &= \sum_{g=1}^m \omega_{jg} \tilde{q}_j + b_j, \\ h_j &= \psi_j(u_j). \end{aligned} \quad (1.12)$$

Здесь $\tilde{q}_j$ – входные сигналы нейрона j общим количеством m ; ω_{jg} – синаптические веса нейрона j ; b_j – порог срабатывания нейрона j ; u_j – значения на выходе сумматора нейрона j ; $\psi_j(u_j)$ – функция активации нейрона j ; h_j – выходной сигнал нейрона j .

Функции активации нейронов бывают нескольких типов. К основным из них относятся следующие [78, 77]:

– функция единичного скачка:

$$\psi(u_j) = \begin{cases} 1, u_j \geq 0, \\ 0, u_j < 0. \end{cases} \quad (1.13)$$

– кусочно-линейная функция:

$$\psi(u_j) = \begin{cases} 1, u_j \geq 0,5, \\ |u_j|, -0,5 < u_j < 0,5, \\ 0, u_j \leq -0,5. \end{cases} \quad (1.14)$$

– логистическая (сигмоидальная) функция:

$$\psi_j(u_j) = \frac{1}{1 + e^{-\beta \cdot u_j}}. \quad (1.15)$$

– гиперболический тангенс

$$\psi_j(u_j) = \frac{e^{\beta \cdot u_j} - e^{-\beta \cdot u_j}}{e^{\beta \cdot u_j} + e^{-\beta \cdot u_j}} = \frac{e^{2\beta \cdot u_j} - 1}{e^{2\beta \cdot u_j} + 1}. \quad (1.16)$$

Здесь β – параметр наклона кривой. Часто на практике используют значение $\beta = 1$.

Кроме рассмотренных, существуют и менее распространённые функции активации. Обычно в качестве функций активации выбирают логистическую функцию или гиперболический тангенс, которые применимы для широкого круга задач [11, 78].

Связанные между собой нейроны образуют нейронную сеть. В зависимости от способа связи нейронов нейронные сети делятся на однослойные сети прямого распространения, многослойные сети прямого распространения и рекуррентные сети.

Важным свойством нейронных моделей является их способность обучаться на основе поступающих данных НДП и в результате обучения повышать точность прогнозирования НДП.

На практике для прогнозирования НДП в большинстве случаев используют нейронную сеть под названием многослойный персептрон (multilayer perceptron, *MLP*) [78]. Рассмотрим эту модель подробнее.

На рисунке 1.3 представлен пример модели многослойного персептрона, с входным слоем, состоящим из m входов, двумя скрытыми слоями (3 нейрона в первом слое, 2 нейрона во втором слое), и выходным слоем, состоящим из 1 нейрона.

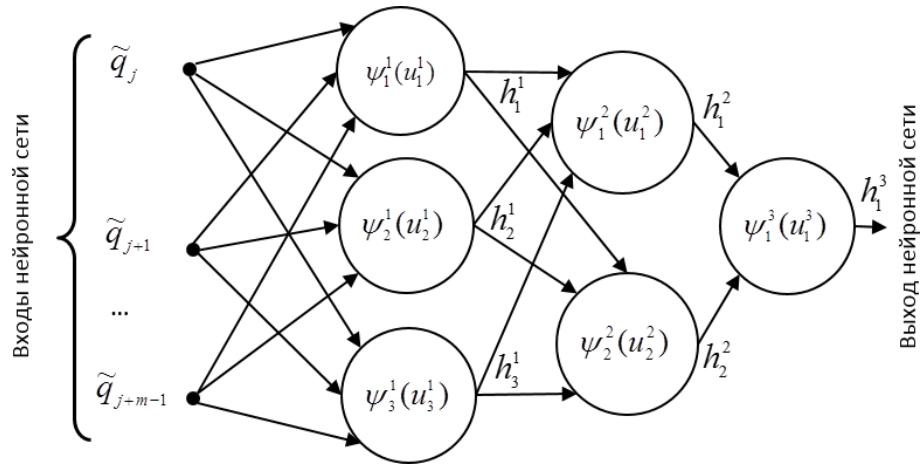


Рис.1.3. Пример модели многослойного персептрона

Выбор архитектуры *MLP* заключается в выборе используемых функций активации, количества слоев сети и количества нейронов в каждом слое.

Строго определенной процедуры для выбора количества нейронов и количества слоев в *MLP* нет. Теоретически, чем большее количество нейронов и слоев, тем шире возможности сети в смысле «отражения» сложных зависимостей нелинейного типа между входом и выходом. Однако это влечет снижение скорости её обучения и работы и не всегда приводит к более точным результатам прогноза НДП на практике [78].

Часто для выбора количества нейронов в скрытом слое используют теорему Колмогорова, согласно которой для реализации нейронной сети с m входами достаточно использовать единственный скрытый слой с $2 \cdot m + 1$ нейронами [107].

Существует несколько различных методов обучения *MLP*. Наиболее известных среди них является метод обратного распространения ошибки, который определяет стратегию подбора синаптических весов *MLP* с применением градиентных методов оптимизации и заключается в следующем.

Пусть сигнал ошибки какого-либо нейрона j выходного слоя *MLP* определяется следующим выражением:

$$e_j = d_j - y_j, \quad (1.17)$$

где d_j – желаемый выход нейрона, а y_j – фактический.

Текущее значение «энергии» ошибки нейрона определяется, как $\frac{1}{2}e_j^2$. Соответственно текущее значение E общей «энергии» ошибки MLP (целевая функция) вычисляется путем сложения величин $\frac{1}{2}e_j^2$ по всем нейронам выходного слоя:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c e_j^2, \quad (1.18)$$

где c – количество нейронов выходного слоя сети.

Пусть m – число групп сигналов (число образцов в обучающем множестве) подаваемых на вход MLP . Тогда «энергия» среднеквадратичной ошибки вычисляется как нормированная по m сумма всех полученных значений в (1.21):

$$E_{av} = \frac{1}{m} \sum_{\xi=1}^m E_{\xi}, \quad (1.19)$$

Выражение (1.22) представляет собой меру эффективности обучения MLP , которую необходимо минимизировать в процессе обучения.

Пусть на нейрон j поступают сигналы y_i от нейронов расположенных в предыдущем слое MLP общим количеством m . Тогда на выходе сумматора нейрона j получим:

$$u_j = \sum_{i=0}^m \omega_{ji} y_i, \quad (1.20)$$

где m – общее число входов (за исключением порога) нейрона j . Синаптический вес ω_{j0} , соответствующий фиксированному входу $y_0 = +1$, равен порогу b_j , установленному для нейрона j .

Выходной сигнал нейрона j (функция активации) будет равен:

$$y_j = \psi_j(u_j) \quad (1.21)$$

Корректировка синаптических весов нейрона j проводится, согласно формуле:

$$\omega_{ji} = \omega_{ji} + \Delta \omega_{ji}, \quad (1.22)$$

где $\Delta\omega_{ji}$:

$$\Delta\omega_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ji}}. \quad (1.23)$$

Параметр η определяет скорость обучения *MLP* и задается в интервале (0;1). Отрицательный знак у параметра η обусловлен необходимостью изменения синаптических весов уменьшающих значение выражения (1.19), в чем заключается суть градиентного спуска.

Рассмотрим величину $\frac{\partial E}{\partial \omega_{ji}}$. Согласно правилу дифференцирования сложной функции:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial e_j} \frac{\partial e_j}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial u_j} \frac{\partial u_j}{\partial \omega_{ji}}, \quad (1.24)$$

Рассмотрим каждый множитель (1.24) в отдельности:

$\frac{\partial E}{\partial e_j} = e_j, \frac{\partial e_j}{\partial y_j} = -1, \frac{\partial y_j}{\partial u_j} = \psi'_j(u_j), \frac{\partial u_j}{\partial \omega_{ji}} = y_j$. В итоге получим:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = -e_j \psi'_j(u_j) y_j, \quad (1.25)$$

Подставляя (1.25) в (1.23) получим:

$$\Delta\omega_{ji} = \eta \delta_j y_j, \quad (1.26)$$

где δ_j – локальный градиент, указывающий на требуемое изменение синаптического веса нейрона j , определяемый, как:

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial u_j} = -\frac{\partial E}{\partial e_j} \frac{\partial e_j}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial u_j} = e_j \psi'_j(u_j). \quad (1.27)$$

Из выражения (1.27) видно, что ключевым фактором в вычислении величины $\Delta\omega_{ji}$ является сигнал ошибки нейрона e_j . Когда нейрон j является выходным узлом *MLP*, такая ошибка вычисляется очень просто, так как известен желаемый выход нейрона d_j . Если же нейрон j находится в скрытом слое, тогда желаемый выход нейрона неизвестен, но в то же время такой нейрон также осуществляет

определённый вклад в величину ошибки на выходе *MLP*. Следовательно, сигнал скрытого нейрона j должен рекурсивно вычисляться на основе сигналов ошибки всех нейронов, с которыми он связан.

Согласно (1.27) локальный градиент скрытого нейрона можно переписать в виде:

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial u_j} = -\frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial u_j} = -\frac{\partial E}{\partial y_j} \psi'_j(u_j). \quad (1.28)$$

Пусть какой-либо нейрон k – это выходной нейрон с которым связан скрытый нейрон j , тогда, согласно (1.21):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c e_k^2, \quad (1.29)$$

где c – количество нейронов выходного слоя *MLP*.

Дифференцируя (1.29) по выходному сигналу нейрона j получим:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = -\sum_k e_k \frac{\partial e_k}{\partial y_j}. \quad (1.30)$$

Согласно правилу дифференцирования сложной функции перепишем (1.30) следующим образом:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = -\sum_k e_k \frac{\partial e_k}{\partial u_k} \frac{\partial u_k}{\partial y_j}. \quad (1.31)$$

Учитывая, что для какого-либо выходного нейрона k , ошибка $e_k = d_k - y_k = d_k - \psi_k(u_k)$, следует:

$$\frac{\partial e_k}{\partial u_k} = -\psi'_k(u_k). \quad (1.32)$$

Дифференцируя выражение $u_k = \sum_{j=0}^m \omega_{kj} y_j$ по y_j получим:

$$\frac{\partial u_k}{\partial y_j} = \omega_{kj}. \quad (1.33)$$

Подставляя (1.33) и (1.32) в (1.31) получим соотношение:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = -\sum_k e_k \psi'_k(u_k) \omega_{kj} = -\sum_k \delta_k \omega_{kj}. \quad (1.34)$$

Подставляя (1.34) в (1.28) получим формулу обратного распространения ошибки для локального градиента скрытого нейрона j :

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial u_j} = -\frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial u_j} = \sum_k \delta_k \omega_{kj} \psi'_j(u_j). \quad (1.35)$$

Обучение *MLP* на обучающем множестве производится итеративно до тех пор, пока E_{av} не стабилизируется. Под стабилизацией подразумевается процент изменения ошибки за очередную итерацию. Как правило, выбирают значение около 0,01%. По достижению данного порога процесс обучения прекращается.

К достоинствам всех нейронных МП относится способность прогнозировать нелинейные закономерности [102], хорошая адаптивность, масштабируемость (их параллельная структура ускоряет вычисления) и единообразие их анализа и проектирования. К недостаткам следует отнести отсутствие «прозрачности» моделирования, сложность выбора архитектуры модели, высокие требования к обучающим данным (они должны быть непротиворечивыми), сложность выбора метода обучения и ресурсоемкость процесса обучения.

Класс кластерных МП также, как и класс нейронных МП активно развивается и обладает не менее мощным потенциалом в улучшении точности прогнозирования НДП в сравнении с классом нейронных моделей [33, 35, 36, 92, 114, 129]. При этом отдельные кластерные МП могут быть более просты в своём практическом применении и менее требовательны к вычислительным ресурсам ЭВМ.

Необходимо отметить, что в литературе вместо слова «кластер» также используют такие слова, как «образ», «кусочки», «векторы», «выборка» или «паттерн». Во избежание путаницы в настоящей работе будет использоваться слово «кластер».

При построении кластерных МП можно выделить два этапа:

1) Выявление по заданному алгоритму «схожих» между собой кластеров НДП;

2) Прогнозирование будущих значений НДП с учетом полученной информации о «схожести» кластеров. Здесь могут использоваться как отдельные вычислительные процедуры (функции), так и МП других классов, таких как авторегрессионные или даже нейронные МП (иногда в литературе такие кластерные МП называют смешанные или комбинированные) [62, 85].

Под кластером $\mathbf{Q}_i^f = \{q_i, \dots, q_{i+f-1}\}$ будем понимать выборку последовательных значений из $\mathbf{Q}$ (1.1) с позиции $i \in \mathbf{T}$ и с количеством значений $f = 1, \dots, n$, так чтобы $(i + f - 1) \in \mathbf{T}$.

Алгоритмы определения «схожести» кластеров бывают различными, и основываются на разных теориях [87, 132], таких, как например, теория распознавания образов [45]. Одним из известных алгоритмов определения «схожести» между собой кластеров НДП с их последующей группировкой является алгоритм k-средних (k-means) и его модификации [91, 117, 134].

Прежде всего, для реализации данного алгоритма, исходный НДП разделяют по выбранным правилам на заранее определённое количество кластеров l с количеством значений f каждый. Обозначим их так: $\mathbf{Q}_{i_0}^f = \{q_{i_0}, \dots, q_{i_0+f-1}\}, \dots, \mathbf{Q}_{i_{l-1}}^f = \{q_{i_{l-1}}, \dots, q_{i_{l-1}+f-1}\}$.

За тем определяют количество групп k для группировки имеющихся кластеров и задают так называемые центроиды (или центры) для каждой группы кластеров $\mathbf{M}_0^f = \{m_0, \dots, m_{f-1}\}, \dots, \mathbf{M}_{k-1}^f = \{m_{k-1}, \dots, m_{k-1+f-1}\}$ (количество центроидов равно количеству групп кластеров). Начальные значения центроидов, как правило, генерируется случайным образом [72, 124].

Непосредственно алгоритм k-средних основан на минимизации выражения:

$$u = \sum_{j=0}^{k-1} \sum_{\xi=0}^{l-1} d_{i_{\xi}, j}(\mathbf{Q}_{i_{\xi}}^f, \mathbf{M}_j^f), \quad (1.36)$$

где $\mathbf{Q}_{i_\xi}^f$ – кластеры НДП (1.1), $\mathbf{M}_j^f$ – центроиды групп кластеров, общим количеством k , $d_{i_\xi, j}(\mathbf{Q}_{i_\xi}^f, \mathbf{M}_j^f)$ – мера расстояния, между кластером $\mathbf{Q}_{i_\xi}^f$ и центроидом $\mathbf{M}_j^f$ (варианты её нахождения будут приведены ниже).

Алгоритм k-средних состоит из следующих этапов:

- 1) Разделение НДП (1.1) на заранее определённое количество кластеров l с количеством значений f ;
- 2) Определение количества групп кластеров k ;
- 3) Инициализация значений центроидов $\mathbf{M}_j^f$;
- 4) Вычисление мер расстояний $d_{i_\xi, j}(\mathbf{Q}_{i_\xi}^f, \mathbf{M}_j^f)$ между кластером $\mathbf{Q}_{i_\xi}^f$ и центроидом $\mathbf{M}_j^f$, которые представляются в виде матрицы $l \times k$ элементов:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{i_0, 0} & \dots & d_{i_{l-1}, 0} \\ \dots & \dots & \dots \\ d_{i_0, k-1} & \dots & d_{i_{l-1}, k-1} \end{bmatrix}. \quad (1.37)$$

- 5) Перерасчет значений центроидов по формуле:

$$\mathbf{M}_j^f = \left\{ m_j = \sum_{\xi \in \mathbf{H}_j} \frac{q_{i_\xi}}{h_j}, \dots, m_{j+f-1} = \sum_{\xi \in \mathbf{H}_j} \frac{q_{i_\xi+f-1}}{h_j} \right\}, \quad (1.39)$$

где q_{i_ξ} – значения соответствующего кластера, $\mathbf{H}_j$ – множество значений индекса ξ при которых величина $d_{i_\xi, j}$ в столбце ξ матрицы (1.37) минимальна, а h_j – количество значений ξ во множестве $\mathbf{H}_j$ для заданного значения j .

- 6) Перерасчет значения u (1.36). Если значение u не изменилось (или достигло заранее заданного минимума), алгоритм завершается; иначе возврат к этапу 4.

По завершению работы данного алгоритма, к группе кластеров с индексом j относятся все те кластеры $\mathbf{Q}_{i_\xi}^f$, для которых величина $d_{i_\xi, j}$ в столбце ξ матрицы (1.37) минимальна.

Существуют следующие наиболее распространённые варианты вычисления величины $d_{i_\xi, j}(\mathbf{Q}_{i_\xi}^f, \mathbf{M}_j^f)$ [74, 119, 124]:

– Евклидово расстояние:

$$d_{i_\xi, j}(\mathbf{Q}_{i_\xi}^f, \mathbf{M}_j^f) = \sqrt{\sum_{\lambda=0}^{f-1} (q_{i_\xi+\lambda} - m_{j+\lambda})^2}. \quad (1.40)$$

– Взвешенное Евклидово расстояние:

$$d_{i_\xi, j}(\mathbf{Q}_{i_\xi}^f, \mathbf{M}_j^f) = \sqrt{\sum_{\lambda=0}^{f-1} \omega_{j, \lambda} (q_{i_\xi+\lambda} - m_{j+\lambda})^2}, \quad (1.41)$$

где $\omega_{j, \lambda} \in [0; 1]$ – заданные веса, при этом $\sum_{j=0}^{k-1} \omega_{j, \lambda} = 1$.

– Расстояние Манхэттена:

$$d_{i_\xi, j}(\mathbf{Q}_{i_\xi}^f, \mathbf{M}_j^f) = \sum_{\lambda=0}^{f-1} |q_{i_\xi+\lambda} - m_{j+\lambda}|. \quad (1.42)$$

– Расстояние Минковского:

$$d_{i_\xi, j}(\mathbf{Q}_{i_\xi}^f, \mathbf{M}_j^f) = \left(\sum_{\lambda=0}^{f-1} |q_{i_\xi+\lambda} - m_{j+\lambda}|^a \right)^{\frac{1}{a}}, \quad (1.43)$$

где степень $a \geq 1$, а при $a = 2$, формула эквивалентна формуле (1.40).

В качестве примера, можно привести также такие алгоритмы группировки кластеров, как алгоритм нечетких с-средних или алгоритм иерархической кластеризации [72, 124].

После группировки кластеров по выбранному алгоритму для прогнозирования будущих значений НДП поступают по-разному.

Прежде всего, определяют кластер $\mathbf{Q}_{n-f-1}^f = \{q_{n-f-1}, \dots, q_{n-1}\}$ и соответствующую для него группу кластеров $\mathbf{Q}_{i_0}^f = \{q_{i_0}, \dots, q_{i_0+f-1}\}, \dots, \mathbf{Q}_{i_{s-1}}^f = \{q_{i_{s-1}}, \dots, q_{i_{s-1}+f-1}\}$, где s – количество кластеров в группе. За тем выбирают какую-либо МП.

Например, если в качестве МП выбрана нейронная МП, то для начала проводят её обучение, где в качестве обучающих данных последовательно используются значения кластеров $\mathbf{Q}_{i_0}^f, \dots, \mathbf{Q}_{i_{s-1}}^f$ (исключая кластер $\mathbf{Q}_{n-f-1}^f$), а в качестве выходных данных соответствующие им значения $q_{i_0+f-1+p}, \dots, q_{i_{s-1}+f-1+p}$.

Обучив нейронную МП, подают на её входы кластер $\mathbf{Q}_{n-f-1}^f$ и получают оценку будущего значения НДП $\tilde{q}_{n-1+p}$ [106, 108].

Если в качестве МП выбрана, авторегрессионная МП, тогда для оценки будущих значений НДП возможен подход, описанный в работе [16, 129], когда решается система уравнений вида:

$$\begin{cases} q_{i_0+f-1+p} = a_f \cdot q_{i_0+f-1} + \dots + a_1 \cdot q_{i_0} + a_0, \\ \dots \\ q_{i_{s-1}+f-1+p} = a_f \cdot q_{i_{s-1}+f-1} + \dots + a_1 \cdot q_{i_{s-1}} + a_0, \end{cases} \quad (1.44)$$

и после определения коэффициентов $a_f, \dots, a_0$ оценка будущего значения НДП q_{n-1+p} осуществляется по формуле:

$$\tilde{q}_{n-1+p} = a_f \cdot q_{n-1} + \dots + a_1 \cdot q_{n-f-1} + a_0, \quad (1.45)$$

где $\tilde{q}_{n-1+p}$ – оценка будущего значения НДП q_{n-1+p} .

Также существуют кластерные МП, где предварительная группировка кластеров по какому-либо из алгоритмов не используется. Оценка будущих значений НДП в таких моделях осуществляется без использования какой-либо МП, следующим способом.

Выбирается кластер $\mathbf{Q}_{n-f-1}^f = \{q_{n-f}, \dots, q_{n-1}\}$, а затем находится такой кластер $\mathbf{Q}_i^f = \{q_i, \dots, q_{i+f-1}\}$, для которого выбранная мера расстояния минимальна (либо максимальна, в зависимости от способа расчета этой меры). Оценка будущих значений НДП $\tilde{q}_{n-1+p}$ осуществляется на основе известного значения $q_{i+f-1+p}$. Например, в работе [129] по прогнозированию «движения» рыночных цен, оценка будущего значения НДП определяется так: $\tilde{q}_{n-1+p} = q_{i+f-1+p}$. Другие работы [61, 81], основана на поиске такого кластера $\mathbf{Q}_i^f$ для которого мера расстояния максимальна, при этом в качестве такой меры используется коэффициент линейной корреляции Пирсона:

$$K_{n-f,i} = \frac{\sum_{g=0}^{f-1} \left(q_{n-f+g} - \frac{\sum_{g=0}^{f-1} q_{n-f+g}}{f} \right) \times \left(q_{i+g} - \frac{\sum_{g=0}^{f-1} q_{i+g}}{f} \right)}{\sqrt{\sum_{g=0}^{f-1} \left(q_{n-f+g} - \frac{\sum_{g=0}^{f-1} q_{n-f+g}}{f} \right)^2 \times \sum_{g=0}^{f-1} \left(q_{i+g} - \frac{\sum_{g=0}^{f-1} q_{i+g}}{f} \right)^2}}. \quad (1.46)$$

Оценка будущего значения НДП осуществляется так:

$$\tilde{q}_{n-1+p} = a_1 \cdot q_{i+f-1+p} + a_0, \quad (1.47)$$

Коэффициенты a_1 и a_0 определяются из выражения:

$$a_1 = \frac{f \cdot \sum_{g=0}^{f-1} q_{i+g} \cdot q_{n-f+g} - \sum_{g=0}^{f-1} q_{i+g} \cdot \sum_{g=0}^{f-1} q_{n-f+g}}{\left(f \cdot \sum_{g=0}^{f-1} q_{i+g}^2 - \left(\sum_{g=0}^{f-1} q_{i+g} \right)^2 \right)}, \quad (1.48)$$

$$a_0 = \frac{\left(\sum_{g=0}^{f-1} q_{n-f+g} - a_1 \cdot \sum_{g=0}^{f-1} q_{i+g} \right)}{f}.$$

Разработчики кластерных МП утверждают, что кластерные модели демонстрируют в ряде случаев лучшую точность прогнозирования НДП, чем МП других классов. При этом недостатком данных МП являются неоднозначность критерия определения «схожих» кластеров, а также проблема выбора метода оценки будущих значений НДП. Авторами утверждается, что применение кластерных моделей является перспективным направлением развития МП.

Рассмотрев достоинства и недостатки большинства МП НДП различных классов, можно определить нейронные и кластерные МП как современные и наиболее перспективные в плане улучшения точности прогнозирования НДП. К тому же идеи построения подобных моделей для прогнозирования НДП хорошо описаны и понятны. Именно эти модели выбраны для разработки алгоритмического и программного обеспечения интервального прогнозирования НДП, описанного в главе 2.

Также стоит отметить, что ни для одной из рассмотренных МП в достоинствах не указана точность прогнозирования, так как она зависит не только от типа МП, но и от способа оценки параметров МП, от доступности значений НДП, от располагаемой аппаратной мощности, и многих других факторов.

1.3. Обзор программного обеспечения для прогнозирования нестационарных динамических показателей

В настоящее время существует несколько крупных программных продуктов (ПП), как коммерческих, так и распространяемых свободно, позволяющих прогнозировать НДП, такие как: Statistica, SPSS, Minitab, Eviews, SAS, SYSTAT, Statgraphics и др. [5, 27, 51]. Все эти ПП можно условно разделить на три общие группы: универсальные, полу-универсальные (имеющие уклон в конкретную сферу исследований), специализированные (предназначенные для решения конкретных научных задач).

Данные ПП различаются, помимо удобства интерфейса, формата данных, более или менее подробного руководства и других непринципиальных для целей данной работы аспектов, полнотой доступных для пользователя методов анализа и прогнозирования НДП.

Целью обзора, проводимого в этом параграфе, является не сравнительный анализ возможностей различных ПП в области прогнозирования НДП, а, во-первых, демонстрация того, что решение исследуемой в диссертации задачи не содержится в одном из модулей, существующих ПП, и, во-вторых, указание места, разработанного в рамках диссертационной работы алгоритмического и программного обеспечения, в ряду других ПП.

Среди известных ПП можно выделить три наиболее мощных и удобных:

1) «IBM SPSS Statistics» (рисунок 1.4) – ПП компании IBM для статистической обработки данных, предназначенный для проведения прикладных исследований в социальных науках [56].

NewsChan_rus.sav [Наборданных1] - Редактор данных PASW Statistics

Файл Правка Вид Данные Преобразовать Анализ Прямой маркетинг Графика Сервис Окно Справка

1: educate 20 Показано 8 переменных из 8

	educate	gender	age	tvday	orgs	childs	inc	newschan	пер
1	20	0	35	1	0	1	4	1	
2	12	1	25	5	0	0	1	0	
3	14	1	64	2	1	2	5	1	
4	9	0	72	2	2	0	3	1	
5	12	1	67	4	0	5	-	1	
6	15	0	33	2	0	0	6	1	
7	14	0	23	4	0	1	3	0	
8	14	0	60	1	0	1	5	0	
9	9	0	77	4	0	2	-	1	
10	14	1	52	2	1	2	4	1	
11	14	1	37	5	2	1	3	0	
12	16	1	58	3	1	3	3	0	
13	13	0	49	1	0	1	4	1	
14	14	0	22	1	4	0	1	0	

Данные Переменные

Процессор PASW Statistics готов

Рис.1.4. Программный продукт «IBM SPSS Statistics»

2) «Statistica» (рисунок 1.5) – ПП компании StatSoft Inc для статистической обработки данных и проведения прикладных исследований в различных сферах [57].

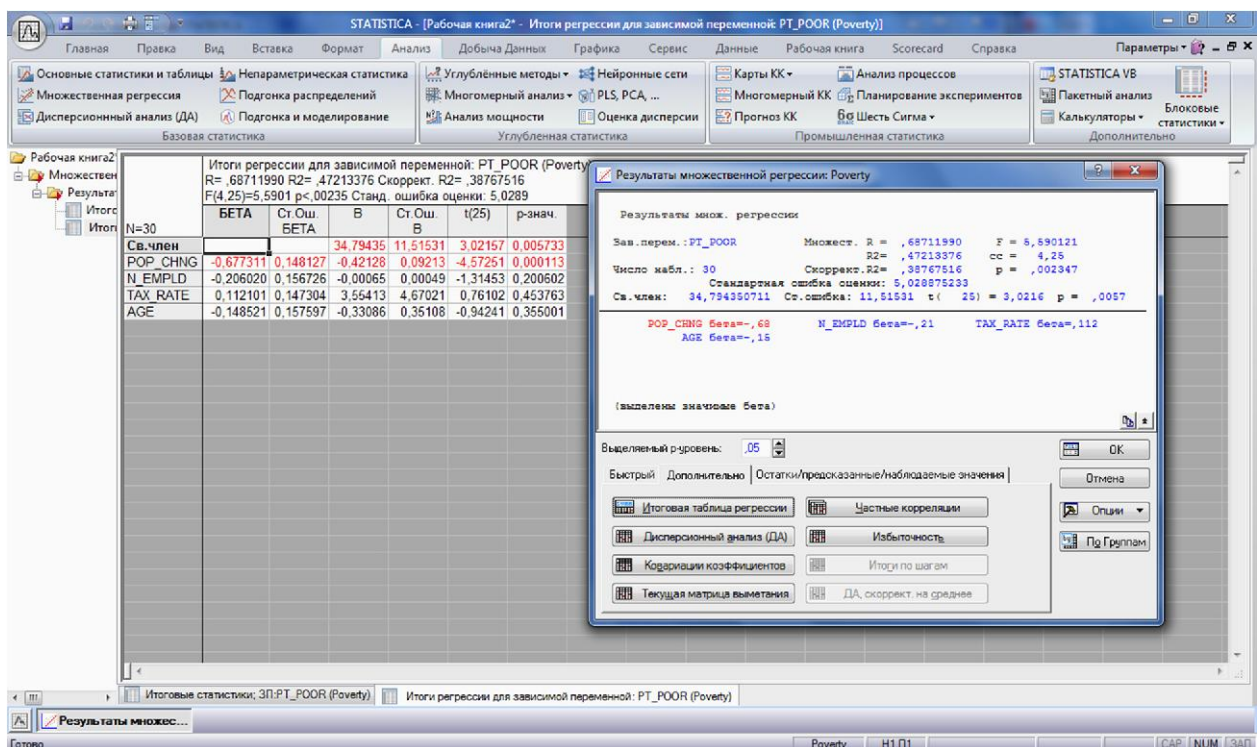


Рис.1.5. Программный продукт «Statistica»

3) «R» (рисунок 1.6) – язык программирования для статистической обработки данных [59].

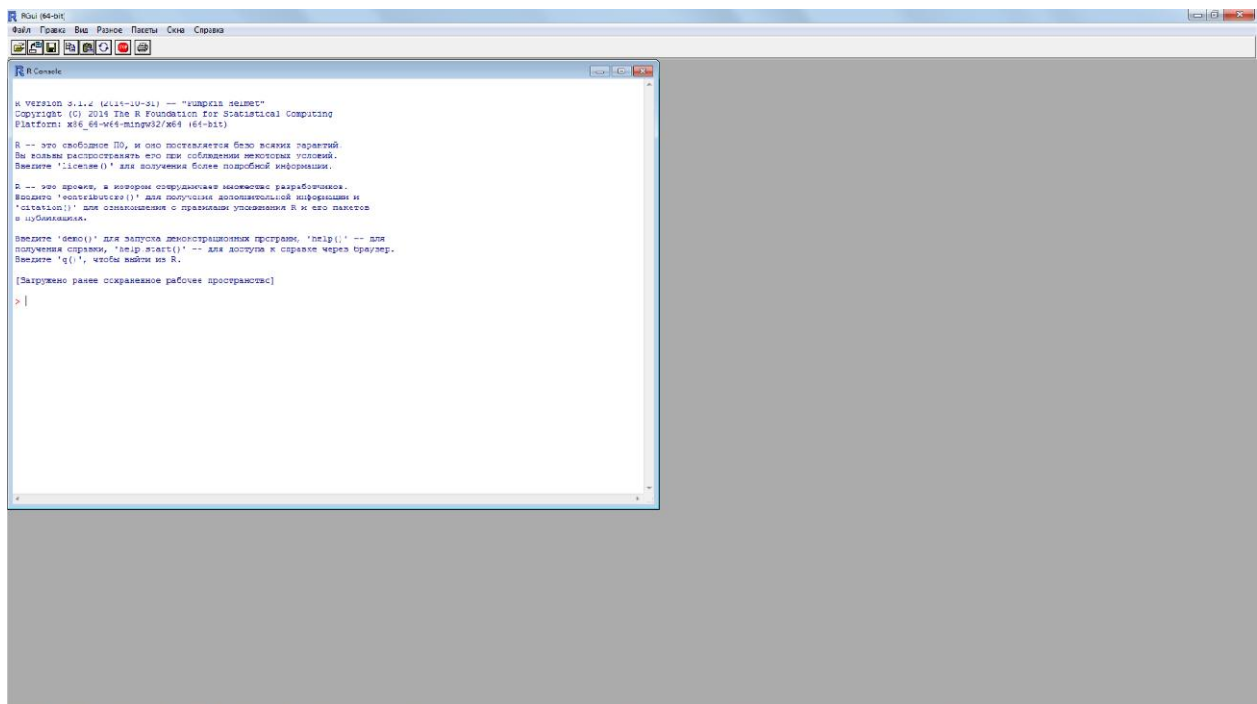


Рис.1.6. Программный продукт «R»

К основным общим возможностям данных ПП относятся:

- ввод и хранение данных (включая фильтрацию, нормализацию, восстановление пропущенных значений и т.п.);
- возможность использования переменных различных типов (количественных, категориальных);
- возможность построения таблиц, графиков, диаграмм;
- анализ НДП и возможность расчета описательных статистик НДП (коэффициентов ковариации, корреляции, дисперсии, среднеквадратических отклонений и т.п.);
- прогнозирование НДП на основе МП;
- расчет ИОП на основе выбранной МП.

К достоинствам ПП «IBM SPSS Statistics» и «Statistica» следует отнести удобный и интуитивно-понятный объектно-ориентированный интерфейс взаимодействия с пользователем. Не нужно обладать специальными навыками и знаниями, чтобы освоить специфику работы в данных ПП, которые ежегодно развиваются и пополняются новым исследовательским инструментарием. К сожалению, данные ПП являются коммерческими, к их недостаткам относится не только цена, но и «закрытость» исходных кодов и алгоритмов, применяемых в том числе и для прогнозирования НДП. Исследователь работает лишь с «исходным» и «конечным» результатам, не имея возможности оценить, скорректировать или усовершенствовать встроенное в данные ПП алгоритмическое и математическое обеспечение.

Напротив, ПП «R» является полной противоположностью двум предыдущим. Интерфейс данного ПП весьма неудобен, фактически он представляет собой единственную консоль последовательного ввода команд и требует специальных знаний в сфере программирования. Однако несомненным преимуществом ПП «R» является то, что данный ПП с открытым исходным кодом, кроссплатформенный и не коммерческий. Это позволяет активно развивать его сообществом программистов со всего мира. Более того существуют различные оболочки (среды

разработки) к нему, такие как, например, пакет RCommander, RKWard, RStudio, Weka, и т.п. С помощью данных оболочек, работа в языке «R» во многом схожа с ПП «IBM SPSS Statistics» и «Statistica».

В настоящее время существует огромное количество бесплатных пакетов расширения к ПП «R», которые по своим возможностям в комплексе не уступают коммерческим ПП «IBM SPSS Statistics» и «Statistica», а в чем-то и превосходят их. Открытые исходные коды алгоритмов позволяют исследователю видеть и понимать весь происходящий процесс от «исходного» до «конечного» результата, с возможностью оценить, скорректировать или усовершенствовать встроенное в данное ПП алгоритмическое и математическое обеспечение. Все это послужило причиной того, что в коммерческих ПП «IBM SPSS Statistics» и «Statistica» разработчики были вынуждены предусмотреть возможность интеграции с ПП «R», расширив возможности своих ПП таким образом.

Рассмотрим, какие именно МП доступны в каждом из ПП.

В ПП «IBM SPSS Statistics» и «Statistica» имеются возможности прогнозировать НДП на основе таких МП, как *ARIMA*, *EMA*, *ANN*.

Важным достоинством программного продукта «Statistica» перед «IBM SPSS Statistics» в части прогнозирования является более богатый и разнообразный инструментарий построения МП. Например, при построении *ANN* (учитывая множество различных параметров, которые вручную подбирать проблематично) имеется механизм автоматического сетевого поиска, позволяющий в автоматическом режиме строить различные архитектуры *ANN*, регулировать их сложность и выбирать наиболее точные в плане прогнозирования.

Реализация подобных подходов возможна и в ПП «R». Однако требует для этого существенно больше времени. Также ПП «R» не содержит каких-либо встроенных МП и требует для этой цели пакетов расширений. Данные пакеты находятся в свободном доступе через систему *CRAN* (Comprehensive R Archive Network). Среди них можно выделить следующие: «Forecast» – позволяет осуществлять прогнозирование на основе МП, таких как *ARIMA*, *ARFIMA*, *EMA*; «Neuralnet», «RSNNS» – позволяют осуществлять построение и обучение

нейронных сетей; «PNN» – служит для построения вероятностных нейронных моделей.

В целях настоящей работы был выбран ПП «R» [59], как наиболее мощный и гибкий, позволяющий реализовать предлагаемое в последующих главах алгоритмическое и программное обеспечение.

1.4. Обзор генераторов псевдослучайных чисел

В настоящее время современная наука широко использует псевдослучайные числа в самых различных научных методах исследований в сфере имитационного моделирования, криптографии, математической статистики и т.п [4, 19, 20, 21, 123]. Для получения псевдослучайных чисел используют различные генераторы псевдослучайных чисел (ГПСЧ).

Необходимость применения ГПСЧ в рамках данного исследования обусловлена необходимостью каким-то образом увеличивать объём исходной выборки НДП, для проведения комплексных исследований, разрабатываемых МП на основе нейронных и кластерных МП. Исходный объём выборки для моделей этого класса должен быть существенным. Если исходная выборка НДП незначительна – это становится проблемой [111]. В рамках данной работы для решения этой проблемы предлагается алгоритм псевдослучайного увеличения объёма выборки НДП на основе компьютерного моделирования, который предполагает использование ГПСЧ. В этом параграфе уделено внимание выбору ГПСЧ, а его применение будет рассматриваться в главе 2.

ГПСЧ – алгоритм, порождающий последовательность чисел, элементы которой почти независимы друг от друга (то есть соответствуют большинству известных критериев на случайность) и подчиняются заданному распределению (обычно равномерному).

Источники настоящих случайных чисел найти крайне трудно. Физические шумы, такие как детекторы событий ионизирующей радиации, дробовой шум в резисторе или космическое излучение, могут быть такими источниками. Однако

использовать такие источники в повседневной жизни нелегко, а эксперименты с ними становятся трудновоспроизводимыми, в отличие от ГПСЧ. Но никакой детерминированный алгоритм не может генерировать полностью случайные числа, он может только аппроксимировать некоторые их свойства [30, 43].

Так, например, в сфере статистического анализа НДП, одним из методов, в котором используются псевдослучайные числа, является метод под названием «бутстреп» (bootstrap), предложенный в 1977 г. Б.Эфроном [3, 9].

Суть метода заключается в том, чтобы из имеющейся выборки НДП сформировать достаточно большое количество псевдовыборок (размер каждой из которых совпадает с исходной), состоящих из случайных комбинаций исходного набора значений выборки НДП (в результате в одной псевдовыборке некоторые исходные значения могут встретиться несколько раз, тогда как другие – отсутствовать), и для каждой полученной псевдовыборки определить значения анализируемых характеристик (например, доверительные интервалы, дисперсию, корреляцию и т.п.). Существуют различные модификации данного метода [9]. Эти методы вполне актуальны тогда, когда количество исходных выборок НДП недостаточно. Так применительно к данной работе нет необходимости увеличивать количество исходных выборок, но есть необходимость увеличивать объём непосредственно самой исходной выборки НДП.

Рассмотрим основные алгоритмы ГПСЧ [48, 82, 123], чтобы определить наиболее подходящий для разработки указанного алгоритма.

Введём обозначения следующих операций:

- 1) $\oplus$ – бинарная операцию исключающего «или»;
- 2) $\text{mod } m$ – операция «деление по модулю» m .

Одним из широко применяемых ГПСЧ является линейный конгруэнтный ГПСЧ, основанный на выражении:

$$x_{n+1} = (a \cdot x_n + b) \text{ mod } m \quad (1.49)$$

Здесь $m \geq 2$ – модуль, $a, b \in [0; m)$ – коэффициенты. Начальное значение x_0 – выбирается из диапазона $[0; m)$.

Линейная конгруэнтная последовательность периодична, с периодом не превышающим m . Метод генерации линейной конгруэнтной последовательности при $b = 0$ называют мультипликативным конгруэнтным методом, а при $b \neq 0$ – смешанным конгруэнтным методом.

Кроме линейного конгруэнтного ГПСЧ с переменными коэффициентами существуют и другие популярные разновидности конгруэнтных ГПСЧ.

Квадратичный конгруэнтный ГПСЧ:

$$x_{n+1} = (a \cdot x_n^2 + b \cdot x_n + c) \bmod m. \quad (1.50)$$

Здесь $m \geq 2$ – модуль, $a, b, c \in [0; m)$ – коэффициенты. Начальное значение x_0 – выбирается из диапазона $[0; m)$.

Кубический конгруэнтный ГПСЧ:

$$x_{n+1} = (a \cdot x_n^3 + b \cdot x_n^2 + c \cdot x_n + d) \bmod m. \quad (1.51)$$

Здесь $m \geq 2$ – модуль, $a, b, c, d \in [0; m)$ – коэффициенты. Начальное значение x_0 – выбирается из диапазона $[0; m)$.

Регулярный «рандомизационный» ГПСЧ с коэффициентами, зависящими от предыдущих элементов последовательности:

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= (a_{n-1} \cdot x_n + b_{n-1}) \bmod m, \\ a_{n-1} &= 4 \cdot x_{n-2} + a, \\ b_{n-1} &= 4 \cdot x_{n-1} + b. \end{aligned} \quad (1.52)$$

Здесь $m \geq 2$ – модуль, $a, b \in [0; m)$ – коэффициенты. Начальное значение x_0 – выбирается из диапазона $[0; m)$.

Характерной особенностью регулярного «рандомизационного» ГПСЧ является наличие зависящего от начальных условий переходного нелинейного участка, после прохождения которого последовательность, благодаря саморегуляции, достигает максимального периода m и далее всюду, в границах каждого из последующих периодов ведет себя стационарно и неповторно.

Достоинством линейных конгруэнтных генераторов ГПСЧ является их простота и высокая скорость получения псевдослучайных значений [8, 30, 82].

Однако последовательность таких значений легко предсказуема по нескольким предыдущим значениям и само «качество» таких псевдослучайных значений относительно невелико.

Другой разновидностью ГПСЧ, является ГПСЧ Фибоначчи с запаздыванием, также называемые аддитивными ГПСЧ. Основой этих ГПСЧ является функциональная зависимость вида $f(x_{n-a}, x_{n-b})$, где a, b – целые положительные числа, называемые лагами.

Известны разные схемы реализации данного алгоритма. Одна из таких широко распространённых схем основана на следующей итеративной формуле:

$$x_n = \begin{cases} x_{n-a} - x_{n-b}, & x_{n-a} \geq x_{n-b}, \\ x_{n-a} - x_{n-b} + 1, & x_{n-a} < x_{n-b} \end{cases} \quad (1.53)$$

Здесь a, b – лаги. Генерируемые псевдослучайные числа $x_n \in [0;1)$.

Для работы данного генератора требуется задать начальную последовательность $x_0, \dots, x_{n-1}$, где $n \geq \max(a, b)$. Эта последовательность может быть сгенерирована простым линейным конгруэнтным ГПСЧ (1.49).

Данные ГПСЧ получили наибольшую популярность, когда на компьютерах скорость выполнения арифметических операций с вещественными числами сравнивалась со скоростью целочисленной арифметики.

К достоинствам рассмотренных ГПСЧ, следует отнести возможность получать более «качественные» псевдослучайные последовательности, с хорошими статистическими свойствами, при сохранении простоты реализации ГПСЧ и высокой скорости работы [8, 30, 82].

В тоже время, большинство таких ГПСЧ хотя и обладают большой скоростью, но страдают от некоторых серьёзных недостатков: слишком короткий период/периоды генерации, некоторые сгенерированные значения «менее случайны», чем другие и т.п.

Ещё одной разновидностью ГПСЧ являются ГПСЧ под названием регистр сдвига с линейной обратной связью. Такой ГПСЧ работает с битовыми последовательностями и состоит из двух частей (рисунок 1.7.): регистра сдвига и

функции обратной связи, вычисляющей значение очередного (выдвигаемого или генерируемого) бита [32, 43, 63].

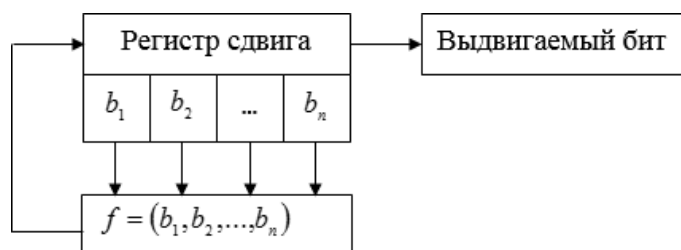


Рис.1.7. Регистр сдвига с линейной обратной связью

Регистр сдвига состоит из функциональных ячеек памяти общим количеством n (длина регистра), в каждой из которых хранится текущее состояние одного бита $b_i = \{0;1\}$.

Функция обратной связи вычисляется по формуле:

$$f(b_1, \dots, b_n) = (a_1 \cdot b_1) \oplus (a_2 \cdot b_2) \oplus \dots \oplus (a_n \cdot b_n), \quad (1.54)$$

где $c_i = \{0;1\}$ – коэффициенты, а $b_i = \{0;1\}$ – значения регистра. В зависимости от значений коэффициентов c_i , выделяют две известных конфигурации генератора: конфигурация Фибоначчи и конфигурация Галуа.

Для работы данного генератора требуется задать начальное состояние регистра сдвига, например, с помощью конгруэнтного ГПСЧ (1.49) или системного таймера ЭВМ.

В процессе работы ГПСЧ происходит расчет значения функции (1.54). За тем на выход генератора поступает значение b_n и все ячейки регистра сдвигается на одну вправо. За тем, первой ячейки присваивается вычисленное ранее по формуле (1.54) значение. Делая это циклически, происходит генерация псевдослучайной последовательности бит. Генерируемая последовательность имеет максимальный период равный $2^n - 1$.

К достоинствам данного генератора следует отнести высокое быстродействие, применение только простейших битовых операций сложения и умножения, реализованных практически во всех ЭВМ на аппаратном уровне, возможности

генерации последовательностей большого периода с хорошими статистическими свойствами (лучшими, чем у ранее рассмотренных ГПСЧ). К недостаткам относится легко восстанавливаемая закономерность генерации псевдослучайных чисел, а также нежелательные корреляции, которые могут приводить к систематическим ошибкам в процессах имитационного моделирования [32, 43, 63].

На основе данного ГПСЧ разработаны такие ГПСЧ, как ГПСЧ с несколькими регистрами сдвига, ГПСЧ с нелинейными преобразованиями, ГПСЧ с различным тактированием регистров сдвига, мажоритарные ГПСЧ и т.п. Более поздние модификации и обобщения данных ГПСЧ имеют намного лучшие статистические свойства [104, 105].

В качестве современного и наиболее предпочтительного ГПСЧ для увеличения исходного объема выборки НДП был сделан выбор в пользу ГПСЧ под названием «Вихрь Мерсенна» [32, 43, 63, 123, 131]. Его достоинствами являются огромный период $2^{19937} - 1$, пренебрежительно малая корреляция между последовательными значениями в выходной последовательности, быстрая генерация случайных чисел (в 2-3 раза быстрее, чем стандартные прочие рассмотренные здесь ГПСЧ). Алгоритм данного ГПСЧ будет рассмотрен в главе 2.

Также следует отметить, что в настоящее время ведутся разработки ГПСЧ с различными источниками энтропии. В современных исследованиях осуществляются попытки использовать измерения физических свойств объектов (например, температуры) или даже квантовых флуктуаций вакуума в качестве источника энтропии.

1.5. Выводы по главе 1

В современном мире большинство организаций и предприятий осуществляют свою деятельность в условиях неопределённости, где принятие эффективных решений по управлению производственными, технологическими и финансовыми процессами напрямую зависит от качества оценки базовых динамических

показателей. Учитывая стохастическую нестационарную природу этих показателей, актуальным исследовательским направлением является разработка новых и совершенствование существующих методов прогнозирования НДП. Непосредственно процесс прогнозирования НДП является сложной последовательностью взаимосвязанных этапов, требующих комплексного подхода к изучению. В данной главе в целях диссертационной работы:

1. Проведен обзор математических моделей прогнозирования НДП, среди которых определены наиболее перспективные, с точки зрения достижения лучшей точности прогнозирования, – это кластерные и нейронные МП;

2. Проведен обзор программного обеспечения для прогнозирования НДП, среди которого осуществлен выбор программного обеспечения под названием «R», как наиболее подходящего для реализации алгоритмов интервального прогнозирования.

3. Проведен обзор генераторов псевдослучайных чисел, среди которых выбран генератор под названием «Вихрь Мерсенна», как наиболее подходящий для последующей разработки вычислительного алгоритма псевдослучайного увеличения выборки НДП с использованием компьютерного моделирования.

2. Алгоритмическое и программное обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

2.1. Постановка задачи комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

Введем интервал возможных значений НДП $(c_1; c_2)$, где $c_1 > 0$, $c_2 < \infty$, и внутреннюю точку c : $c_1 < c < c_2$. Это позволяет создать два интервала:

$$\begin{aligned} I^\downarrow &= (c_1; c], \\ I^\uparrow &= (c; c_2). \end{aligned} \quad (2.1)$$

Интервальное прогнозирование (ИП) нестационарных динамических показателей (НДП) заключается в оценке прогнозных значений НДП на основе вероятностей их принадлежности интервалам $I^\uparrow$ и $I^\downarrow$ (2.1). Так как при таком прогнозировании оценивается не само будущее значение НДП, а то, в каком интервале оно будет находиться, такое прогнозирование названо интервальным, а соответствующие вероятности «интервальными». Следует подчеркнуть, что в данном случае речь идет не об интервальном прогнозе, когда оценивается попадание будущего значения в доверительный интервал с заданной доверительной вероятностью, а об интервальном прогнозировании, определённом выше.

В постоянно усложняющихся социально-экономических процессах и явлениях, классический подход в прогнозировании НДП (когда оцениваются непосредственно будущие значения НДП) становится неприемлем, так как обеспечить требуемую точность прогнозирования НДП в данном случае просто не удастся. В тоже время проводить оценку непосредственно будущих значений НДП нужно далеко не всегда [129]. На практике для выработки управленческих решений часто достаточно знать превысит или не превысит будущее значение НДП некоторое заранее заданное значение, а значит, в данном случае, необходимо вести речь об ИП НДП.

Формализуем понятие НДП следующим образом:

$$\mathbf{Q} = \{q_t : t \in \mathbf{T}\}. \quad (2.2)$$

Здесь q_t – значения НДП доступные в дискретные моменты времени t , где t принимает значения из множества $\mathbf{T} = \{0, \dots, n-1\}$, а n – количество доступных значений НДП, $q_t > 0$.

Введём формулу сглаживания НДП (2.2) простым скользящим средним [73]:

$$s_t = \frac{q'_t + q'_{t-1} + \dots + q'_{t-d+1}}{d} = \frac{\sum_{\xi=0}^{d-1} q'_{t-\xi}}{d}, \quad (2.3)$$

$$q'_{t-\xi} = \begin{cases} q_{t-\xi}, & (t-\xi) \geq 0, \\ q_0, & (t-\xi) < 0. \end{cases}$$

где s_t – сглаженные значения НДП, $d \geq 1$ – период сглаживания, q_t – исходные значения НДП (2.2).

После проведения процедуры сглаживания НДП (2.2) по формуле (2.3) обозначим сглаженные значения НДП так:

$$\mathbf{S} = \{s_t : t \in \mathbf{T}\}. \quad (2.4)$$

Здесь s_t – сглаженные по формуле (2.3) значения НДП (2.2), $s_t > 0$.

Для каждого НДП (2.4) выбраны следующие характеристики:

- 1) n – количество доступных значений НДП;
- 2) $s_{\min}$ – минимальное значение НДП;
- 3) $s_{\max}$ – максимальное значение НДП;
- 4) s_{cp} – среднее арифметическое значение НДП, определяемое по формуле [6, 73]:

$$s_{cp} = \frac{\sum_{t \in \mathbf{T}} s_t}{n}; \quad (2.5)$$

- 5) $s_{ско}$ – среднеквадратическое отклонение НДП, определяемое по формуле [6, 73]:

$$s_{cko} = \sqrt{\frac{\sum_{t \in T} (s_t - s_{cp})^2}{n}}; \quad (2.6)$$

б) $\bar{s}$ – среднее арифметическое значение модулей разности соседних значений НДП:

$$\bar{s} = \frac{\sum_{t=1}^{n-1} |s_t - s_{t-1}|}{n-1}. \quad (2.7)$$

Способ расчета величины $\bar{s}$ (2.7) предложен в рамках данной работы.

Необходимость ИП НДП влечет за собой разработку новых подходов в математическом моделировании и алгоритмов прогнозирования НДП.

Как показал анализ, проведённый в параграфе 1.2 диссертационного исследования, в настоящее время существует множество математических моделей прогнозирования, среди которых наилучшую точность прогнозирования различных показателей демонстрируют кластерные и нейронные модели.

В своём большинстве, алгоритмы прогнозирования, основанные на кластерных моделях и реализованные на различных языках программирования, менее ресурсоёмки и работают значительно быстрее, нежели алгоритмы прогнозирования, основанные на нейронных моделях. Однако последние обладают большим потенциалом для улучшения точности прогнозирования.

Подчеркнём, что для применения любого из алгоритмов основанном на кластерной или нейронной модели необходимо выполнить одно важное требование – обеспечить достаточно большой объём выборки значений НДП (желательно в несколько сотен значений). При попытке использовать подобные алгоритмы на небольших выборках возникает проблема неполноты и неточности исходной информации. Результаты прогнозирования будут, скорее всего, неадекватны. Принимая во внимание данное требование в работе рассматриваются НДП двух типов:

1) Учитывая коммерческий характер производственно-финансовых показателей организаций, в качестве подходящих и общедоступных примеров НДП (2.2) рассматриваются валютные курсы, сглаженные простым скользящим средним

(2.3) с периодом $d = 5$. Определяющее значение в пользу выбора данных НДП имеет тот факт, что по данным НДП через открытые источники Интернет можно получить достаточно большой объём выборки исходных значений [54], но в тоже время эти данные сильно «зашумлены», им присущи частые случайные «выбросы» различной интенсивности, природы и периодичности. Кроме того, в силу организационно-технических причин со стороны организаций, предоставляющих возможность получения данных НДП, некоторые значения таких НДП бывают просто пропущены. Чтобы компенсировать эти недостатки применяется сглаживание простым скользящим средним (2.3). Полученные НДП (2.4) используются для изучения влияния параметров разработанных алгоритмов ИП НДП (описанных далее) на точность ИП НДП. Присущая этим НДП некоторая доля «искусственности» после сглаживания позволяет получать более «стабильные» результаты ИП НДП на основе разработанных алгоритмов, что облегчает проведение анализа полученных результатов и выработку практических рекомендаций в выборе параметров алгоритмов. Помимо прочего, прогнозирование данных НДП часто сопряжено с решением задачи о росте или падении курсов на ближайшую перспективу, что вполне актуально для многих современных организаций и предприятий.

2) В настоящее время производственно-экономические отношения различных организаций являются достаточно нестабильными. В свою очередь законодательная база, регулирующая подобные отношения, оказывается неустойчивой и неполной. Все это приводит к тому, что объёмы большинства реальных выборок НДП (2.2), характеризующие многие производственные, экономические и социальные процессы, сравнительно малы. Кроме этого, стоит отметить, что постоянно происходит появление многих новых процессов в производственной и социальной сферах. В связи с тем, что данные процессы ранее не являлись предметом статистического учета, они также представляются небольшой выборкой НДП (часто в несколько десятков значений). В тоже время именно на таких НДП проверка точности прогнозирования разработанных алгоритмов ИП НДП представляется весьма целесообразной и практически

значимой. Чтобы компенсировать малое количество значений таких НДП, в рамках данной работы предлагается алгоритм псевдослучайного увеличения объёма выборки НДП на основе компьютерного моделирования. Если разработанные алгоритмы ИП НДП будут демонстрировать приемлемую точность прогнозирования на искусственно увеличенной выборке НДП, то вероятнее всего, что и на реальной выборке НДП, которая накопится за какое-то время, данные алгоритмы будут демонстрировать приемлемую точность. Для сохранения общности дальнейших рассуждений, при описании таких НДП будем ссылаться на формулу (2.4), подразумевая, что период сглаживания в этом случае $d = 1$, то есть как таковое сглаживание исходных НДП (2.2) не проводится. Полученные НДП (2.4) используются для оценки точности разработанных алгоритмов ИП НДП.

Формализуем ИП НДП.

Введем величину Δ , рассчитывать которую будем так:

$$\Delta = \alpha \cdot \bar{s}, \quad (2.8)$$

где $\alpha \in [-1; 1]$ – коэффициент, который задается заранее, $\bar{s}$ – определяется по формуле (2.7).

При ИП НДП в момент времени $t = n - 1$ необходимо провести оценку интервальной вероятности ρ_{t+p}^+ того, что будущее значение НДП $s_{t+p} \in I^\uparrow$ или оценку интервальной вероятности ρ_{t+p}^- того, что будущее значение НДП $s_{t+p} \in I^\downarrow$, где $I^\uparrow$ и $I^\downarrow$ определяется по формуле (2.1), $p = 1, \dots, r$ есть время упреждения, а $\rho_{t+p}^+ + \rho_{t+p}^- = 1$. Если оценки интервальных вероятностей $\rho_{t+p}^+ = \rho_{t+p}^- = 1/2$ (ситуация неопределённости), то прогнозирование не делается. Величина $c = (s_t + \Delta)$ – разделительная граница интервалов, а Δ (2.8) – смещение относительно значения s_t .

На рисунке 2.1. приведена графическая интерпретация ИП НДП.

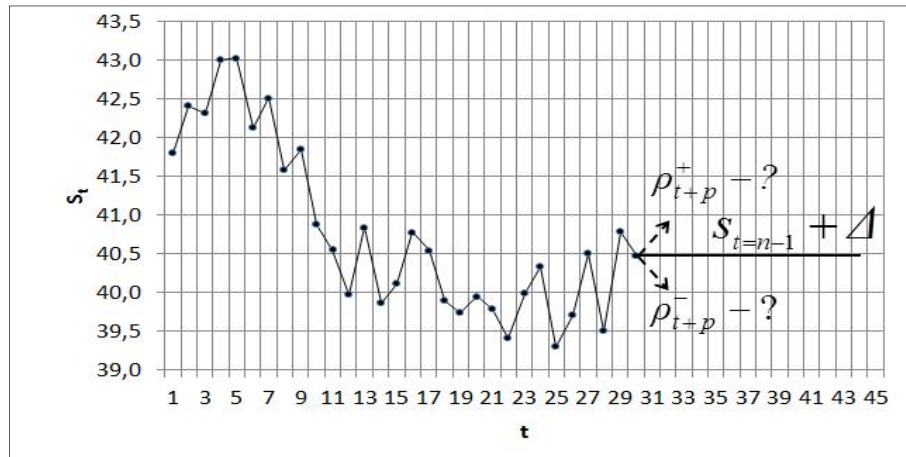


Рис. 2.1. Графическая интерпретация ИП НДП при $\alpha = 0$

Применительно к ИП НДП нельзя сказать заранее, модель какого класса (кластерная или нейронная) будет демонстрировать наилучшую точность ИП НДП. С учетом этого, рассмотрим задачу комплексного исследования ИП НДП структурно (рисунок 2.2).



Рис. 2.2. Постановка задачи комплексного исследования ИП НДП

Для осуществления ИП НДП предлагается разработать алгоритм ИП НДП на основе кластерной модели и алгоритм ИП НДП на основе вероятностной нейронной модели, в рамках которых будет происходить оценка и использование интервальных вероятностей. Так как данные алгоритмы будут независимы друг от друга, и каждый, в свою очередь, иметь индивидуальный набор параметров, влияющих на точность ИП НДП, далее предлагается оценить влияние значений этих параметров на точность ИП НДП, выработать рекомендации по выбору параметров каждого из алгоритмов, при которых алгоритмы демонстрируют наилучшую точность ИП на НДП первого типа. Исходя из выработанных рекомендаций, выбрав значения параметров каждого из алгоритмов ИП НДП, далее предлагается произвести апробацию ИП НДП на НДП второго типа.

В качестве НДП первого типа для проведения исследования влияния параметров алгоритмов на точность ИП НДП были выбраны ежедневный курс доллара США в рублях (USD/RUR) и ежедневный курс евро в рублях (EUR/RUR).

В данной работе под валютным курсом понимается цена (котировка) денежной единицы одной страны, выраженная в денежной единице другой страны на определённый момент времени.

Котировки за определённый период времени, как правило, доступны в виде файлов формата CSV (файл) [95].

Значения котировок фиксируются в рамках очередного (котировочного) интервала (КИ), а сами КИ идут последовательно друг за другом и могут быть минутными, пятиминутными, часовыми, четырёхчасовыми, ежедневными, еженедельными и ежемесячными.

С каждым новым КИ в файл записываются:

- дата в формате «год.месяц.число» КИ;
- время начала КИ в формате «часы:минуты»;
- значение котировки o , зафиксированное в начале КИ;
- максимальное значение котировки h , зафиксированное в течение КИ;
- минимальное значение l , зафиксированное в течение КИ;
- значение котировки c , зафиксированное в конце КИ;

Дата, время, значения o , h , l , c , как правило, разделяются запятой (формат не имеет жесткого стандарта), а данные по каждому новому КИ записываются с новой строки. То есть все данные по КИ в файле CSV представляются в виде таблицы. Пример пяти строк ежедневных котировок USD/RUR (курс доллара США в рублях) в формате CSV приведён в таблице 2.1.

Таблица 2.1

Дата КИ	Время начала КИ	o	h	l	c
2014.07.31	00:00	35.5795000	35.7508000	35.7171000	35.3661000
2014.08.01	00:00	35.7171000	35.8433000	35.7465000	35.6250000
2014.08.02	00:00	35.7507000	35.7700000	35.7465000	35.7181000
2014.08.03	00:00	35.7670000	35.7722000	35.7654000	35.7654000
2014.08.04	00:00	35.7505000	35.7700000	35.6819000	35.6077000

В целях диссертационной работы для НДП EUR/RUR и НДП USD/RUR были выбраны значения c за период времени с 22.08.2011 по 10.09.2014 год. Характеристики выбранных НДП следующие.

1) EUR/RUR (график представлен на рисунке 2.3): $n=1009$; $s_{\min}=38,44$; $s_{\max}=50,73$; $s_{cp}=42,81$ (2.5); $s_{ско}=3,25$ (2.6); $\bar{s}=0,076$ (2.7).

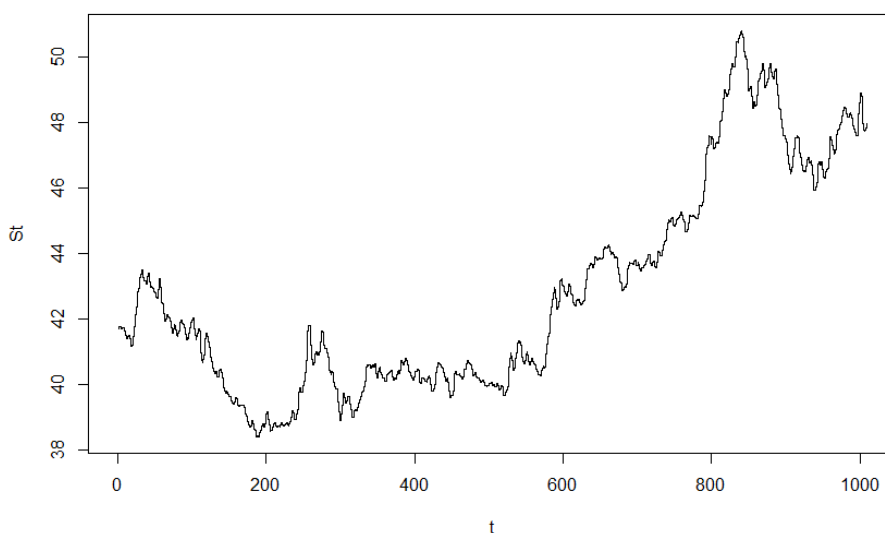


Рис 2.3. График НДП EUR/RUR с 22.08.2011 по 10.09.2014

2) USD/RUR (график представлен на рисунке 2.4): $n = 1062$; $s_{\min} = 28,81$; $s_{\max} = 37,12$; $s_{cp} = 32,22$ (2.5); $s_{ско} = 1,94$ (2.6); $\bar{s} = 0,064$ (2.7).

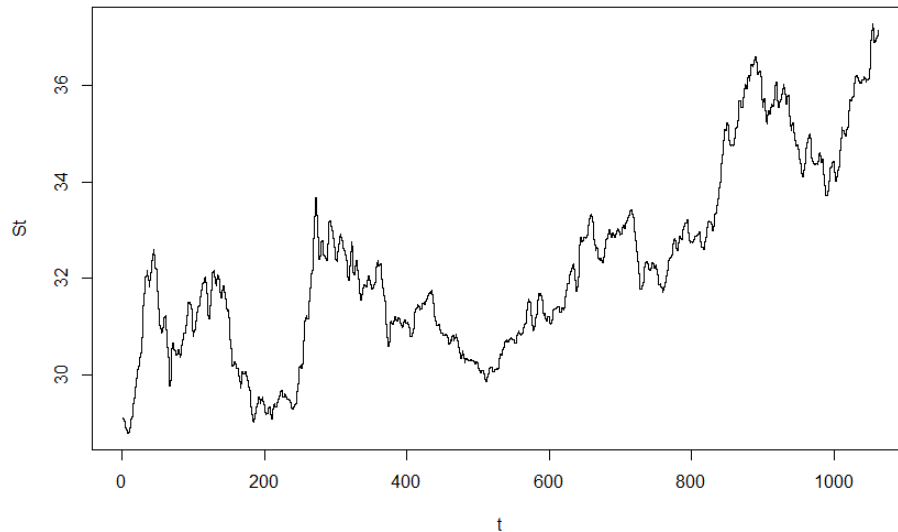


Рис 2.4. График НДП USD/RUR с 22.08.2011 по 10.09.2014

Несмотря на то, что данные по НДП EUR/RUR и USD/RUR получены за один и тот же промежуток времени, количество значений в выборках данных НДП различное (как было отмечено ранее, некоторые значения НДП просто пропущены в силу организационно-технических причин со стороны организаций, предоставляющих котировки).

В качестве НДП второго типа для оценки точности разработанных алгоритмов ИП НДП были выбраны:

- 1) Еженедельные цены на сливочное масло в городе Иркутске за период времени с 01.01.2000 по 23.09.2014 год в рублях (MS);
- 2) Еженедельные цены на пшеничную муку в городе Иркутске за период времени с 01.01.2000 по 23.09.2014 год в рублях (MP);
- 3) Ежемесячный объём выданных поручительств за период времени с 10.04.2010 по 14.09.2014 год в миллионах рублей (POR);

Данные НДП MS и MP были получены в территориальном органе Федеральной службы государственной статистики по Иркутской области

(Иркутскстат) [60] в виде текстовых файлов Microsoft Office Word 2003 формата DOC. Значения НДП MS и MP были занесены в файл формата DAT.

Данные НДП POR были получены в «Иркутском областном гарантийном фонде» поддержки субъектов малого и среднего предпринимательства [55] в виде текстовых файлов Microsoft Office Excel 2003 формата XLS. Значения НДП POR были занесены в файл формата DAT.

Каждое значение НДП в файле формата DAT записывается с новой строки. Пример частичной выборки еженедельных значений НДП MP в формате DAT приведён в таблице 2.2.

Таблица 2.2

Формальное обозначение значения НДП	Непосредственно значение НДП
s_t	84,49
s_{t+1}	84,75
s_{t+2}	85,33
s_{t+3}	85,43
s_{t+4}	85,88
s_{t+5}	86.69

Характеристики выбранных НДП следующие.

1) MS (график представлен на рисунке 2.5): $n = 498$; $s_{\min} = 84,5$; $s_{\max} = 332,8$; $s_{cp} = 181,8$ (2.5); $s_{ско} = 70,4$ (2.6); $\bar{s} = 0,86$ (2.7).

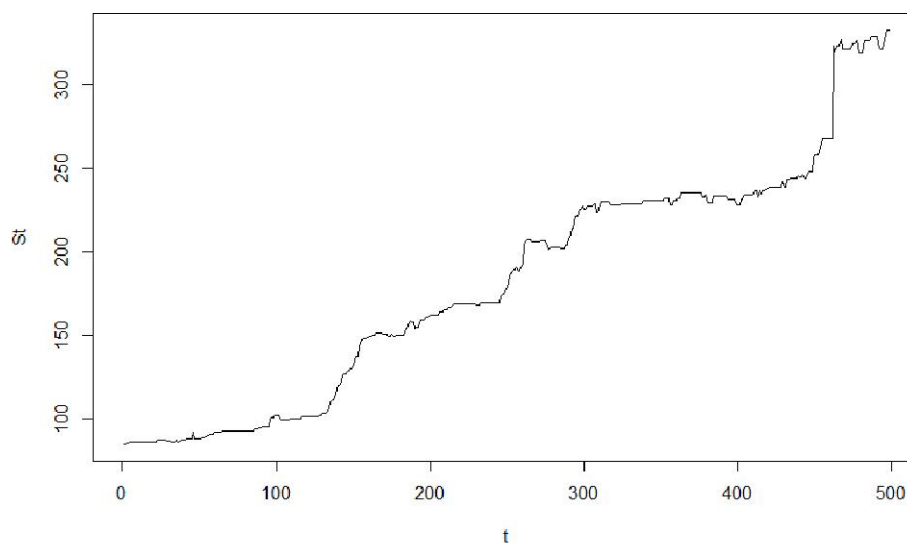


Рис 2.5. График НДП MS с 01.01.2000 по 23.09.2014

2) МР (график представлен на рисунке 2.6): $n = 498$; $s_{\min} = 9,8$; $s_{\max} = 25,7$; $s_{cp} = 17,5$ (2.5); $s_{ско} = 4,4$ (2.6); $\bar{s} = 0,16$ (2.7).

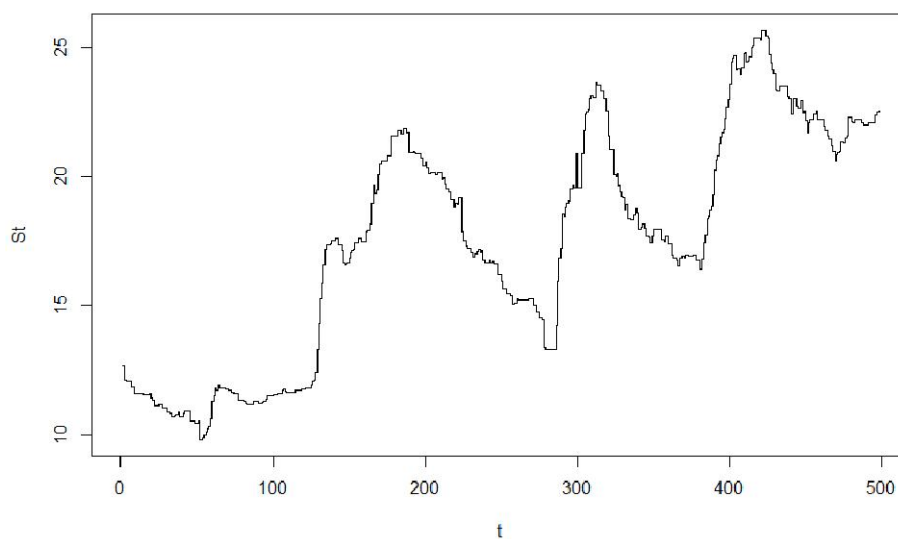


Рис 2.6. График НДП МР с 01.01.2000 по 23.09.2014

1) POR (график представлен на рисунке 2.7): $n = 54$; $s_{\min} = 0,0$; $s_{\max} = 97,83$; $s_{cp} = 24,15$ (2.5); $s_{ско} = 21,3$ (2.6); $\bar{s} = 16,63$ (2.7).

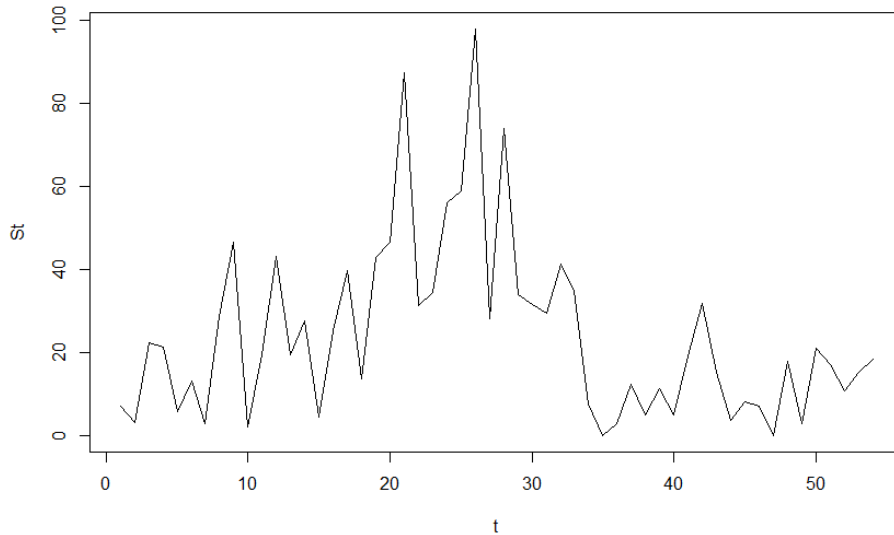


Рис 2.7. График НДП POR с 10.04.2010 по 14.09.2014

Таким образом, НДП MS и НДП МР обладают выборкой $n = 498$, НДП POR $n = 54$. Этого недостаточно для оценки точности разработанных алгоритмов ИП НДП.

2.2. Алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе кластерной модели

2.2.1. Алгоритмическое обеспечение подобия кластеров

Под кластером $S_i^f = \{s_i, \dots, s_{i+f-1}\}$ будем понимать выборку последовательных значений из S (2.4) с позиции $i \in T$ и с количеством значений $f = 1, \dots, n$, так чтобы $(i + f - 1) \in T$.

Выберем из S (2.4) два произвольных кластера S_i^f ($f = 1, \dots, n, (i + f - 1) \in T$) и S_k^g ($g = 1, \dots, n, (k + g - 1) \in T$), при этом $i \neq k$.

Блок-схема алгоритма проверки подобия кластеров S_i^f и S_k^g приведена на рисунке 2.8.

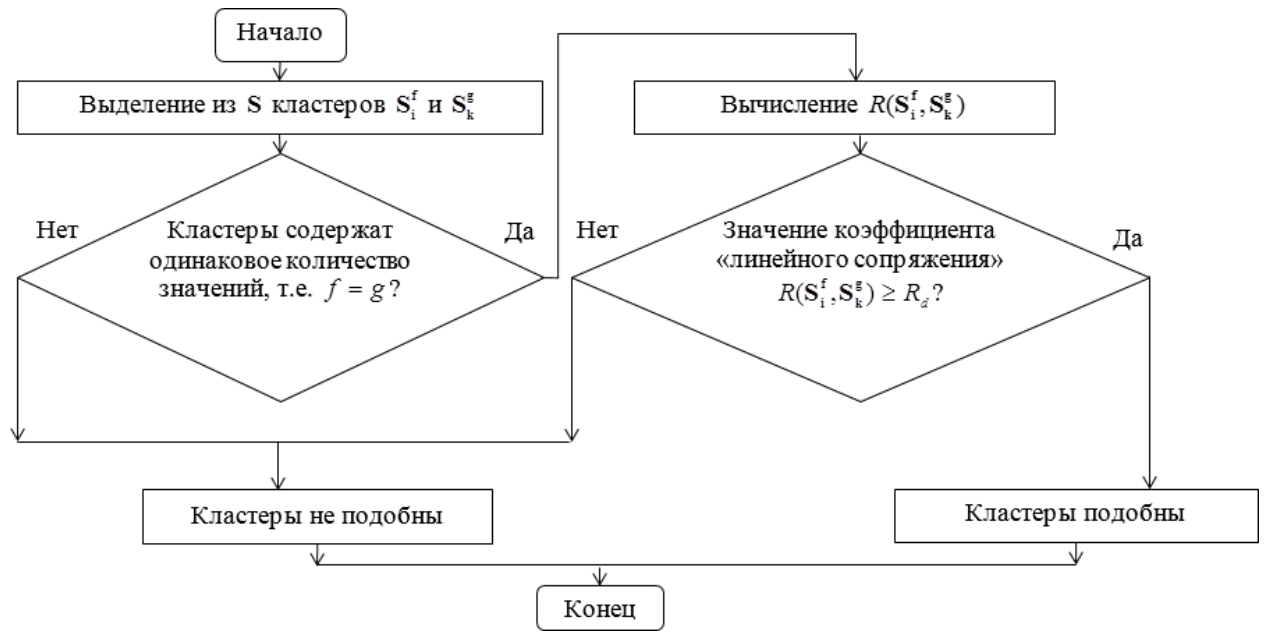


Рис.2.8. Алгоритм проверки подобия двух кластеров

Алгоритм проверки подобия кластеров S_i^f и S_k^g содержит этапы (А-2.1):

- 2) Выделение из S (2.4) кластеров S_i^f и S_k^g ;
- 3) Если кластеры содержат одинаковое количество значений, то есть $f = g$, то переходим на этап 3; иначе кластеры не подобны;
- 4) Если вычисленное значение коэффициента «линейного сопряжения» $R(S_i^f, S_k^g) \geq R_d$, где $R_d \in [0;1]$ – допустимое значение (это значение определяется заранее), то кластеры подобны; иначе не подобны.

Коэффициент «линейного сопряжения» определяет «степень» линейной связи между значениями двух кластеров и основан на коэффициенте линейной корреляции Пирсона [18], формула которого для двух кластеров S_i^f и S_k^g будет иметь вид:

$$\begin{aligned}
K(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= \frac{N(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)}{D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)}, \\
\dot{S}(\mathbf{S}_i^f) &= \frac{\sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi}}{f}, \quad \ddot{S}(\mathbf{S}_k^g) = \frac{\sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi}}{g}, \\
N(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= \sum_{\xi=0}^{f-1} (s_{i+\xi} - \dot{S}) \times (s_{k+\xi} - \ddot{S}), \\
D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= \sqrt{\sum_{\xi=0}^{f-1} (s_{i+\xi} - \dot{S})^2 \times \sum_{\xi=0}^{g-1} (s_{k+\xi} - \ddot{S})^2}.
\end{aligned} \tag{2.9}$$

Здесь $K(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)$ – коэффициент линейной корреляции Пирсона.

Формула (2.9) предполагает, что из каждого значения соответствующего кластера, должно вычитаться соответствующее ему среднее значение. Во-первых, это неудобно для расчетов, во-вторых негативно влияет на скорость вычислений в рамках программной реализации алгоритма. Поэтому для расчета коэффициента $K(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)$ используют аналог формулы (2.9), получаемый с помощью преобразований:

$$\begin{aligned}
K(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= \frac{N(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)}{D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)}, \\
N(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= f \cdot \sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi} \cdot s_{k+\xi} - \sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi} \cdot \sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi}, \\
\dot{D}(\mathbf{S}_i^f) &= \left(f \cdot \sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi}^2 - \left(\sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi} \right)^2 \right), \\
\ddot{D}(\mathbf{S}_k^g) &= \left(g \cdot \sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi}^2 - \left(\sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi} \right)^2 \right), \\
D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= \sqrt{\dot{D}(\mathbf{S}_i^f) \cdot \ddot{D}(\mathbf{S}_k^g)}.
\end{aligned} \tag{2.10}$$

Взяв формулу (2.10) за основу, коэффициент «линейного сопряжения» предложено определять следующим образом:

$$\begin{aligned}
R(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= \begin{cases} \frac{N(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)}{D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)}, & D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) \neq 0, \\ \begin{cases} 1, & \dot{D}(\mathbf{S}_i^f) = \ddot{D}(\mathbf{S}_k^g) \\ 0, & \dot{D}(\mathbf{S}_i^f) \neq \ddot{D}(\mathbf{S}_k^g) \end{cases}, & D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) = 0. \end{cases} \\
N(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= f \cdot \sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi} \cdot s_{k+\xi} - \sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi} \cdot \sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi}, \\
\dot{D}(\mathbf{S}_i^f) &= \left(f \cdot \sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi}^2 - \left(\sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi} \right)^2 \right), \\
\ddot{D}(\mathbf{S}_k^g) &= \left(g \cdot \sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi}^2 - \left(\sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi} \right)^2 \right), \\
D(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g) &= \sqrt{\dot{D}(\mathbf{S}_i^f) \cdot \ddot{D}(\mathbf{S}_k^g)}.
\end{aligned} \tag{2.11}$$

Способ расчета и название данного коэффициента предложено в рамках данной работы.

Фактически значение коэффициента «линейного сопряжения» можно интерпретировать как численную «меру» подобия двух кластеров. Допустимое значение такой «меры» определяется через параметр R_d на втором этапе алгоритма проверки подобия кластеров А-2.1.

Значения величин $\dot{D}(\mathbf{S}_i^f)$ или $\ddot{D}(\mathbf{S}_k^g)$ в (2.11) равны нулю только в том случае, если все значения соответствующего кластера $\mathbf{S}_i^f$ или $\mathbf{S}_k^g$ равны между собой.

На рисунке 2.9 приведен пример двух подобных кластеров, обозначенных как А и В при $R_d = 0,75$.

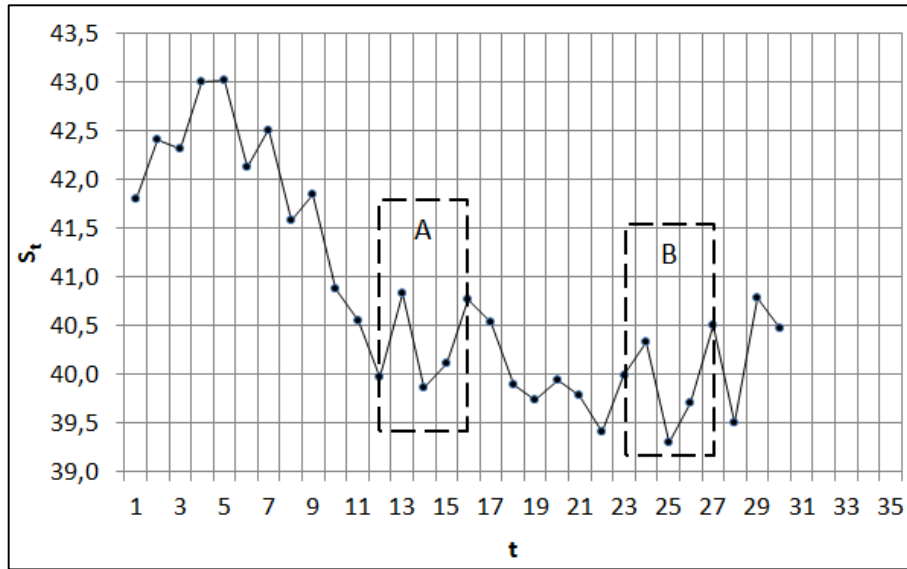


Рис.2.9. Пример подобных кластеров при $R_d = 0,75$

2.2.2. Алгоритм интервального прогнозирования на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели

Рассмотрим процесс построения кластерной математической модели для алгоритмической реализации ИП НДП.

Выделим из S (2.4) кластер $S_i^f = \{s_i, \dots, s_{i+f-1}\}$ при $i = n - f$ и назовем его базовым кластером, где $f \in [1; n]$.

Предположим, что в S (2.4) найден кластер $S_k^g = \{s_k, \dots, s_{k+g-1}\}$, подобный базовому кластеру S_i^f , согласно алгоритму А-2.1, для которого выполняется условие:

$$k \leq n - g - p. \quad (2.12)$$

Так как между значениями базового кластера S_i^f и значениями кластера S_k^g существует некоторая линейная связь, можно линейно аппроксимировать значения базового кластера S_i^f посредством значений кластера S_k^g следующим образом:

$$\tilde{s}_{i+\xi} = a_{i,k} \cdot s_{k+\xi} + b_{i,k}. \quad (2.13)$$

Здесь $s_{k+\xi}$ – значения кластера $\mathbf{S}_k^g$, $\tilde{s}_{i+\xi}$ – аппроксимированные значения базового кластера $\mathbf{S}_i^f$, $\xi \in [0; f-1]$, $a_{i,k}$, $b_{i,k}$ – коэффициенты уравнения (2.13). Подобный подход был использован в работе [80, 81].

Для нахождения коэффициентов уравнения (2.13) воспользуемся численным методом, в качестве которого выберем метод наименьших квадратов [113]. Тогда используя обозначения, данные в формуле (2.11) коэффициенты уравнения (2.13) можно вычислить так:

$$a_{i,k} = \begin{cases} \frac{N(\mathbf{S}_i^f, \mathbf{S}_k^g)}{\ddot{D}(\mathbf{S}_k^g)}, \ddot{D}(\mathbf{S}_k^g) \neq 0, \\ 1, \ddot{D}(\mathbf{S}_k^g) = 0, \end{cases} \quad (2.14)$$

$$b_{i,k} = \frac{\left(\sum_{\xi=0}^{f-1} s_{i+\xi} - a_{i,k} \cdot \sum_{\xi=0}^{g-1} s_{k+\xi} \right)}{f}.$$

Когда величина $\ddot{D}(\mathbf{S}_k^g)$ в (2.14) равна нулю, то коэффициент $a_{i,k} = 1$ (в этом случае все значения кластера $\mathbf{S}_k^g$ равны между собой и коэффициент $b_{i,k} = 0$). Такое уточнение метода наименьших квадратов предлагается в рамках данной работы с целью сохранения возможности вычисления коэффициентов уравнения (2.13) в случае выявления подобных кластеров, значения которых не варьируются.

Вычислив коэффициенты $a_{i,k}$ и $b_{i,k}$, найдем оценку $\tilde{s}_{i+f-1+p}$ будущего (неизвестного) значения s_{t+p} следующим образом:

$$\tilde{s}_{i+f-1+p} = a_{i,k} \cdot s_{k+f-1+p} + b_{i,k}. \quad (2.15)$$

Напомним, что $i = n - f$, а момент прогнозирования $t = n - 1$. Тогда $t = i + f - 1$ и (2.15) можно переписать в виде:

$$\tilde{s}_{t+p} = a_{i,k} \cdot s_{k+f-1+p} + b_{i,k}. \quad (2.16)$$

Сравнение величин $s_{n-1} + \Delta$ и $\tilde{s}_{t+p}$ будем проводить следующим образом:

$$\Psi_t = \begin{cases} 1, \tilde{s}_{t+p} > (s_{n-1} + \Delta), \\ -1, \tilde{s}_{t+p} \leq (s_{n-1} + \Delta). \end{cases} \quad (2.17)$$

Здесь Ψ_t – величина, характеризующая результат сравнения. При $\Psi_t = 1$ оценка $\tilde{s}_{t+p}$ будущего значения s_{t+p} больше $s_{n-1} + \Delta$, а при $\Psi_t = -1$ меньше, либо равна.

Рассчитав значения коэффициентов (2.14) и величины (2.17) для всех кластеров, найденных в $\mathbf{S}$ (2.4) и подобных базовому кластеру $\mathbf{S}_i^f$, можно провести оценку искомых интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- по формуле:

$$\begin{aligned} \rho_{t+p}^+ &= \begin{cases} \frac{N_t^+}{N_t^+ + N_t^-}, (N_t^+ + N_t^-) \neq 0, \\ \frac{1}{2}, (N_t^+ + N_t^-) = 0, \end{cases} \\ \rho_{t+p}^- &= \begin{cases} \frac{N_t^-}{N_t^+ + N_t^-}, (N_t^+ + N_t^-) \neq 0, \\ \frac{1}{2}, (N_t^+ + N_t^-) = 0, \end{cases} \end{aligned} \quad (2.18)$$

где N_t^+ – количество случаев, когда $\Psi_t = 1$, а N_t^- – количество случаев, когда $\Psi_t = -1$.

На данном этапе процесс математического моделирования считается законченным. Учитывая, что в предлагаемой модели оценка интервальных вероятностей (2.17) производится на основе статистики (N_t^+, N_t^-) , накопленной по подобным кластерам (алгоритм А-2.1), при этом с каждым новым значением НДП (2.4) модель адаптируется (перестраивается) и происходит переоценка интервальных вероятностей, данная модель была названа адаптивной вероятностно-статистической кластерной моделью (АВСКМ).

Блок-схема алгоритма ИП НДП на основе АВСКМ на время упреждения p представлена на рисунке 2.10.

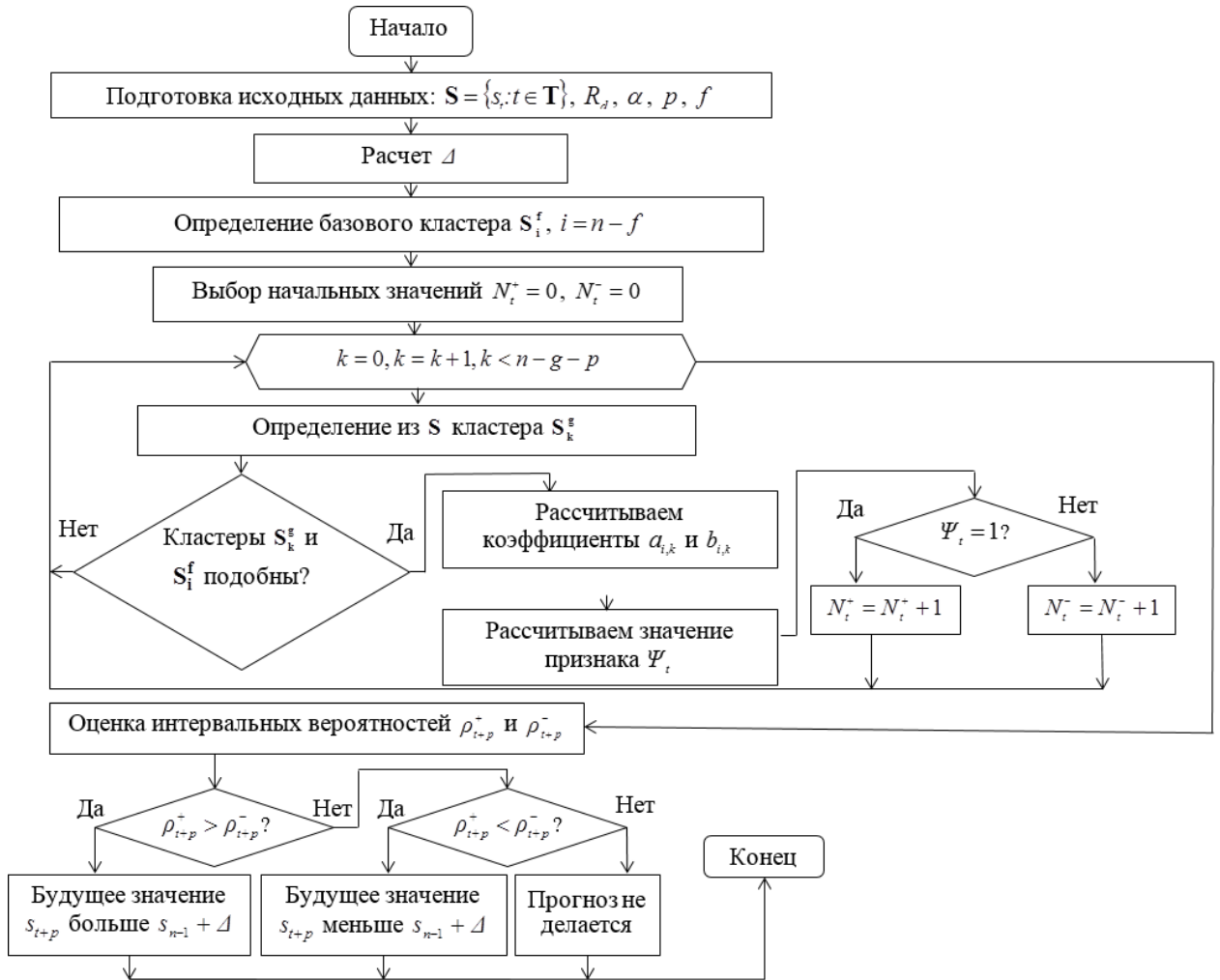


Рис.2.10. Алгоритм ИП НДП на основе АВСКМ

Алгоритм ИП НДП на время упреждения p на основе АВСКМ содержит следующие этапы (А-2.2):

- 1) Подготовка исходных данных: S (2.4), задание R_d , α , p , f ;
- 2) Подготовка вспомогательных данных: расчет Δ (2.8);
- 3) Определение базового кластера S_i^f ;
- 4) Выбор начальных значений $k = 0$, $N_t^+ = 0$, $N_t^- = 0$;
- 5) Определение из S кластера S_k^g и сравнение его с базовым кластером S_i^f по алгоритму А-2.1;
- 6) Если кластеры подобны, то рассчитываем коэффициенты $a_{i,k}$ и $b_{i,k}$ (2.14) и значение признака Ψ_t (2.17). При $\Psi_t = 1$, $N_t^+ = N_t^+ + 1$, а при $\Psi_t = -1$, $N_t^- = N_t^- + 1$.

7) Если $k < n - g - p$ (2.12), то $k = k + 1$ и возвращаемся на этап 5; иначе на этап 8;

8) Оценка интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- (2.18):

9) Проведение прогноза:

а) Будущее значение s_{t+p} больше $s_{n-1} + \Delta$, если $\rho_{t+p}^+ > \rho_{t+p}^-$;

б) Будущее значение s_{t+p} меньше, либо равно $s_{n-1} + \Delta$, если $\rho_{t+p}^- < \rho_{t+p}^+$;

в) Прогноз не делается, если $\rho_{t+p}^+ = \rho_{t+p}^-$.

Таким образом, алгоритм ИП НДП на основе АВСКМ имеет четыре параметра R_d , α , p , f . Их значения подбираются эмпирически или на основании экспертного оценивания.

Рекомендации по выбору значений R_d , α , p , f будут даны в третьей главе диссертации, основываясь на результатах изучения влияния этих параметров на точность ИП НДП на основе АВСКМ (А-2.2).

2.3. Алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели

Согласно обзору, проведённому в параграфе 1.2 диссертационного исследования, существует множество разнообразных архитектур нейронных сетей (НС) и алгоритмов их обучения, подходящих для прогнозирования НДП.

Учитывая, что при ИП НДП, определяется интервальная вероятность того, что будущее значение S (2.4) превысит (не превысит) заранее установленное значение на момент прогнозирования, для алгоритмической реализации ИП НДП была выбрана вероятностная нейронная сеть (ВНС). Именно ВНС позволяет проводить подобные оценки [90].

Главным достоинством ВНС является простота их проектирования и высокая скорость обучения. ВНС работает настолько быстро, насколько это вообще возможно для НС [42, 136].

Архитектура ВНС была предложена в 1988г. Д. Спехтом [130] для проведения классификации векторов (образов). Перед проведением такой классификации ВНС должна быть обучена на множестве векторов с известной классификацией.

2.3.1. Архитектура и алгоритм обучения вероятностной нейронной модели

Рассмотрим процесс построения модели ВНС в общем виде.

Под вектором ВНС понимается набор последовательных значений $\mathbf{V} = \{v_j, j \in \mathbf{J}\}$, где j принимает значения из множества $\mathbf{J} = \{0, \dots, q-1\}$, при этом $q > 0$ (необходимо, чтобы в векторе был хотя бы один элемент).

Определим множество обучающих векторов с известной классификацией,

$$\mathbf{O} = \{\mathbf{V}_z, z \in \mathbf{Z}\}, \quad (2.19)$$

где $\mathbf{V}_z = \{v_{z,j}, j \in \mathbf{J}\}$, z принимает значения из множества $\mathbf{Z} = \{0, \dots, u-1\}$, при этом $u > 0$ (необходимо, чтобы существовал хотя бы один обучающий вектор).

Для всех обучающих векторов ВНС должно выполняться условие:

$$\sum_{j \in \mathbf{J}} v_{z,j}^2 = 1. \quad (2.20)$$

Пусть N^a – количество векторов класса a , а N^b – количество векторов класса b во множестве обучающих векторов $\mathbf{O}$.

Оценки априорных вероятностей $\tilde{P}^a$ и $\tilde{P}^b$ принадлежности вектора с неизвестной классификацией к классу a или b (если эти вероятности неизвестны заранее), чаще всего, полагаются равными ($\tilde{P}^a = \tilde{P}^b = 0,5$), либо производятся так:

$$\begin{aligned} \tilde{P}^a &= \frac{N^a}{N^a + N^b}, \\ \tilde{P}^b &= \frac{N^b}{N^a + N^b}. \end{aligned} \quad (2.21)$$

В данной работе оценки априорных вероятностей $\tilde{P}^a$ и $\tilde{P}^b$ полагаются равными.

Блок-схема алгоритма построения и обучения ВНС представлена на рисунке 2.11.

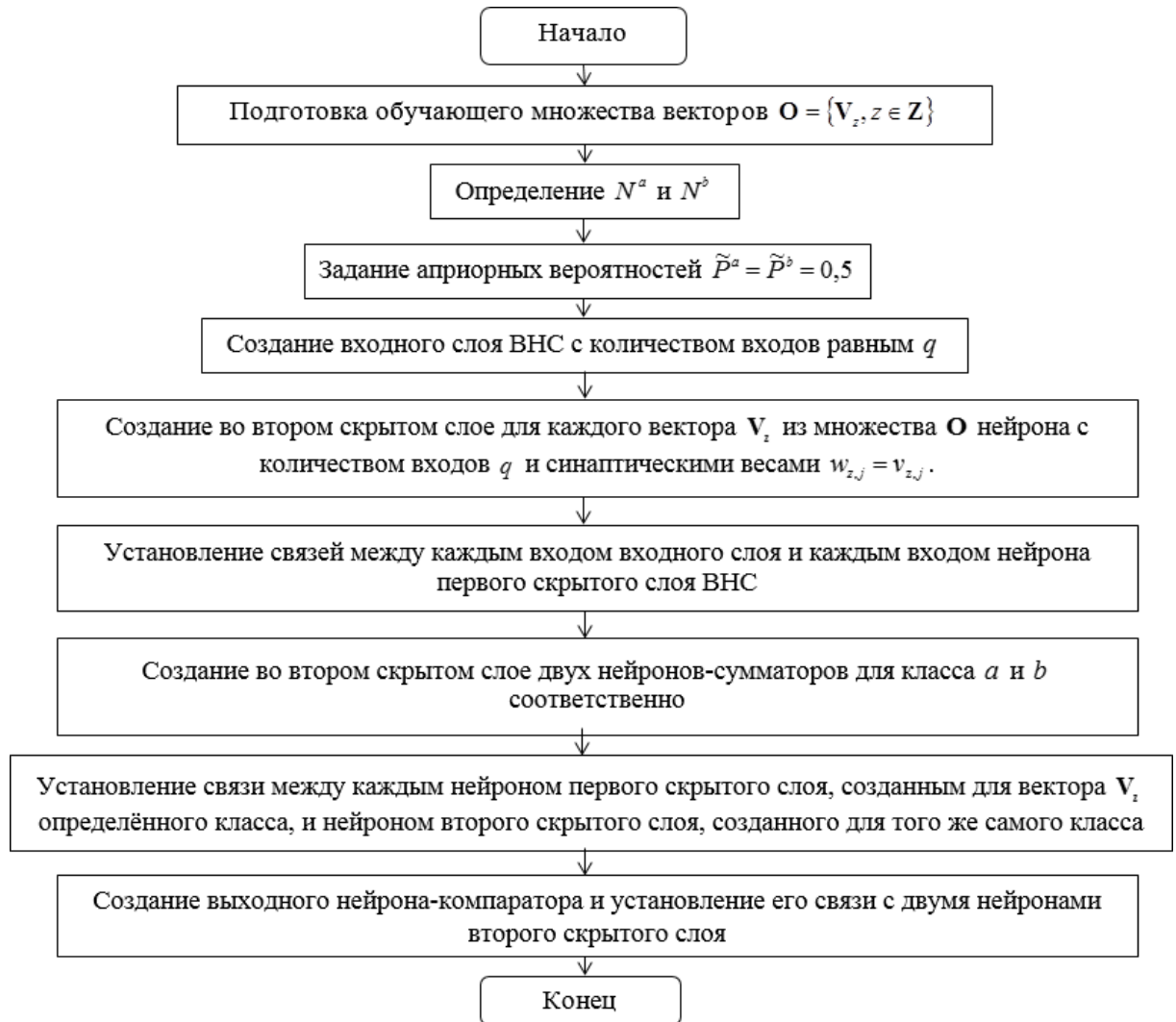


Рис.2.11. Алгоритм построения и обучения ВНС

Алгоритм построения и обучения ВНС содержит этапы (А-2.3):

- 1) Подготовка обучающего множества векторов $\mathbf{O}$ (2.19), согласно условию (2.20);
- 2) Определение N^a и N^b ;
- 3) Задание априорных вероятностей $\tilde{P}^a = \tilde{P}^b = 0,5$;
- 4) Создание входного слоя ВНС с количеством входов равным q .
- 5) Создание во втором скрытом слое для каждого вектора $\mathbf{V}_z$ из множества $\mathbf{O}$ нейрона с количеством входов q и синаптическими весами $w_{z,j} = v_{z,j}$.

6) Установление связей между каждым входом входного слоя и каждым входом нейрона первого скрытого слоя ВНС.

7) Создание во втором скрытом слое двух нейронов-сумматоров для класса a и b соответственно.

8) Установление связи между каждым нейроном первого скрытого слоя, созданным для вектора V_z определённого класса, и нейроном второго скрытого слоя, созданного для того же самого класса.

9) Создание выходного нейрона-компаратора и установление его связи с двумя нейронами второго скрытого слоя.

На этом процесс построения модели ВНС считается завершённым. Далее можно приступить к классификации векторов с неизвестной классификацией посредством ВНС.

2.3.2. Алгоритм классификации векторов посредством вероятностной нейронной модели

Рассмотрим в общем виде алгоритм классификации векторов посредством ВНС с неизвестной классификацией.

Пусть имеется произвольный вектор $V_h = \{v_{h,j}, j \in J\}$ с неизвестной классификацией, для которого выполняется условие:

$$\sum_{j=0}^{q-1} v_{h,j}^2 = 1 \quad (2.22)$$

Построим и обучим ВНС по алгоритму А-2.3.

Далее, с помощью этой ВНС, классифицируем вектор V_h .

Подадим на входы входного слоя ВНС значения вектора V_h . Каждый нейрон первого скрытого слоя вычислит сумму:

$$\lambda_{h,z} = \sum_{j \in J} v_{h,j} \cdot w_{z,j}, \quad (2.23)$$

и преобразует ее с помощью нелинейной активационной функции вида:

$$\chi_{h,z} = \exp\left(\frac{\lambda_{h,z} - 1}{\sigma^2}\right). \quad (2.24)$$

Учитывая, что $\sum_{j \in \mathbf{J}} v_{h,j}^2 = 1$ и $\sum_{j \in \mathbf{J}} w_{z,j}^2 = 1$, выражение $\lambda_{h,z} - 1$ в (2.24) преобразовывается к следующему виду:

$$\begin{aligned} \lambda_{h,z} - 1 &= \frac{2}{2} \cdot \left(\sum_{j \in \mathbf{J}} v_{h,j} \cdot w_{z,j} - 1 \right) = \frac{1}{2} \left(2 \cdot \sum_{j \in \mathbf{J}} v_{h,j} \cdot w_{z,j} - 1 \right) = \\ &= -\frac{1}{2} \left(\sum_{j \in \mathbf{J}} v_{h,j}^2 - 2 \cdot \sum_{j \in \mathbf{J}} v_{h,j} \cdot w_{z,j} + \sum_{j \in \mathbf{J}} w_{z,j}^2 \right) = -\frac{1}{2} \sum_{j \in \mathbf{J}} (v_{h,j} - w_{z,j})^2. \end{aligned} \quad (2.25)$$

Тогда (2.23) с учетом (2.24) запишем как:

$$\chi_{h,z} = \exp\left(\frac{-\sum_{j \in \mathbf{J}} (v_{h,j} - w_{z,j})^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.26)$$

Или в векторной форме:

$$\chi_{h,z} = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{V}_h - \mathbf{W}_z\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (2.27)$$

Здесь $\mathbf{V}_h = \{v_{h,j}, j \in \mathbf{J}\}$ – вектор с неизвестной классификацией, $\mathbf{W}_z = (w_{z,j}, j \in \mathbf{J})$ – вектор синаптических весов нейрона j , σ – параметр ВНС (отклонение Гауссовой функции).

Чем меньше значение параметра σ выбирается, тем меньше ВНС способна к обобщению поступающих данных, а при слишком больших значениях, наоборот, ВНС слишком сильно обобщает данные и результат прогноза неоднозначен.

Нейроны второго скрытого слоя реализует функции:

$$\begin{aligned} H_h^a &= \frac{\sum_{z \in \mathbf{M}_a} \chi_{h,z}}{N_a}, \\ H_h^b &= \frac{\sum_{z \in \mathbf{M}_b} \chi_{h,z}}{N_b}. \end{aligned} \quad (2.28)$$

Здесь $\mathbf{M}_a$ – множество номеров нейронов первого скрытого слоя, созданных для векторов класса a , $\mathbf{M}_b$ – множество номеров нейронов первого скрытого слоя, созданных для векторов класса b (эти множества определяются на этапе обучения).

Выходной нейрон ВНС реализует функцию:

$$\Omega_h = \begin{cases} 1, \tilde{P}^a \cdot C^a \cdot H_h^a > \tilde{P}^b \cdot C^b \cdot H_h^b, \\ 0, \tilde{P}^a \cdot C^a \cdot H_h^a \leq \tilde{P}^b \cdot C^b \cdot H_h^b. \end{cases} \quad (2.29)$$

Здесь $\tilde{P}^a, \tilde{P}^b$ – оценки априорных вероятностей принадлежности вектора к определённому классу (полагаются равными), C^a, C^b – цены ошибок классификации (как правило, полагаются равными единице), H_h^a, H_h^b – значения, вычисленные по формуле (2.28), Ω_h – признак. Если значение признака $\Omega_h = 1$, то вектор $\mathbf{V}_h$ принадлежит к классу a , а если $\Omega_h = 0$, то $\mathbf{V}_h$ принадлежит к классу b .

В данной работе цены ошибок классификации C^a и C^b полагается равными.

Учитывая, что $\tilde{P}^a = \tilde{P}^b = 0,5$, а $C^a = C^b$, формулу (2.29) можно переписать в упрощённом виде:

$$\Omega_h = \begin{cases} 1, H_h^a > H_h^b, \\ 0, H_h^a \leq H_h^b. \end{cases} \quad (2.30)$$

Оценка апостериорных вероятностей принадлежности вектора $\mathbf{V}_h$ к классу a или b производится по формуле:

$$\begin{aligned} \rho_h^a &= \frac{H_h^a}{H_h^a + H_h^b}, \\ \rho_h^b &= \frac{H_h^b}{H_h^a + H_h^b}. \end{aligned} \quad (2.31)$$

Здесь ρ_h^a и ρ_h^b – оценки апостериорных вероятностей принадлежности вектора к определённому классу.

Блок-схема алгоритма классификации вектора $\mathbf{V}_h$ приведена на рисунке 2.12.

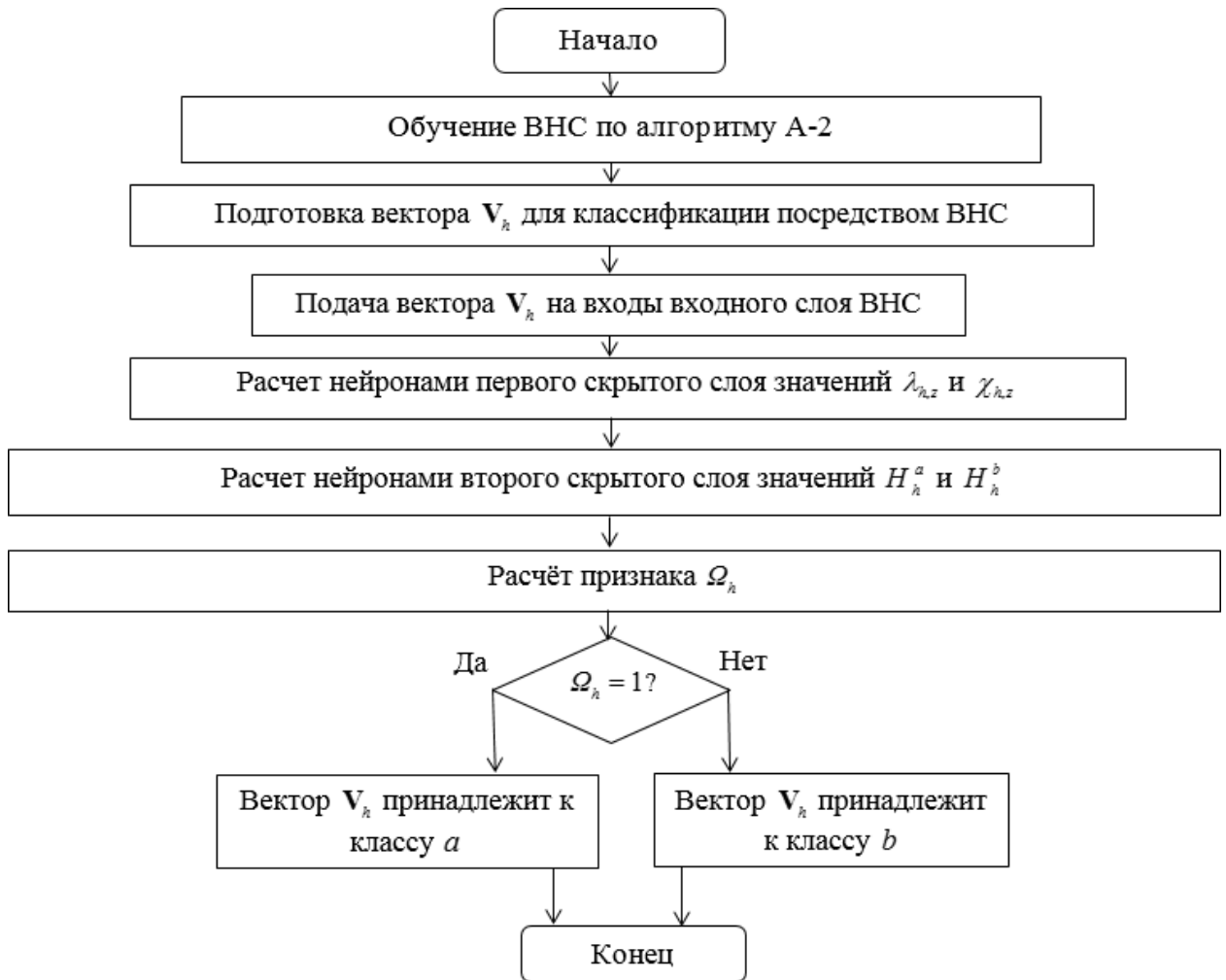


Рис.2.12. Алгоритм классификации вектора ВНС

Алгоритм классификации вектора $\mathbf{V}_h$ содержит этапы (А-2.4):

- 1) Обучение ВНС по алгоритму А-2.3;
- 2) Подготовка вектора $\mathbf{V}_h$ для классификации посредством ВНС, согласно условию (2.22);
- 3) Подача вектора $\mathbf{V}_h$ на входы входного слоя ВНС;
- 4) Расчет нейронами первого скрытого слоя значений $\lambda_{h,z}$ (2.23) и $\chi_{h,z}$ (2.26);
- 5) Расчет нейронами второго скрытого слоя значений H_h^a и H_h^b (2.28);
- 6) Расчет признака Ω_h (2.30) и проведение классификации вектора $\mathbf{V}_h$: если значение признака $\Omega_h = 1$, то вектор $\mathbf{V}_h$ принадлежит к классу a , а если $\Omega_h = 0$, то $\mathbf{V}_h$ принадлежит к классу b .

Архитектура ВНС при классификации V_h представлена на рисунке 2.13.

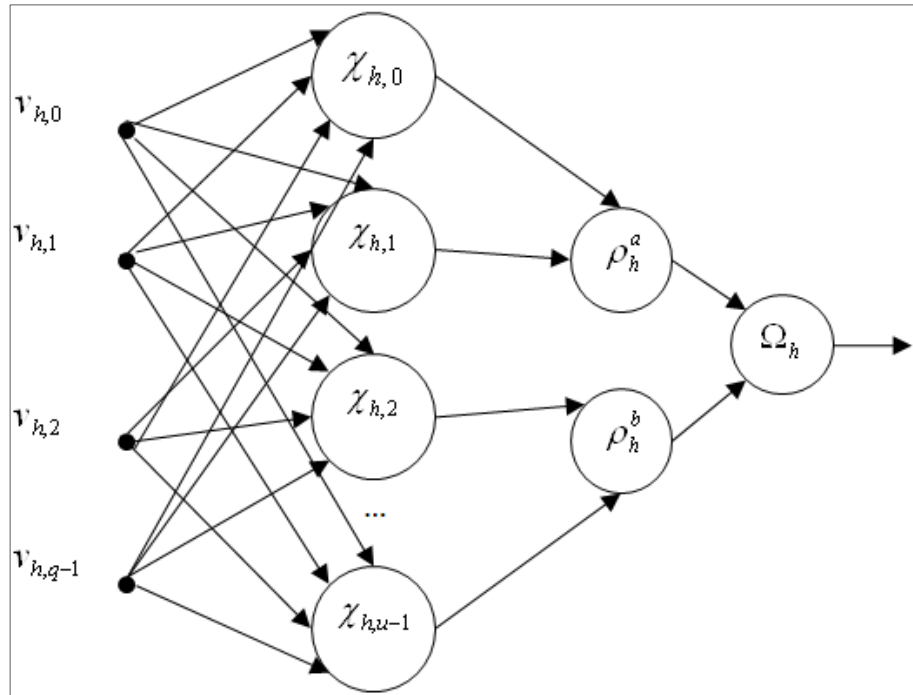


Рис.2.13. Архитектура вероятностной нейронной сети

2.3.3. Алгоритм интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели

Модель ВНС представляет собой инструмент, который несложно адаптировать для осуществления ИП НДП.

Напомним, что под кластером $S_k^g = \{s_k, \dots, s_{k+g-1}\}$ понимается выборка последовательных значений из S (2.4) с позиции $k \in T$ и с количеством значений $g = 1, \dots, n$, так чтобы $(k + g - 1) \in T$.

Кластер $S_i^f = \{s_i, \dots, s_{i+f-1}\}$ называется базовым, если $f = g$, $i = n - f$.

Предположим, что в S (2.4) найден кластер S_k^g для которого выполняется ранее введенное условие (2.12): $k \leq n - g - p$. Будем рассматривать такой кластер в качестве обучающего вектора ВНС с известной классификацией.

Введем следующую величину:

$$\Psi'_{k+g-1} = \begin{cases} 1, s_{k+g-1+p} > (s_{k+g-1} + \Delta), \\ -1, s_{k+g-1+p} \leq (s_{k+g-1} + \Delta). \end{cases} \quad (2.32)$$

Здесь Ψ'_{k+g-1} – величина, характеризующая результат сравнения, $s_{k+g-1+p}$ – оценка будущего (неизвестного) значения s_{t+p} , s_{k+g-1} – последнее значение кластера $\mathbf{S}_k^g$, Δ – величина, определённая по формуле (2.8).

Кластер $\mathbf{S}_k^g$ относится к классу a , если $\Psi'_{k+g-1} = 1$ и к классу b , если $\Psi'_{k+g-1} = -1$.

Чтобы использовать кластер $\mathbf{S}_k^g$ для обучения ВНС, предварительно нормируем его значения, для выполнения условия (2.20):

$$\bar{\mathbf{S}}_k^g = \begin{cases} \left\{ \bar{s}_k = \frac{s_k - s_{\min}^{g,k}}{s_{\max}^{g,k} - s_{\min}^{g,k}}, \dots, \bar{s}_{k+g-1} = \frac{s_{k+g-1} - s_{\min}^{g,k}}{s_{\max}^{g,k} - s_{\min}^{g,k}} \right\}, s_{\min}^{g,k} \neq s_{\max}^{g,k}, \\ \left\{ \bar{s}_k = \frac{s_k - s_{\min}^{g,k}}{s_{\min}^{g,k}}, \dots, \bar{s}_{k+g-1} = \frac{s_{k+g-1} - s_{\min}^{g,k}}{s_{\min}^{g,k}} \right\}, s_{\min}^{g,k} = s_{\max}^{g,k}, \end{cases} \quad (2.33)$$

где $s_{\min}^{g,k}$ – минимальное значение кластера $\mathbf{S}_k^g$, $s_{\max}^{g,k}$ – максимальное значение кластера $\mathbf{S}_k^g$, и затем проведём дополнительную корректировку по формуле:

$$\tilde{\mathbf{S}}_k^g = \begin{cases} \left\{ \tilde{s}_k = \frac{\bar{s}_k}{\ddot{s}}, \dots, \tilde{s}_{k+g-1} = \frac{\bar{s}_{k+g-1}}{\ddot{s}} \right\}, \ddot{s} \neq 0, \\ \left\{ \tilde{s}_k = \bar{s}_k, \dots, \tilde{s}_{k+g-1} = \bar{s}_{k+g-1} \right\}, \ddot{s} = 0. \end{cases} \quad (2.34)$$

Здесь $\ddot{s} = \sqrt{\sum_{j=k}^{k+g-1} \bar{s}_j^2}$; нормированные значения дополнительно не корректируются, если значения (2.33) равны нулю.

В качестве множества обучающих векторов определим все кластеры $\mathbf{S}_k^g$ из $\mathbf{S}$, для которых выполняется условие (2.12) (предварительно установив их класс (2.32), осуществив нормировку (2.33) и корректировку (2.34) для выполнения условия (2.20).

Построение и обучение ВНС осуществим по алгоритму А-2.3.

Выделим из множества S базовый кластер S_i^f и будем рассматривать его как вектор ВНС с неизвестной классификацией. Проведем его нормировку (2.33) и корректировку (2.34) для выполнения условия (2.22).

Далее классификацию базового кластера S_i^f предлагается проводить не на основе функции (2.30), а на основе функции следующего вида:

$$\Omega'_h = \begin{cases} \rho_h^a > \rho_h^b, 1 \\ \rho_h^a = \rho_h^b, 0 \\ \rho_h^a < \rho_h^b, -1. \end{cases} \quad (2.35)$$

Здесь ρ_h^a и ρ_h^b – оценки апостериорных вероятностей принадлежности кластера к определённому классу, рассчитанные по (2.30), $h = i = n - f$, Ω'_h – признак: если $\Omega'_h = 1$, то базовый кластер принадлежит к классу a , если $\Omega'_h = -1$, то к классу b , если $\Omega'_h = 0$, то класс не определяется.

Далее классифицируем базовый кластер S_i^f по алгоритму А-2.4.

ИП НДП посредством ВНС будет заключаться в следующем: а) будущее значение s_{t+p} будет больше $s_t + \Delta$, если базовый кластер классифицирован ВНС, как кластер класса a ; б) будущее значение s_{t+p} будет меньше, либо равно $s_t + \Delta$, если базовый кластер классифицирован ВНС как кластер класса b ; в) прогноз не делается, если класс не определен.

На данном этапе процесс математического моделирования считается законченным.

Блок-схема алгоритма ИП НДП на основе ВНС приведена на рисунке 2.14.



Рис. 2.14. Алгоритм ИП НДП на основе ВНС

Алгоритм ИП НДП на основе ВНС на время упреждения p содержит этапы (А-2.5):

- 1) Подготовка исходных данных: S (2.4), задание σ , α , p , f ;
- 2) Подготовка вспомогательных данных: расчет Δ (2.8);
- 3) Определение базового кластера S_i^f , его нормировка (2.32) и корректировка (2.33) для выполнения условия (2.22);
- 4) Выбор начального значения $k = 0$.
- 5) Выделение кластера S_k^g из S ($g = f$), определение его класса (2.31), нормировка (2.32), корректировка (2.33) для выполнения условия (2.20) и добавление в обучающее множество.
- 6) Если $k \leq n - g - p$ (2.12), то $k = k + 1$ и возвращаемся на этап 5; иначе этап 7;
- 7) Построение и обучение ВНС по алгоритму А-2.3;
- 8) Классификация базового кластера S_i^f , согласно алгоритму А-2.4 с использованием функции Ω'_h (2.35);

9) Проведение прогноза:

- а) Будущее значение s_{t+p} больше $s_t + \Delta$, если $\Omega'_h = 1$;
- б) Будущее значение s_{t+p} меньше, либо равно $s_t + \Delta$, если $\Omega'_h = -1$;
- в) Прогноз не делается, если $\Omega'_h = 0$.

Таким образом, алгоритм ИП НДП на основе ВНС, как и на основе АВСКМ, имеет четыре параметра заданые σ , α , p , f . Их значения влияют на точность прогнозирования и подбираются эмпирически или на основании экспертного оценивания.

Рекомендации по выбору значений σ , α , p , f будут даны в третьей главе диссертации, основываясь на результатах изучения влияния этих параметров на точность прогнозирования алгоритма ИП НДП на основе ВНС (А-2.5).

Фактически оценки вероятностей ρ_h^a и ρ_h^b , произведённые в рамках алгоритма ИП НДП на основе ВНС, по своему смыслу эквивалентны оценкам интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- , произведённым в рамках алгоритма ИП НДП на основе АВСКМ. Для сохранения общности дальнейших рассуждений будем обозначать оценки вероятностей ρ_h^a и ρ_h^b также через ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- с уточнением, в рамках какого алгоритма ИП НДП они были сделаны.

2.4. Алгоритмическое обеспечение псевдослучайного увеличения объёма выборки нестационарного динамического показателя на основе компьютерного моделирования

В параграфе 2.1 обоснована необходимость создания вычислительного алгоритма увеличения объёма выборки НДП, основанного на генераторе псевдослучайных чисел. Рассмотрим этот алгоритм подробнее.

2.4.1. Выбор генератора псевдослучайных чисел

В данной работе предлагается алгоритм псевдослучайного увеличения объёма выборки НДП (2.4) на основе компьютерного моделирования. Данный алгоритм предполагает использование генератора псевдослучайных чисел (ГПСЧ).

В параграфе 1.4 диссертационной работы были рассмотрены наиболее популярные ГПСЧ. Для реализации предлагаемого алгоритма был выбран ГПСЧ под названием «Вихрь Мерсенна», разработанный в 1997г. японскими учёными М.Мацумото и Т.Нисимура [123, 131]. Вихрь Мерсенна обеспечивает быструю генерацию высококачественных псевдослучайных чисел, лишен многих недостатков, присущих другим ГПСЧ, таких как малый период, предсказуемость, легко выявляемая статистическая зависимость.

Кратко рассмотрим принцип работы данного Вихря Мерсенна.

Пусть $w \in [0; 2^q - 1]$ – машинное слово разрядностью q бит.

Определим фиксированный набор машинных слов $\mathbf{W} = \{w_i, i \in \mathbf{I}\}$, где w_i – машинное слово, i принимает значения из множества $\mathbf{I} = \{0, \dots, n-1\}$, а n – количество машинных слов.

Введём обозначения следующих операций:

- 1) $\oplus$ – бинарная операцию исключающего «или»;
- 2) $\&$ – бинарная операция «и»;
- 3) $|$ – бинарная операция «или»;
- 4) $>>$ – бинарная операция побитового сдвига влево;
- 5) $<<$ – бинарная операция побитового сдвига вправо;
- 6) mod – операция «деление по модулю».

Работа ГПСЧ основана на выражении:

$$w_{i,j,h} = w_h \oplus g_{i,j}(f_{i,j}(w_i, w_j)) \quad (2.36)$$

Здесь $w_{i,g,h}$ – вновь сгенерированное машинное слово, w_i, w_j, w_h – машинные слова из множества $\mathbf{W}$, где индексы $i, j, h \in \mathbf{I}$, $g_{i,j}$ и $f_{i,j}$ – функции (будут даны

ниже), при этом значение индекса i выбирается произвольно из множества $\mathbf{I}$, а значения индексов j и h находятся по формуле:

$$\begin{aligned} j &= (i + 1) \bmod n, \\ h &= (i + m) \bmod n, \end{aligned} \quad (2.37)$$

где $m \in \mathbf{I}$ – выбирается произвольно.

Значение функции $f_{i,j}$ вычисляется по формуле:

$$f_{i,j}(w_i, w_j) = (w_i \gg (q - r)) | (w_j \ll r), \quad (2.38)$$

где r – число из диапазона $[0; q]$.

Значение функции $g_{i,j}$ вычисляется по формуле:

$$g_{i,j}(f_{i,j}) = \begin{cases} f_{i,j} \gg 1, (f_{i,j} \& 1) = 0, \\ (f_{i,j} \gg 1) \oplus a, (f_{i,j} \& 1) = 1, \end{cases} \quad (2.39)$$

После генерации машинного слова $\tilde{w}_{i,j,h}$ оно вносится в исходный набор машинных слов $\mathbf{W} = \{w_i, i \in \mathbf{I}\}$, вместо машинного слова с позицией i , то есть выполняется выражение:

$$w_i = w_{i,j,k}. \quad (2.40)$$

Далее машинное слово w_i , обрабатывается так называемым методом «закалки», формула которого следующая:

$$\begin{aligned} w'_i &= w_i \oplus (w_i \gg u), \\ w''_i &= w'_i \oplus ((w'_i \ll s) \& b), \\ w'''_i &= w''_{i,j,h} \oplus ((w''_i \ll t) \& c), \\ \tilde{w}_i &= w'''_i \oplus (w'''_i \gg l). \end{aligned} \quad (2.41)$$

где u, s, t, l – целые числа из диапазона $[0; q]$, b и c – и специально подобранные векторы-маски, $\tilde{w}_i$ – псевдослучайное машинное слово.

Для генерации последовательностей псевдослучайных машинных слов все описанные действия повторяют итеративно, где индекс i циклически и последовательно меняет свои значения от начального до конечного в заданном множестве значений $\mathbf{I}$.

В наиболее популярных алгоритмических реализациях данного ГПСЧ используются следующие значения параметров: $n = 624$, $q = 32$, $r = 31$, $m = 397$, $u = 11$, $s = 7$, $t = 15$, $u = 18$, $a = 2567483615$, $b = 2636928640$, $c = 4022730752$. Эти параметры будут использованы и в настоящей работе.

Перед началом работы ВМ происходит инициализация значений фиксированного набора машинных слов $\mathbf{W} = \{w_i, i \in \mathbf{I}\}$ с использованием системного таймера. Далее происходит генерация нужного количества псевдослучайных значений.

2.4.2. Вычислительный алгоритм псевдослучайного увеличения объёма выборки нестационарного динамического показателя на основе компьютерного моделирования

Пусть необходимо увеличить количество значений $\mathbf{S}$ (2.4).

Введём три величины: $a \in [0; n - 1]$, $b \in [0; n - 1]$, $c \in [-1; 1]$, где n – количество доступных значений НДП. Значения данных величин из заданных диапазонов будем генерировать с помощью Вихря Мерсенна.

Сформируем из $\mathbf{S}$ (2.4) новую выборку по следующему правилу:

$$\mathbf{S}' = \begin{cases} \{s'_0 = s_a, s'_1 = s_{a+1}, \dots, s'_{m-1} = s_b\}, a \leq b, \\ \{s'_0 = s_a, s'_1 = s_{a-1}, \dots, s'_{m-1} = s_b\}, a > b. \end{cases} \quad (2.42)$$

Здесь $\mathbf{S}' = \{s'_0, \dots, s'_{m-1}\}$ – новая выборка из $\mathbf{S}$ с количеством значений $m = |a - b + 1|$. Если $a \leq b$ значения $\mathbf{S}$ берутся в прямом порядке, если $a > b$, то в обратном (выборка инвертируется).

Далее вычислим такую величину:

$$\delta = s'_0 - s_{n-1} + c \cdot \bar{s}. \quad (2.43)$$

Здесь s'_0 – первое значение новой выборки $\mathbf{S}'$, s_{n-1} – последнее значение исходной выборки $\mathbf{S}$, c – ранее введённая псевдослучайная величина, $\bar{s}$ – величина, вычисленная по формуле (2.7).

Скорректируем новую выборку S' по формуле:

$$S'' = \{s''_0 = s'_0 - \delta, \dots, s''_{m-1} = s'_{m-1} - \delta\} \quad (2.44)$$

Далее добавим выборку S'' в конец выборки S . То есть количество значений в выборке S станет равным $n + m$, где $s_n = s''_0, \dots, s_{n+m-1} = s''_{m-1}$.

Данный процесс можно повторять несколько раз (итеративно), увеличивая исходную выборку S . Если необходимо, чтобы конечная выборка состояла из фиксированного числа значений x , для этого необходимо всякий раз, перед добавлением новой выборки S'' проверять, чтобы $n + m < x$. Если условие выполняется, то выборка S'' добавляется целиком, если нет, то добавлять необходимо только $x - n$ первых значений выборки S'' .

В случае, если в исходной выборке S все значения $s_i \geq 0$ и необходимо, чтобы данное условие сохранялось и после увеличения данной выборки, то добавление выборки S'' в конец выборки S происходит только тогда, когда все значения полученной выборки S'' отвечают условию $s''_i \geq 0$. Данная возможность будет предусмотрена при реализации данного алгоритма на соответствующем языке программирования.

Блок-схема вычислительного алгоритма псевдослучайного увеличения объёма выборки НДП на основе компьютерного моделирования приведена на рисунке 2.15.

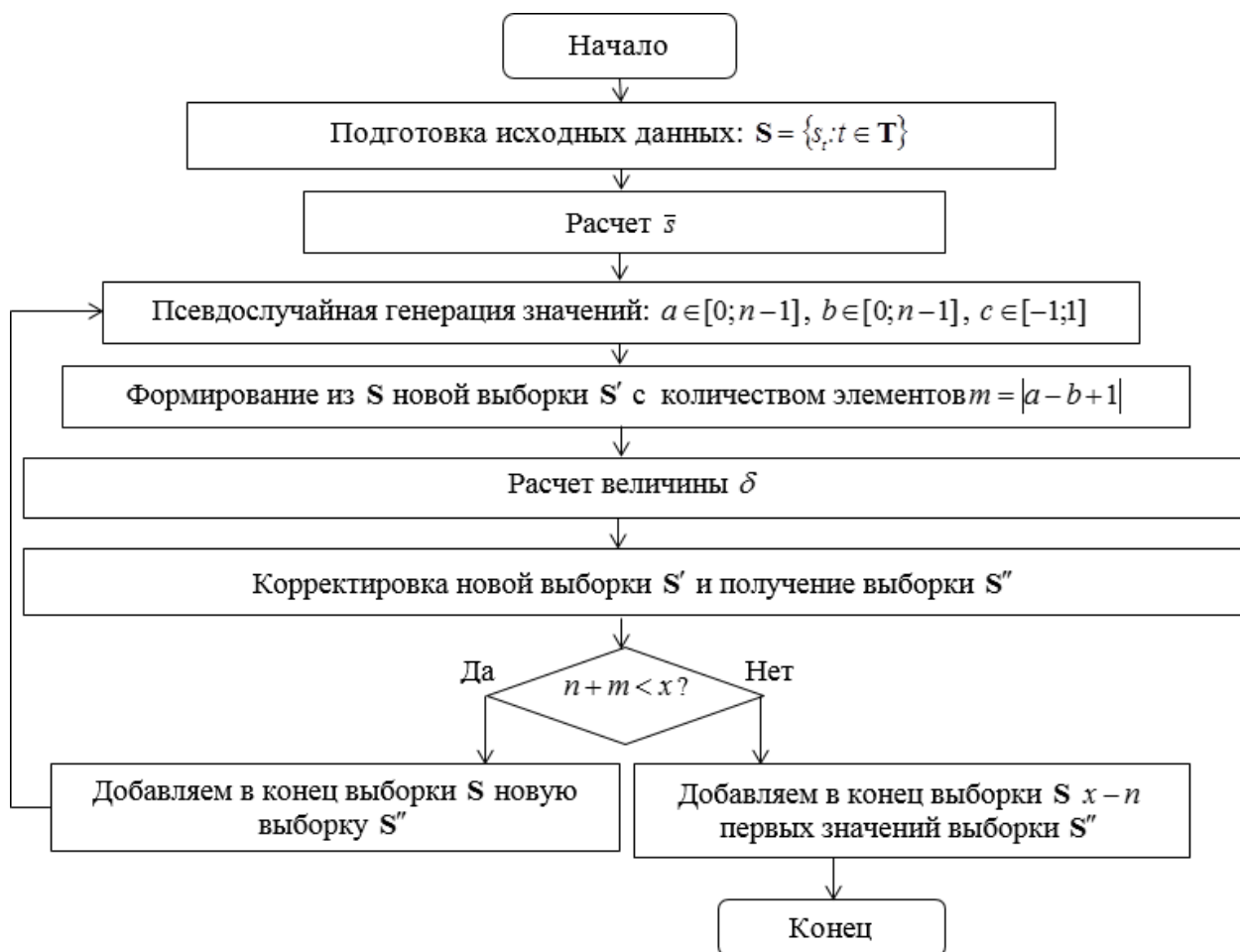


Рис.2.15. Блок-схема вычислительного алгоритма псевдослучайного увеличения объёма выборки НДП на основе компьютерного моделирования

Вычислительный алгоритм псевдослучайного увеличения объёма выборки НДП на основе компьютерного моделирования до x значений (А-2.6) содержит этапы:

- 1) Подготовка исходных данных: S (2.4);
- 2) Расчет $\bar{s}$ (2.7);
- 3) Псевдослучайная генерация значений: $a \in [0; n-1]$, $b \in [0; n-1]$, $c \in [-1; 1]$;
- 4) Формирование из S новой выборки S' с количеством элементов $m = |a - b + 1|$ (2.42);
- 5) Расчет величины δ (2.43);
- 6) Корректировка новой выборки S' и получение выборки S'' (2.44);

7) Если $n + m < x$, то добавляем в конец выборки S новую выборку S'' , и возвращаемся на этап 3; иначе добавляем в конец выборки S только $x - n$ первых значений выборки S'' и завершаем алгоритм.

С помощью данного алгоритма исходные выборки НДП MS, MP, POR были увеличены до 1200 значений в двух реализациях и сохранены в файлы формата DAT.

Характеристики полученных НДП следующие.

1) MS1 (график представлен на рисунке 2.16): $n = 1200$; $s_{\min} = 84,5$; $s_{\max} = 332,8$; $s_{cp} = 233,8$ (2.5); $s_{ско} = 71,5$ (2.6); $\bar{s} = 0,76$ (2.7).

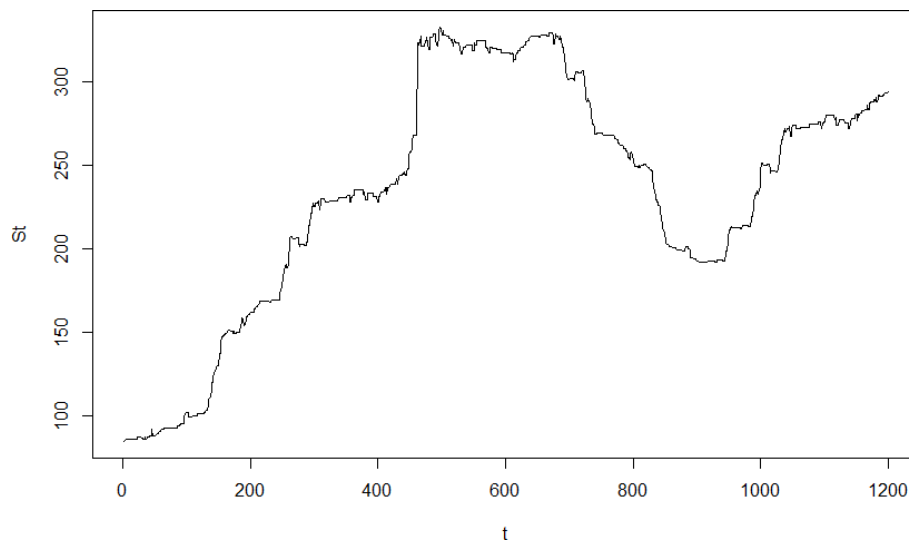


Рис 2.16. График НДП MS1

2) MS2 (график представлен на рисунке 2.17): $n = 1200$; $s_{\min} = 84,5$; $s_{\max} = 333,4$; $s_{cp} = 198,9$ (2.5); $s_{ско} = 73,5$ (2.6); $\bar{s} = 0,82$ (2.7).

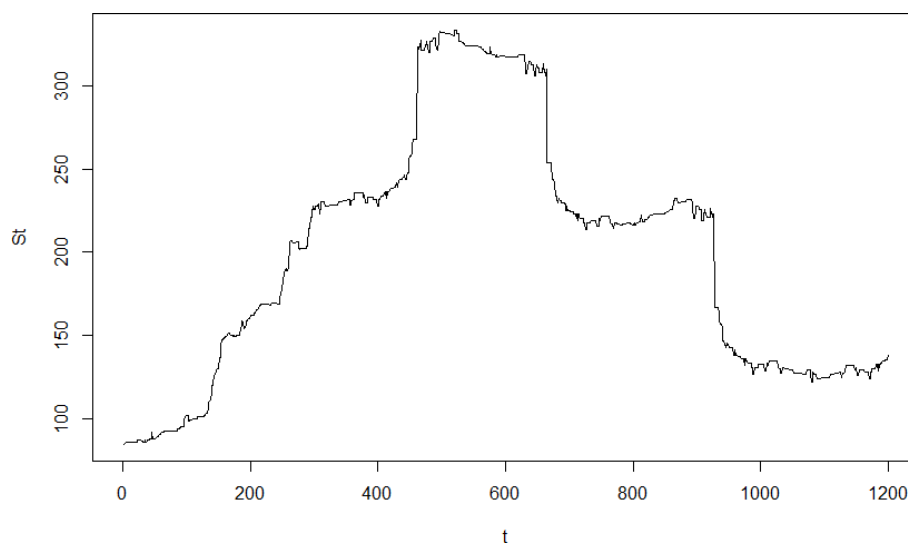


Рис 2.17. График НДП MS2

3) MP1 (график представлен на рисунке 2.18): $n = 1200$; $s_{\min} = 9,8$; $s_{\max} = 37,0$; $s_{cp} = 22,2$ (2.5); $s_{ско} = 6,1$ (2.6); $\bar{s} = 0,18$ (2.7).

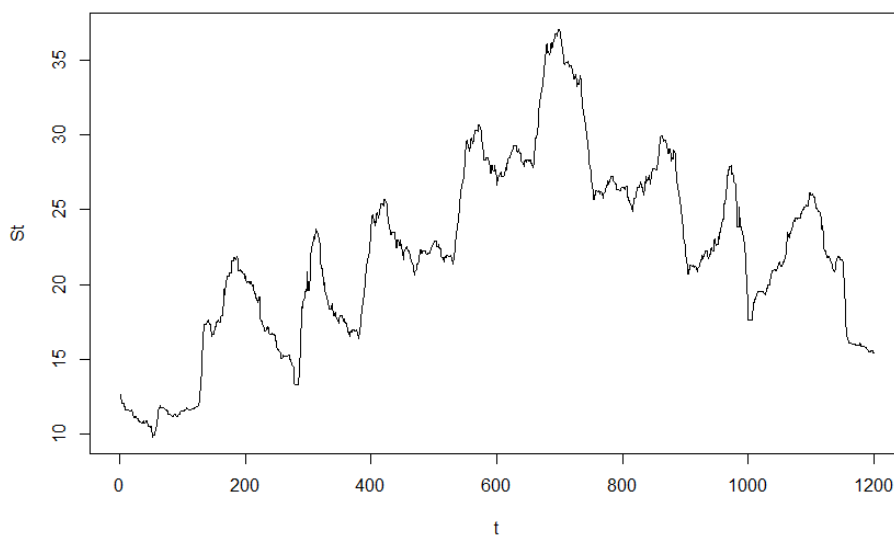


Рис 2.18. График НДП MP1

4) MP2 (график представлен на рисунке 2.19): $n = 1200$; $s_{\min} = 9,8$; $s_{\max} = 42,9$; $s_{cp} = 26,8$ (2.5); $s_{ско} = 9,4$ (2.6); $\bar{s} = 0,17$ (2.7).

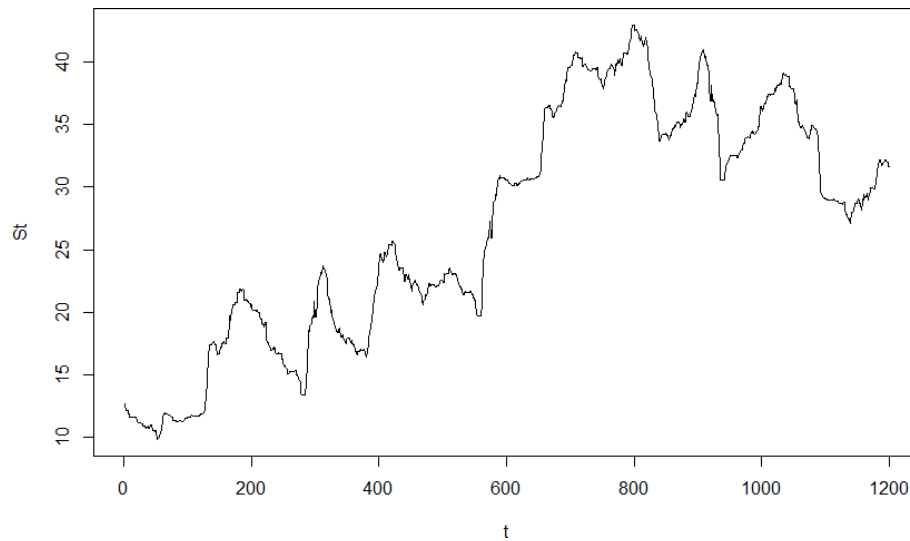


Рис 2.19. График НДП МР2

5) POR1 (график представлен на рисунке 2.20): $n = 1200$; $s_{\min} = 0,0$; $s_{\max} = 273,4$
; $s_{cp} = 110,2$ (2.5); $s_{ско} = 52,8$ (2.6); $\bar{s} = 17,10$ (2.7).

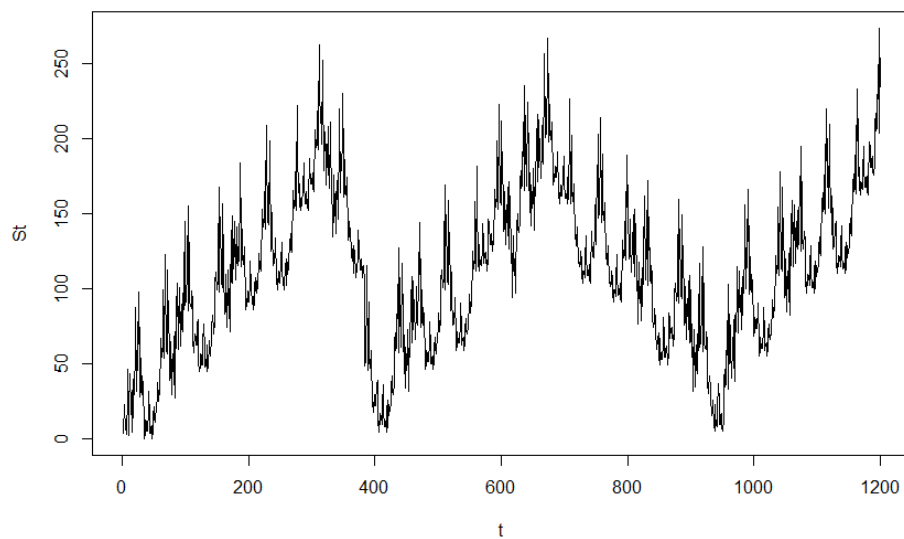


Рис 2.20. График НДП POR1

6) POR2 (график представлен на рисунке 2.21): $n = 1200$; $s_{\min} = 0,0$; $s_{\max} = 588,0$
; $s_{cp} = 284,8$ (2.5); $s_{ско} = 138,1$ (2.6); $\bar{s} = 16,40$ (2.7).

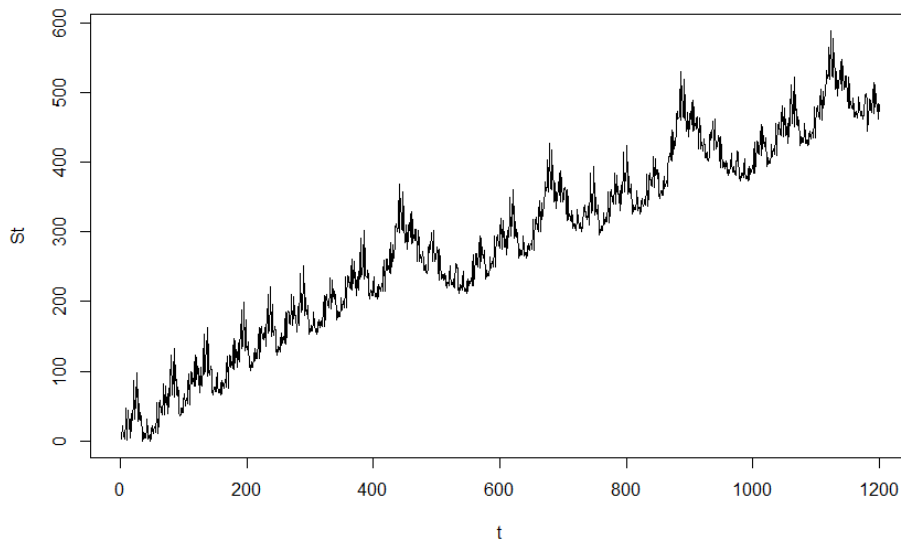


Рис 2.21. График НДП POR2

Важной особенностью предлагаемого вычислительного алгоритма псевдослучайного увеличения объёма выборки НДП на основе компьютерного моделирования является возможность генерации различных вариантов НДП, которые могут отбираться экспертами в рамках наиболее ожидаемых стратегий развития социально-экономических или производственных процессов, после чего проверка точности ИП НДП на таких данных будет ещё более востребована. То есть предлагаемый алгоритм может служить не только инструментом по увеличению выборки НДП для проверки алгоритмов ИП НДП, но и как инструмент имитационного моделирования ожидаемых процессов в будущем.

2.5. Программное обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

Разработанные и описанные в данной главе алгоритмы изначально были реализованы посредством создания экспериментального программно-аналитического модуля «Альтернатива», а за тем посредством создания прикладного программного обеспечения – программного комплекса «Интервальное прогнозирование нестационарных динамических показателей» (ПК «ИП НДП»), структура которого приведена на рисунке 2.22.

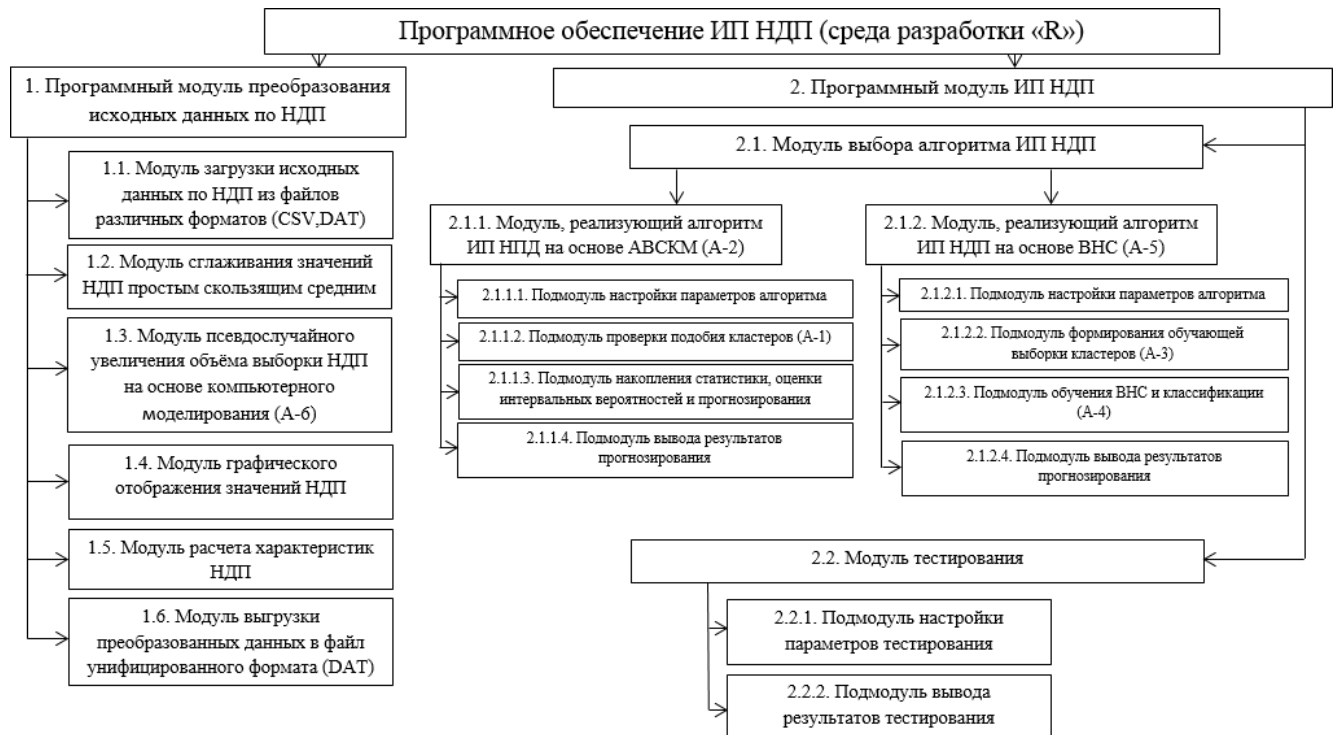


Рис 2.22. Структура ПК «ИП НДП»

К ПК «ИП НДП» предъявлялись следующие требования:

- наличие графического объектно-ориентированного интерфейса взаимодействия с пользователем;
- возможность загрузки исходных данных по НДП из файлов формата CSV и DAT;
- возможность сохранения преобразованных данных по НДП в файл формата DAT;
- возможность определения характеристик НДП после загрузки данных по НДП;
- возможность построения графика по значениям НДП;
- возможность проводить сглаживание простым скользящим средним значений НДП;
- возможность увеличения исходной выборки НДП;
- возможность выбора алгоритма ИП НДП (на основе АВСКМ или ВНС);
- возможность вручную устанавливать значения параметров выбранного алгоритма и осуществлять ИП НДП;

- возможность устанавливать значения параметров тестирования выбранного алгоритма и осуществлять тестирование ИП НДП;
- возможность вывода результатов тестирования ИП НДП;
- возможность определения времени выполнения ИП НДП и тестирования ИП НДП.

Для реализации ПК «ИП НДП» был выбран свободно распространяемый интерпретируемый язык программирования для статистической обработки данных «R» [59], преимущества и недостатки которого рассмотрены в параграфе 1.3 диссертации. Язык программирования «R» представляет собой консоль последовательного ввода команд и не удобен для разработки программного обеспечения. Для этой цели существуют различные оболочки (среды разработки) к нему. В качестве удобной и широко распространённой среды разработки на языке «R» была выбрана свободно распространяемая среда под названием «R-studio» [58] (рисунок 2.23).

Программное обеспечение, реализованное на языке «R» является кроссплатформенным и способно работать в 32/64-битных средах.

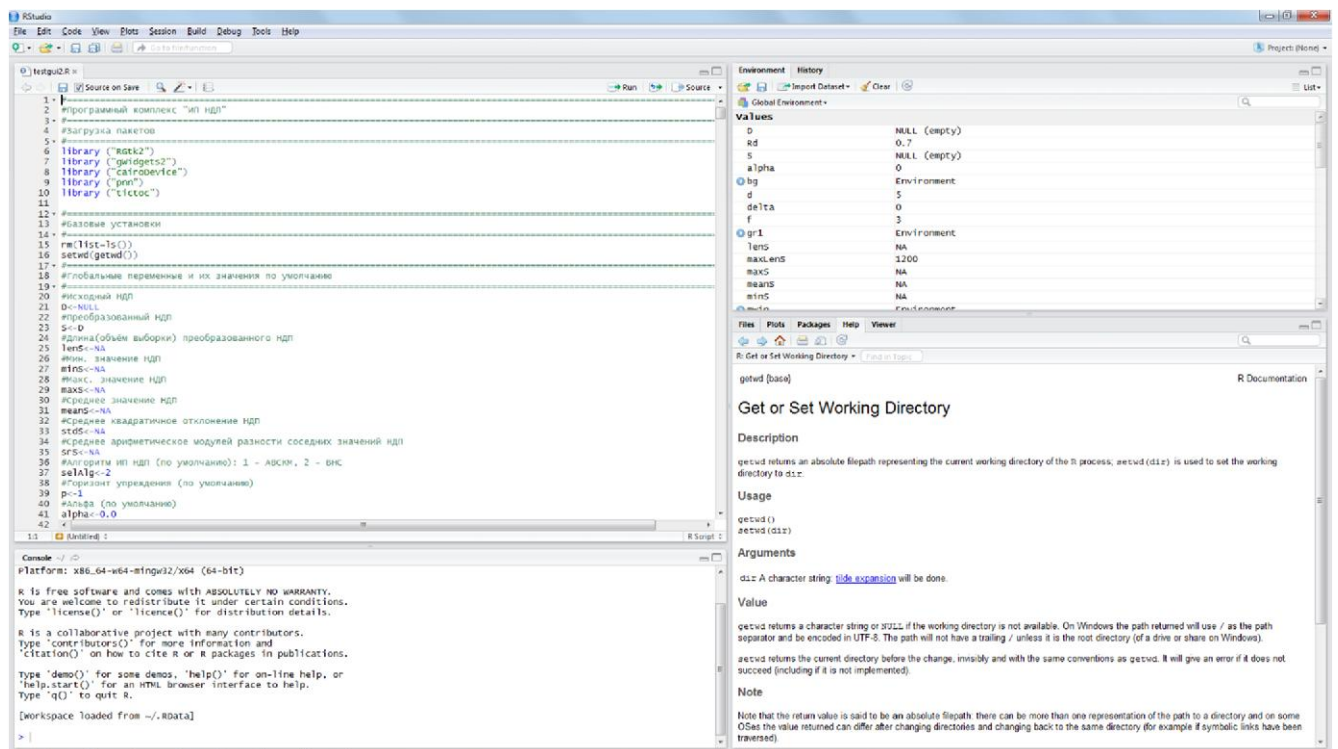


Рис 2.23. Среда разработки «R-studio»

Для языка программирования «R» доступно множество различных пакетов (библиотек) расширения. При реализации ПК «ИП НДП», были использованы следующие пакеты расширения:

- пакет расширения «gWidgets2» – позволяет реализовывать графический объектно-ориентированный интерфейс пользователя [98];
- пакет расширения «RGtk2» – позволяет использовать дополнительные (расширенные) возможности графического объектно-ориентированного интерфейса пользователя [99];
- пакет расширения «PNN» – позволяет строить и обучать ВНС [49];
- пакет расширения «tictoc» – позволяет определять время выполнения алгоритмов и работать с таймером [100];
- пакет расширения «cairoDevice» – позволяет выводить графики в графическом интерфейсе пользователя [97].

Реализованный на языке «R» ПК «ИП НДП» прошел отладку и тестирование с целью выявления возможных ошибок в программном коде на автоматизированном рабочем месте со следующими характеристиками:

- Операционная система: Microsoft Windows 7 (64-битная);
- Центральный процессор: Intel Core i5, с тактовой частотой 3,1 ГГц;
- Оперативная память: DDR3, 4 ГБ;
- Системная плата: Intel DH77EB.

Общая структура кода ПК «ИП НДП» приведена на рисунке 2.24.

Загрузка вспомогательных пакетов расширения
Инициализация глобальных переменных
Функции и подпрограммы графического объектно-ориентированного интерфейса пользователя
Общие функции для всех алгоритмов ИП НДП
Частные функции для алгоритма ИП НДП на основе АВСКМ
Частные функции для алгоритма ИП НДП на основе ВНС
Общие программные функции
Основное тело программы

Рис 2.24. Общая структура кода ПК «ИП НДП» на языке «R»

При запуске ПК «ИП НДС», появляется главное окно, приведённое на рисунке 2.25.

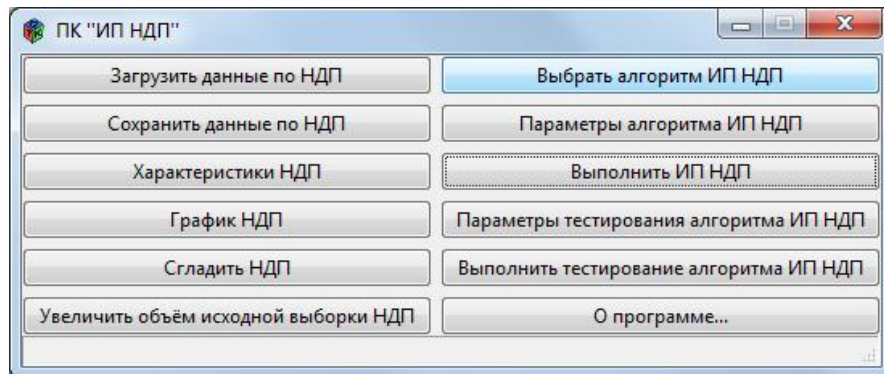


Рис 2.25. Главное окно программы

Посредством данного окна пользователь имеет возможность доступа ко всем функциям и настройкам программы.

Нажав на кнопку «Загрузить данные по НДС», откроется окно, представленное на рисунке 2.26, посредством которого в оперативную память компьютера можно загружать данные по НДС из файлов в формате «CSV» и «DAT» (возможен выбор формата файла) и в последующем работать с этими данными.

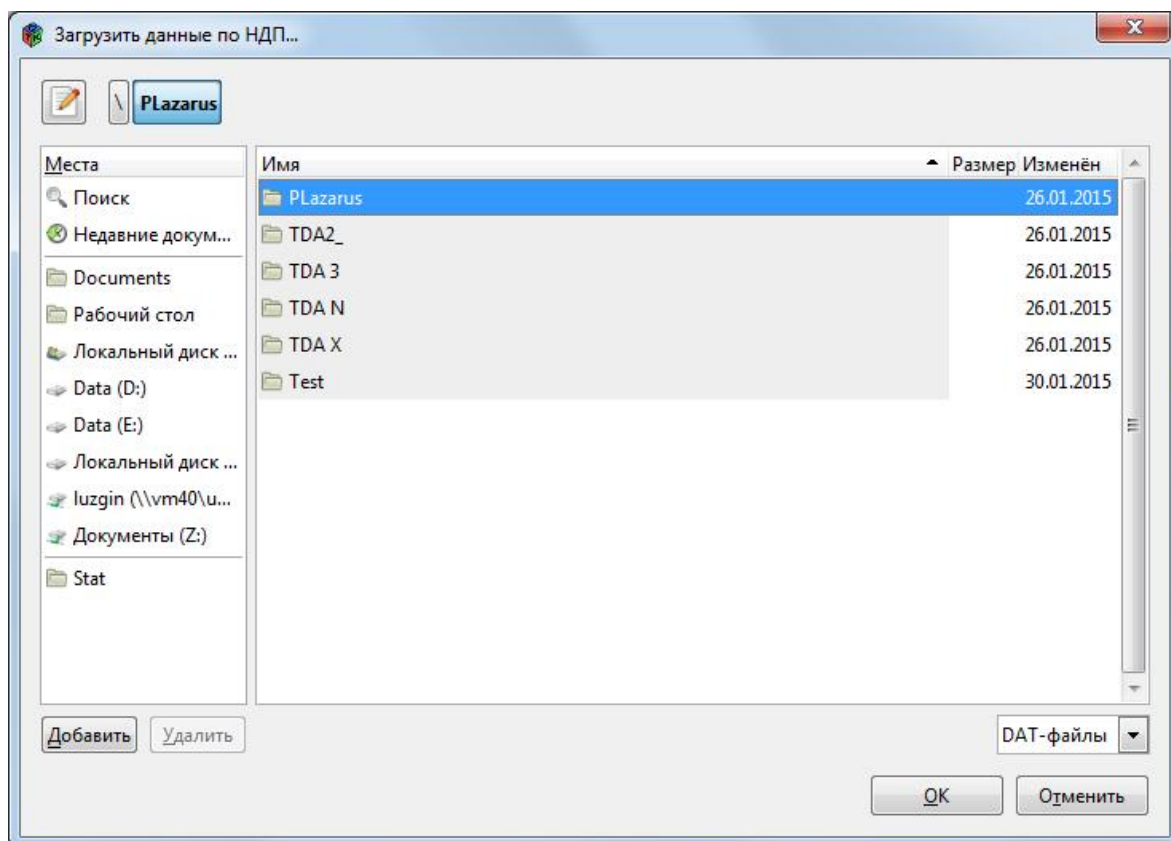


Рис 2.26. Окно загрузки данных по НДП

Если, был выбран файл формата «CSV», то в процессе его открытия появится дополнительное окно (рисунок 2.27), которое позволяет выбрать какие именно значения НДП загружать в память (начальное значение КИ, конечное значение КИ, максимальное или минимальное значение, зарегистрированное в рамках КИ), чтобы в последующем работать с ними.

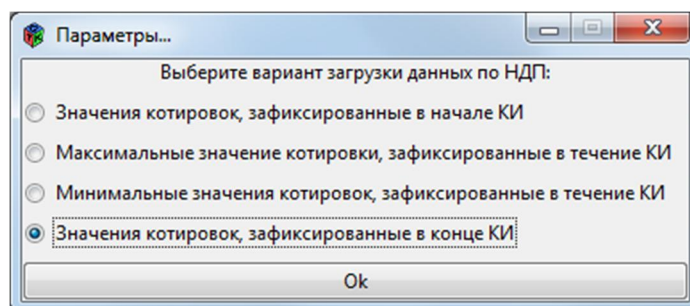
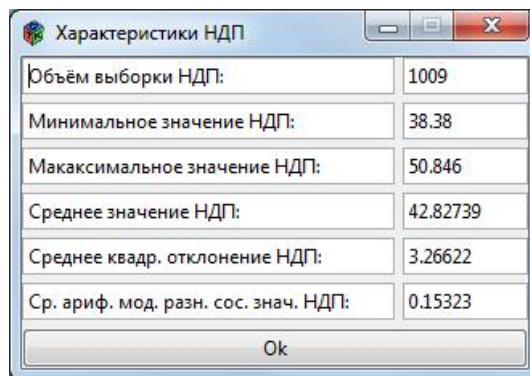


Рис 2.27. Окно выбора значений НДП

После того, как данные по НДС были загружены, ПК «ИП НДС» позволяет рассчитать характеристики НДС при помощи нажатия на кнопку «Характеристики НДС». В этом случае открывается окно, представленное на рисунке 2.28.



Характеристики НДС	
Объём выборки НДС:	1009
Минимальное значение НДС:	38.38
Максимальное значение НДС:	50.846
Среднее значение НДС:	42.82739
Среднее квадр. отклонение НДС:	3.26622
Ср. ариф. мод. разн. сос. знач. НДС:	0.15323
Ok	

Рис 2.28. Характеристики НДС

График НДС можно просмотреть, путем нажатия на кнопку «График НДС» (рисунок 2.29).

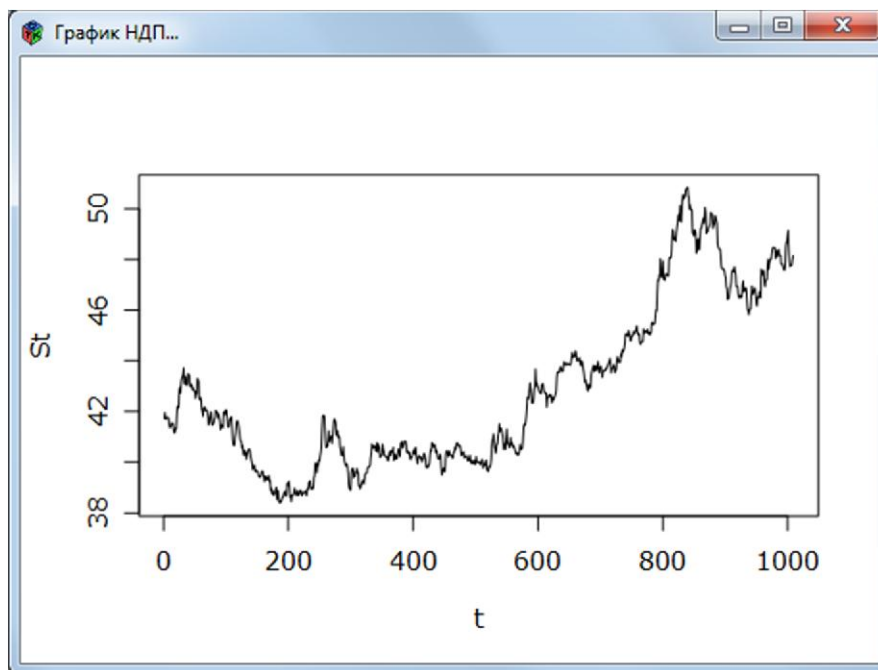


Рис. 2.29. График НДС

Загруженные в память компьютера значения НДС можно сглаживать простым скользящим средним по формуле (2.2) с заданным периодом сглаживания, путём

нажатия на кнопку «Сгладить НДП» (рисунок 2.28) и увеличивать объём исходной выборки НДП (алгоритм А-2.6) до заданного количества значений, путём нажатия на кнопку «Увеличить объём исходной выборки НДП» (рисунок 2.30).

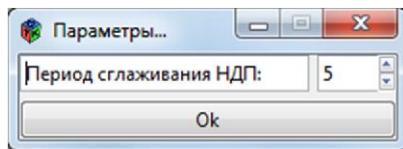


Рис. 2.30. Сгладить НДП

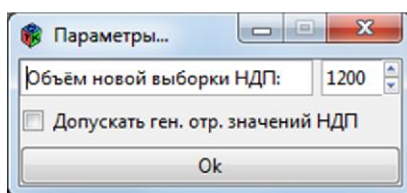


Рис. 2.31. Увеличить объём исходной выборки НДП

После процесса сглаживания или увеличения объёма исходной выборки НДП, полученный НДП можно сохранить в файл формата «DAT», путём нажатия на кнопку «Сохранить данные по НДП» (рисунок 2.32).

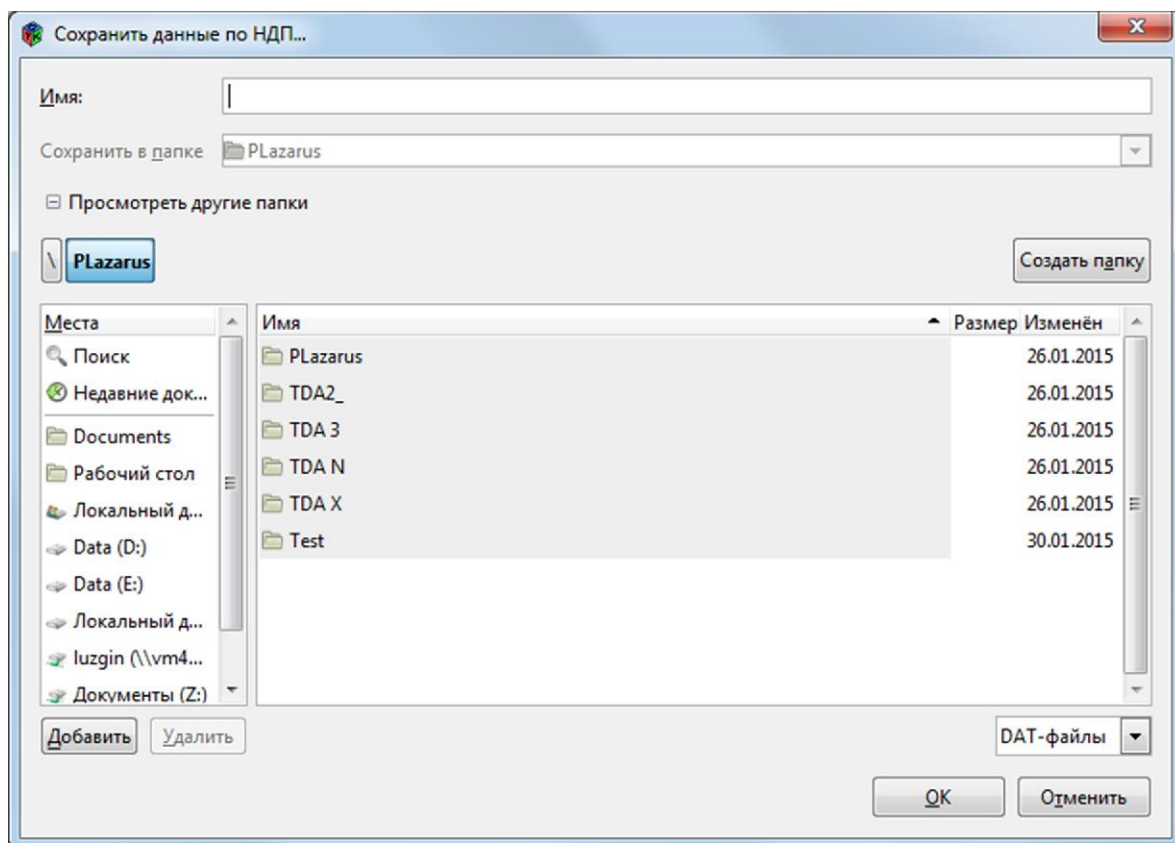


Рис. 2.32. Сохранить данные по НДП

Кнопка «Выбрать алгоритм ИП НДП» позволяет выбрать алгоритм ИП НДП на основе АВСКМ (А-2.2) или на основе ВНС (А-2.5). При этом открывается окно выбора, представленное на рисунке 2.33.

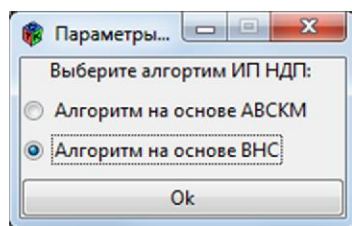


Рис. 2.33. Окно выбора алгоритма ИП НДП

По умолчанию выбран алгоритм ИП НДП на основе АВСКМ.

После выбора алгоритма ИП НДП, возможно задать его параметры работы, путём нажатия на кнопку «Параметры алгоритма ИП НДП» (рисунок 2.34).

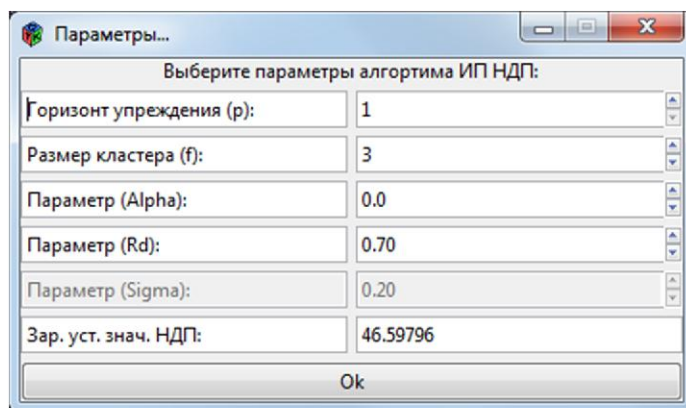


Рис. 2.34. Окно выбора параметров алгоритма ИП НДП

На рисунке показано окно выбора параметров для алгоритма ИП НДП на основе АВСКМ, где поле «Параметр (Sigma):» недоступно для изменения, так как параметр имеет отношение к алгоритму ИП НДП на основе ВНС. Если бы был выбран алгоритм ИП НДП на основе ВНС, то данное поле было бы доступно для изменений, а поле «Параметр (Rd):» сделалось бы недоступным, так как имеет отношение к алгоритму ИП НДП на основе АВСКМ.

Далее, нажав на кнопку «Выполнить ИП НДП», будет осуществлено ИП НДП по выбранному алгоритму. Работа алгоритма занимает определённое время в течение которого отображается окно, представленное на рисунке 2.35.

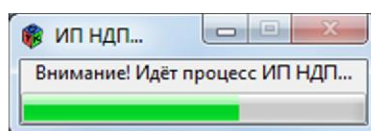


Рис. 2.35. Окно отображающее процесс ИП НДП

Результаты работы алгоритма выводятся в окне, показанном на рисунке 2.36.

Результаты ИП НДП...	
Результат ИП НДП:	^
Объём выборки (количество) кластеров: (N):	1197
В-сть того, что буд. знач. НДП превысит зар. уст.знач (р+):	0.15
В-сть того, что буд. знач. НДП не превысит зар. уст.знач (р-):	0.85
Зар. уст. знач. НДП:	46.59796
Затраченное на ИП НДП время (сек.):	1.59
Ok	

Рис. 2.36. Окно вывода результатов ИП НДП

Данное окно будет одинаковым для всех алгоритмов ИП НДП. Результат ИП НДП выводится в поле «Результат ИП НДП:» с символическим обозначением. Если будущее значение s_{t+p} будет больше $s_{n-1} + \Delta$, то выводится символ «^»; если будущее значение s_{t+p} будет меньше, либо равно $s_{n-1} + \Delta$, то выводится символ «V»; если прогноз не делается, выводится символ «~».

Для тестирования выбранного алгоритма ИП НДП необходимо задать параметры тестирования, путём нажатия на кнопку «Параметры тестирования ИП НДП», в результате чего откроется окно, показанное на рисунке 2.37.

Параметры...	
Выберите параметры тестирования алгоритма ИП НДП:	
Начало периода тестирования:	1099
Конец периода тестирования:	1199
Тестовый период (к-во значений):	100
Ok	

Рис. 2.37. Параметры тестирования алгоритма ИП НДП

В данном окне доступны два поля для редактирования: «Начало периода тестирования» и «Конец периода тестирования», значение в поле «Тестовый период» выбирается автоматически.

Для тестирования выбранного алгоритма ИП НДП, необходимо нажать на кнопку «Тестирование алгоритма ИП НДП». Начнется процесс тестирования,

который занимает определённое время и ход выполнения которого отображается в окне, представленном на рисунке 2.38.

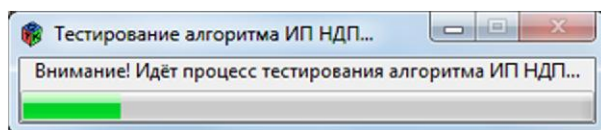


Рис. 2.38. Окно отображающее процесс тестирования выбранного алгоритма ИП НДП

После завершения данного процесса откроется окно с результатами тестирования, представленное на рисунке 2.39.

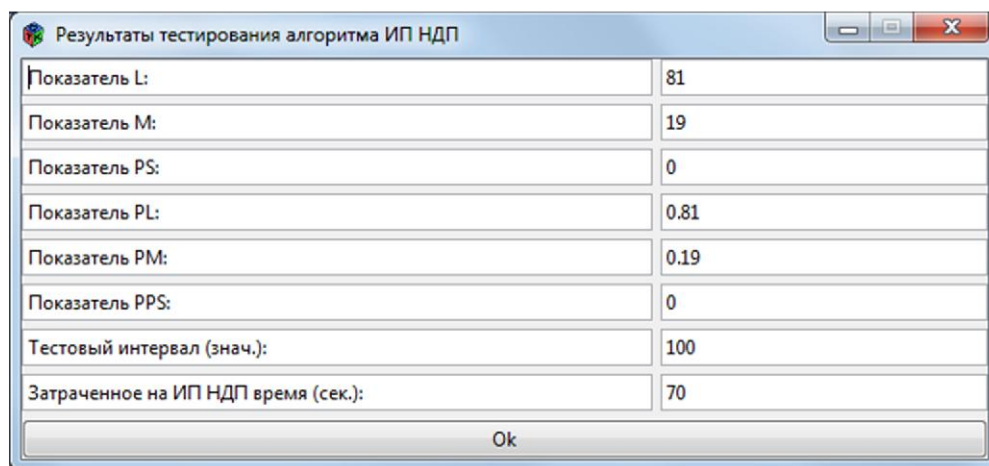


Рис.2.39. Результаты тестирования алгоритма ИП НДП

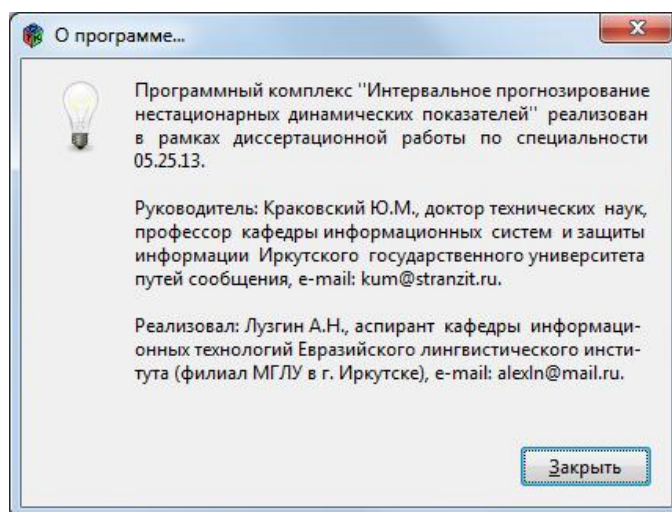


Рис. 2.40. Окно с краткой информацией о ПК «ИП НДП»

При нажатии на кнопку «О программе...» откроется окно с краткой информацией о ПК «ИП НДП», представленное на рисунке 2.40.

Оценка точности ИП НДП (включая описание алгоритма тестирования ИП НДП и используемых показателей) и практическая апробация ПК «ИП НДП» проводится в третьей главе диссертационного исследования.

2.6. Выводы по главе 2

1. Разработана постановка задачи комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей с использованием кластерных и вероятностных нейронных моделей.

2. Предложено усовершенствованное алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели с использованием численных методов проверки подобия кластеров на основе коэффициента «линейного сопряжения» и алгоритма оценки «интервальных» вероятностей.

3. Создано алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели с использованием усовершенствованного алгоритма обучения и модифицированной функции классификации.

4. Разработан вычислительный алгоритм псевдослучайного увеличения объема выборки нестационарных динамических показателей на основе компьютерного моделирования с использованием генератора «Вихрь Мерсенна».

5. Создано программное обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей, основанное на разработанном алгоритмическом обеспечении адаптивной вероятностно-статистической кластерной и вероятностной нейронной моделях.

3. Апробация алгоритмического и программного обеспечения интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

3.1. Технология комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

В соответствии с поставленной в параграфе 2.1 задачей интервального прогнозирования (ИП) нестационарных динамических показателей (НДП) комплексное исследование ИП НДП осуществляется в два этапа.

На первом этапе – этапе тестирования исследуется влияние значений параметров алгоритма ИП НДП на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели (АВСКМ), описанного в параграфе 2.2, и алгоритма на основе вероятностной нейронной сети (ВНС), описанного в параграфе 2.3, на точность ИП НДП с использованием НДП первого типа (2.4) и вырабатываются рекомендации по выбору значений параметров алгоритмов.

На втором этапе проводится апробация ИП НДП с использованием НДП второго типа (2.4) и рекомендованными параметрами.

Обоснование выбора конкретных НДП, их характеристики и подробное описание приводятся в параграфе 2.1 и 2.4.

Подробно рассмотрим первый этап исследования.

На рисунке 3.1 представлена схема работы с НДП первого типа.

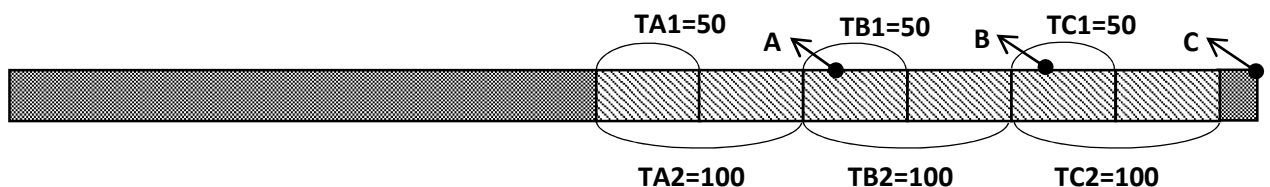


Рис.3.1. Схема работы с НДП первого типа

Согласно рисунку 3.1, в каждой выборке НДП первого типа выбирается три «точки» А, В и С и шесть тестовых периодов ТА1, ТВ1, ТС1 (содержат 50 значений НДП), ТА2, ТВ2, ТС2 (содержат 100 значений НДП).

В «точках» А, В, С исследуется влияние значений параметров алгоритмов ИП НДП на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- , на тестовых периодах ТА1, ТВ1, ТС1, ТА2, ТВ2, ТС2 проводится тестирование алгоритмов ИП НДП, исследуется влияние значений их параметров на точность ИП НДП и осуществляется выработка рекомендации по выбору значений параметров алгоритмов.

Опишем метод тестирования алгоритмов ИП НДП в общем виде.

Разобьём НДП $S = \{s_t : t \in T\}$ (2.4) на две части. Первая часть с индексами $t = 0, \dots, t_{нач}$ используется для построения математической модели и проведения ИП НДП на её основе, где $t_{нач} = n - p - \omega$, n – количество значений НДП, p – время упреждения, $\omega \ll n$. Вторая часть НДП с количеством значений $\omega + p$ используется для проверки результатов ИП НДП. Тогда объём выборки при тестировании (тестовый интервал) равен $t_{кон} - t_{нач}$, где $t_{кон} = n - p - \theta$, $\theta < \omega$.

В процессе тестирования после каждого сделанного прогноза количество значений НДП во второй части сокращается, а в первой части увеличивается на единицу. Тестирование продолжается до тех пор пока $t_{нач} < t_{кон}$.

Для оценки результатов тестирования алгоритмов ИП НДП используются показатели из работы [41]:

L – число оправдавшихся прогнозов;

M – число ошибочных прогнозов;

$PL = L \times 100 / (L + M)$ – процент оправдавшихся прогнозов;

$PM = M \times 100 / (L + M)$ – процент ошибочных прогнозов.

А также два дополнительных показателя:

PS – число случаев, прогноз по которым не делался;

$PPS = PS \times 100 / (L + M + PS)$ – процент случаев, прогноз по которым не делался.

При этом $L + M + PS = t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}}$, $PL + PM = 100$, $PPS < 100$.

Чем выше процент оправдавшихся прогнозов PL , тем выше точность ИП НДП. Вместе с тем желательно, чтобы процент случаев, когда прогноз не делался (PPS), был минимален. В данной работе считается, что алгоритм ИП НДП имеет приемлемую точность прогнозирования, если выполняются условия:

$$\begin{cases} PL \geq 60, \\ PPS \leq 10. \end{cases} \quad (3.1)$$

Иначе точность ИП НДП неприемлема.

В данной работе все полученные значения перечисленных показателей приводятся с округлением до первого знака после запятой.

Напомним, что алгоритмы ИП НДП на основе АВСКМ и ВНС имеют три общих параметра: f (количество значений НДП в кластере), α (коэффициент, влияющий на значение границы интервала) (2.8), p (время упреждения). Алгоритм на основе АВСКМ имеет индивидуальный параметр R_d (допустимое значение коэффициента «линейного сопряжения»), а алгоритм на основе ВНС индивидуальный параметр σ (отклонение Гауссовой функции нейронов первого скрытого слоя ВНС).

При исследовании влияния значений параметров алгоритмов ИП НДП на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- в «точках» А, В, С и точность ИП НДП на тестовых периодах ТА1, ТВ1, ТС1, ТА2, ТВ2, ТС2 значение каждого из параметров при фиксированных значениях остальных параметров последовательно варьируется. Далее для каждого выбранного параметра проводится целочисленное ранжирование результатов тестирования на всех тестовых периодах по показателю PL . Наименьшему значению показателя PL присваивается ранг равный единице. Следующему за ним по величине значению PL присваивается ранг равный двум и т.д. Одинаковым значениям PL присваивается одинаковый ранг. Затем для каждого параметра проводится суммирование полученных рангов,

соответствующих выбранному значению данного параметра. Этот приём направлен на выявление тенденций по изменению точности ИП НДП при вариации значения какого-либо из параметров и облегчает выработку рекомендаций по их выбору.

Параметры f , R_d , σ являются исключительно «внутренними» параметрами алгоритмов и вариация их значений возможна всегда с целью улучшения точности ИП НДП. Поэтому при выработке рекомендаций по выбору значений данных параметров, выбираются лишь такие значения, при которых результат ИП НДП не только приемлем (3.1), но и наиболее точен среди прочих (в этом случае значение параметра будет иметь максимальную сумму рангов).

Выбор значений параметров p и α обусловлен множеством внешних факторов и условий в которых осуществляют свою деятельность организации и предприятия (например, при определённых обстоятельствах может быть необходим прогноз только на конкретную дату (время) по отношению к конкретному значению НДП). В таких случаях становится невозможным варьировать значения этих параметров с целью улучшения точности ИП НДП. Поэтому при выработке рекомендаций по выбору значений данных параметров, выбираются лишь такие значения, при которых результат ИП НДП приемлем (3.1). При этом чем «шире» диапазон таких значений получен, тем лучше с практической точки зрения.

Начальные значения параметров алгоритмов ИП НДП задаются следующие: $\alpha = 0$, $p = 1$ (распространённый на практике случай, когда требуется получить прогноз о том, превысит ли очередное (будущее) значение НДП текущее или нет), $f = 3$ (значение выбрано экспертным путём, с учетом результатов работ [38, 39, 33, 34, 35]). Начальные значения R_d и σ не задаются, так как с них начинается процедура варьирования для выбранного алгоритма:

1) Варьируются значения параметра $R_d = \{0,1;0,2;0,5;0,7;0,9\}$ (применительно к алгоритму на основе АВСКМ) или $\sigma = \{0,1;0,2;0,5;0,7;0,9\}$ (применительно к алгоритму на основе ВНС), вырабатываются рекомендации по выбору значений

данного параметра. За тем для параметра выбирается одно из рекомендованных значений (если их получилось несколько) и используется далее;

2) Варьируются значения параметра $f = \{1,2,3,4,5,6\}$, вырабатываются рекомендации по выбору значений данного параметра. За тем для параметра выбирается одно из рекомендованных значений (если их получилось несколько) и используется далее;

3) Варьируются значения параметра $\alpha = \{-1;-0,5;0;0,5;1\}$, вырабатываются рекомендации по выбору значений данного параметра. За тем для параметра выбирается одно из рекомендованных значений (если их получилось несколько) и используется далее;

4) Варьируются значения параметра $p = \{1,2,3,4,5,6\}$, вырабатываются рекомендации по выбору значений данного параметра.

На этом данная процедура заканчивается.

Для выбранных в параграфе 2.1 НДП (2.4) EUR/RUR и USD/RUR «точки» А, В и С выбраны при следующих значениях t :

1) Для EUR/RUR в «точке» А при $t = 809$, в «точке» В при $t = 909$, в «точке» С при $t = 1009$;

2) Для USD/RUR в «точке» А при $t = 862$, в «точке» В при $t = 962$, в «точке» С при $t = 1062$.

Для задания тестовых периодов TA1, TB1, TC1, TA2, TB2, TC2 были выбраны следующие значения ω и θ : $\omega = 300$, $\theta = 250$ (TA1, $t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}} = 50$); $\omega = 200$, $\theta = 150$ (TB1, $t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}} = 50$); $\omega = 100$, $\theta = 50$ (TC1, $t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}} = 50$); $\omega = 300$, $\theta = 200$ (TA2, $t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}} = 100$); $\omega = 200$, $\theta = 100$ (TB2, $t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}} = 100$); $\omega = 100$, $\theta = 0$ (TC2, $t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}} = 100$).

В рамках проведения первого этапа исследования с целью экономии места, в данной главе приводятся наиболее наглядные примеры результатов, подтверждающих сделанные выводы. Все остальные результаты вынесены в приложение А.

После завершения первого этапа исследования, с использованием рекомендованных значений параметров алгоритмов ИП НДП, проводится второй этап исследования. Рассмотрим его подробнее.

Схему работы с НДП второго типа представлена на рисунке 3.2.

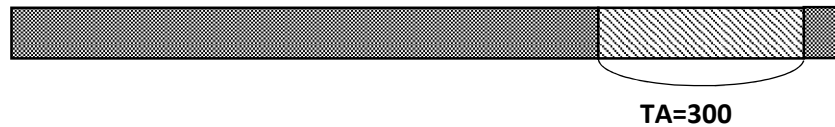


Рис.3.2. Схема работы с НДП второго типа

Согласно рисунку 3.2, в каждой выборке НДП второго типа (MS1, MS2, MP1, MP2, POR1, POR2) выбирается единственный тестовый интервал ТА, содержащих 300 значений НДП ($\omega = 300$, $\theta = 0$, $t_{\text{кон}} - t_{\text{нач}} = 300$).

Результаты, полученные после завершения второго этапа исследования, позволяют сравнить точность алгоритмов ИН НДП на основе АВСКМ и на основе ВНС, а также затрачиваемое на ИП НДП время.

Подчеркнём, что прогнозирование НДП – случайной величины сопряжено с «долей» случайности и в получаемых результатах ИП НДП, что объясняет некоторые отклонения в получаемых результатах в каждом конкретном случае от выявленных тенденций.

В рамках проведения второго этапа исследования все результаты приводятся полностью.

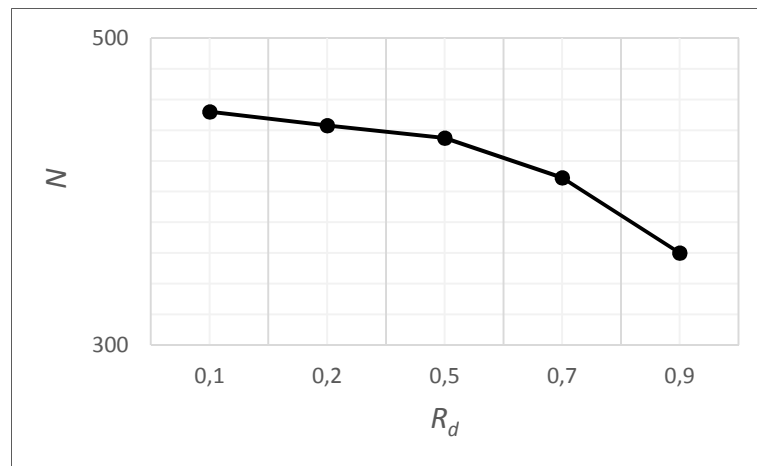
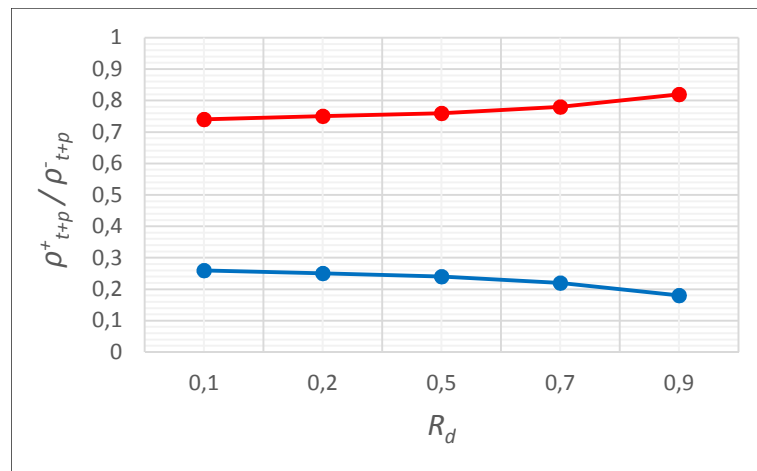
3.2. Исследование влияния значений параметров алгоритма на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

При исследовании влияния значений параметра R_d на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($\alpha = 0$, $p = 1$, $f = 3$), получены следующие результаты

(таблица 3.1): во всех случаях с увеличением значения R_d объём выборки подобных кластеров N уменьшается (рисунок 3.3), абсолютное значение разности оценок вероятностей $|\rho_{t+p}^+ - \rho_{t+p}^-|$ увеличивается (рисунок 3.4).

Таблица 3.1

USD/RUR («точка» А)					
R_d	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	452	443	435	409	360
ρ_{t+p}^+	0,74	0,75	0,76	0,78	0,82
ρ_{t+p}^-	0,26	0,25	0,24	0,22	0,18

Рис.3.3. Влияние значений параметра R_d на объём выборки N Рис.3.4. Влияние значений параметра R_d на оценки интервальных вероятностей

ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет)

Учитывая специфику расчета коэффициента «линейного сопряжения» R (2.11), с увеличением значения R_d должно улучшаться «качество» выборки N , и, при условии, если объём этой выборки становится не слишком мал, оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- должны быть более точными, а значит должна улучшаться и точность ИП НДП. Косвенно об этом свидетельствуют полученные результаты. Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра R_d (таблица 3.2).

Таблица 3.2

USD/RUR (тестовый интервал TA1)					
R_d	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	39	40	41	41	42
M	11	10	9	9	8
PS	0	0	0	0	0
PL	78,0	80,0	82,0	82,0	84,0
PM	22,0	20,0	18,0	18,0	16,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	2	3	3	4

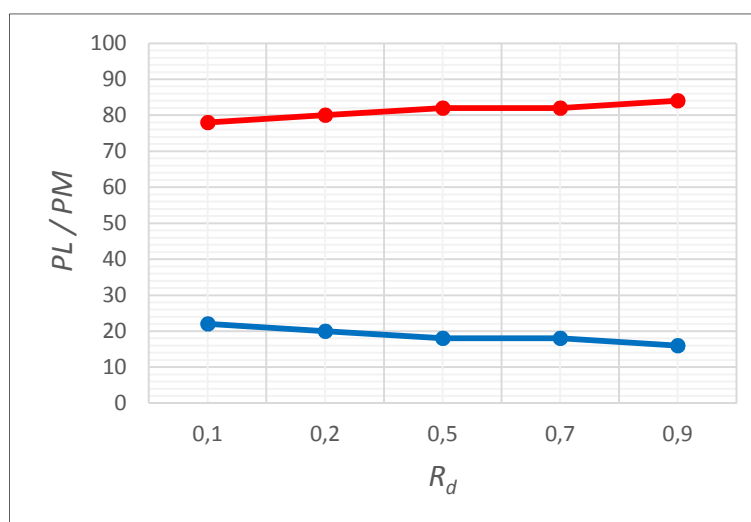


Рис.3.5. Влияние значений параметра R_d на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

На рисунке 3.5 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя R_d . Суммы рангов для значений параметра R_d приведены в таблице 3.3.

Таблица 3.3

R_d	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
Сумма рангов	13	15	24	30	32

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.3 приведена на рисунке 3.6.

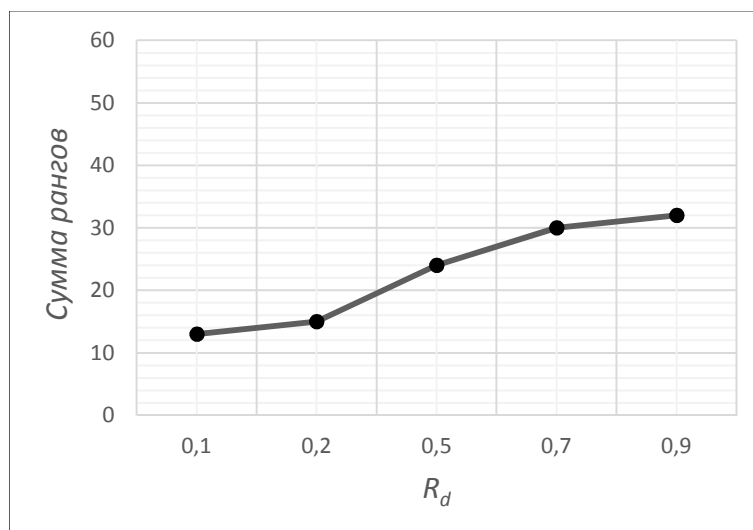


Рис. 3.6. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.3

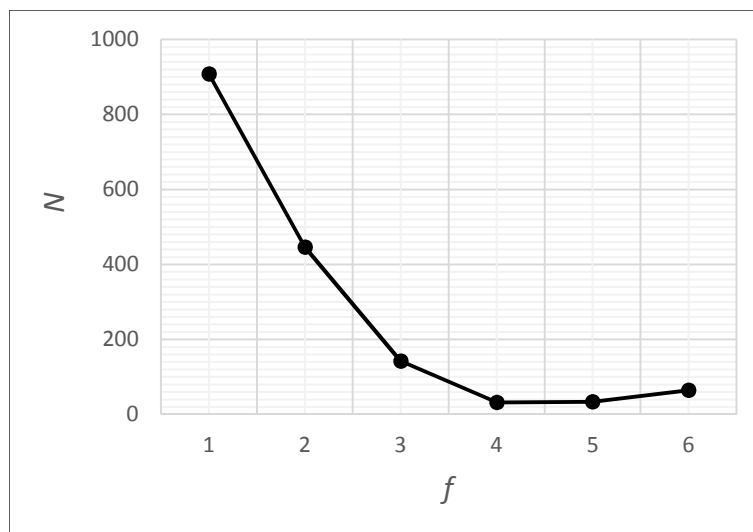
Согласно полученным результатам тестирования, с увеличением значения параметра R_d действительно наблюдается тенденция по улучшению точности ИП НДП. В этом случае рекомендованное значение для $R_d = 0,9$ (сумма рангов максимальна). Это значение используется далее.

При исследовании влияния значений параметра f на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($\alpha=0$, $p=1$, $R_d=0,9$), получены следующие результаты (таблица 3.4): с увеличением значения f объем выборки подобных кластеров N

может как увеличиваться, так и уменьшаться (рисунок 3.7), равно как и абсолютное значение разности оценок вероятностей $|\rho_{t+p}^+ - \rho_{t+p}^-|$ (рисунок 3.8).

Таблица 3.4

EUR/RUR («точка» В)						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	46.67	46.67	46.67	46.67	46.67	46.67
N	908	446	142	32	34	64
ρ_{t+p}^+	0,49	0,79	0,79	0,81	0,88	0,70
ρ_{t+p}^-	0,51	0,21	0,21	0,19	0,12	0,30

Рис.3.7. Влияние значений параметра f на объём выборки N

Учитывая специфику расчета коэффициента «линейного сопряжения» R (2.11), при увеличении значения параметра f , меняется не только объём выборки N , но и «качество» этой выборки, следовательно и точность оценок вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- . Лучшая точность ИП НДП достигается при таком значении f , когда достигается «компромиссное» соотношение между объёмом и «качеством» выборки N . При $f=1$ результат ИП НДП должен быть наихудшим и более случайным, нежели закономерным, так как кластеризация НДП, как таковая, не

проводится и какие-либо статистические закономерности не учитываются. От $f = 2$ до $f = 6$ объём выборки быстро уменьшается и уже при $f = 4$ становится слишком мал, следовательно должна ухудшаться и точность ИП НДП.

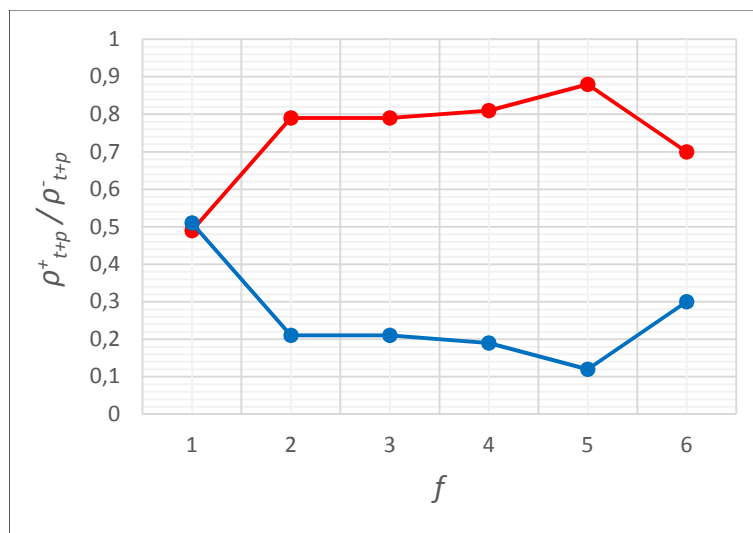


Рис.3.8. Влияние значений параметра f на оценки интервальных вероятностей

ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет)

Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра f (таблица 3.5).

Таблица 3.5

EUR/RUR (тестовый интервал TA1)						
f	1	2	3	4	5	6
L	15	42	41	40	40	37
M	35	8	9	9	10	12
PS	0	0	0	1	0	1
PL	30,0	84,0	82,0	81,6	80,0	75,5
PM	70,0	16,0	18,0	18,4	20,0	24,5
PSS	0,0	0,0	0,0	2,0	0,0	2,0
$Ранг$	1	6	5	4	3	2

На рисунке 3.9 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя R_d .

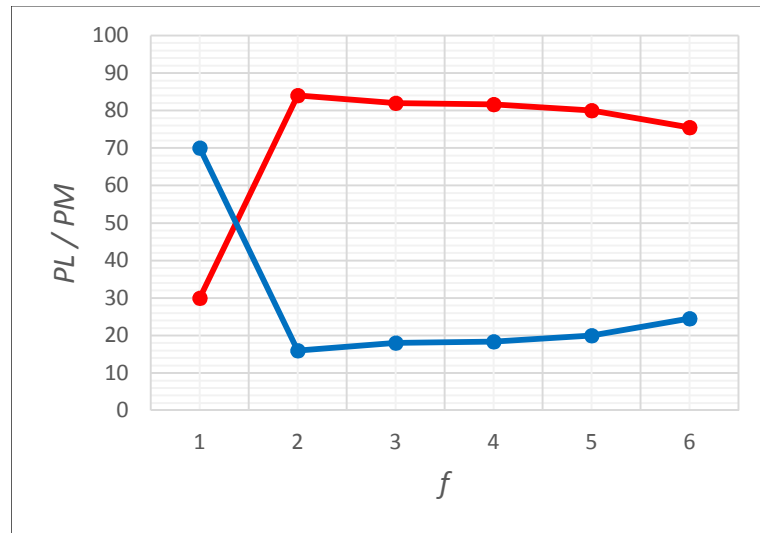


Рис.3.9. Влияние значений параметра f на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

Суммы рангов для значений параметра f приведены в таблице 3.6.

Таблица 3.6

f	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	13	58	57	51	39	28

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.6 приведена на рисунке 3.10.

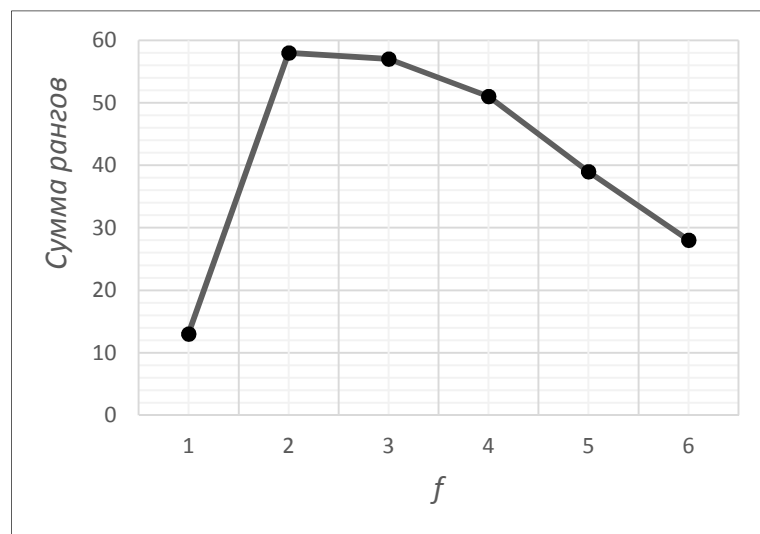


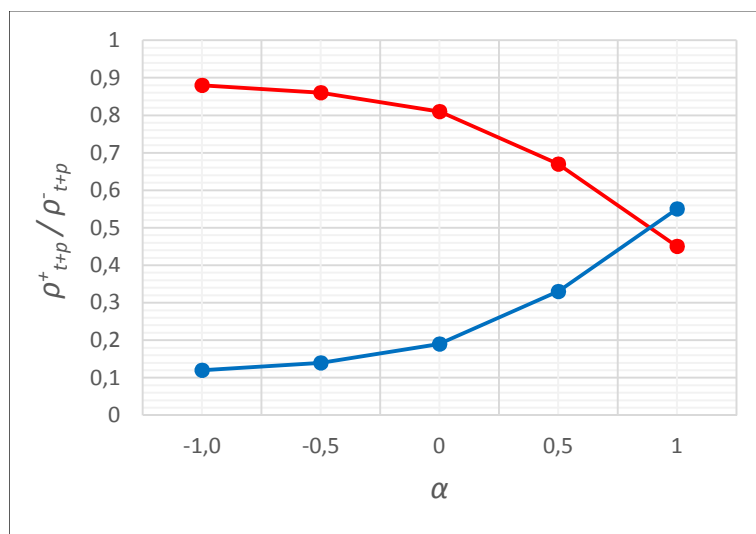
Рис. 3.10. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.6

Согласно полученным результатам, при $f=1$ точность ИП НДП самая низкая (в ряде случаев результаты неприемлемы (3.1)). Лучшая точность ИП НДП наблюдается при $f=2$. С увеличением значения параметра f , наблюдается ухудшение точности ИП НДП. В этом случае рекомендованное значение для $f=2$ (сумма рангов максимальна). Это значение используется далее.

При исследовании влияния параметра α на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($f=2$, $p=1$, $R_d=0,9$) получены результаты (таблица 3.7): во всех случаях с увеличением значения α увеличивается значение величины $(s_t + \Delta)$, при этом оценка интервальной вероятности ρ_{t+p}^+ уменьшается, а ρ_{t+p}^- увеличивается (рисунок 3.11).

Таблица 3.7

USD/RUR («точка» A)					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	34,91	34,94	34,97	35,01	35,04
N	465	465	465	465	465
ρ_{t+p}^+	0,88	0,86	0,81	0,67	0,45
ρ_{t+p}^-	0,12	0,14	0,19	0,33	0,55

Рис.3.11. Влияние значений параметра α на оценки интервальных вероятностей

ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет)

Чем больше заранее установленное значение НДП по отношению к текущему, тем меньше должна быть вероятность того, что будущее значение его превысит. Данные результаты подтверждают, что алгоритм работает корректно.

Вариация значений параметра α не влияет ни на объём выборки N , ни на «качество» этой выборки. Во всех случаях точность ИП НДП должна быть приемлемой. Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра α (таблица 3.8).

Таблица 3.8

USD/RUR (тестовый интервал TB2)					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	84	76	82	78	84
M	16	24	18	22	16
PS	0	0	0	0	0
PL	84,0	76,0	82,0	78,0	84,0
PM	16,0	24,0	18,0	22,0	16,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	4	1	3	2	4

На рисунке 3.12 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя α .

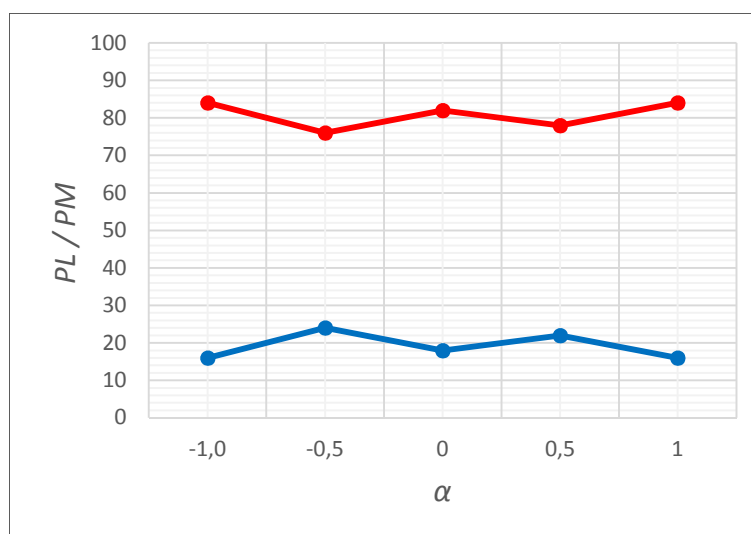


Рис.3.12. Влияние значений параметра α на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

Суммы рангов для параметра α приведены в таблице 3.9.

Таблица 3.9

α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
Сумма рангов	50	39	34	19	27

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.9 приведена на рисунке 3.13.

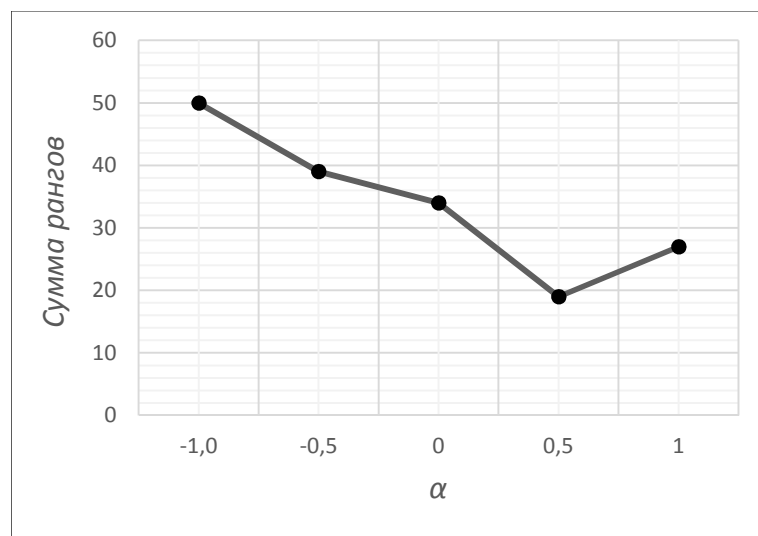


Рис. 3.13. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.9

Согласно полученным результатам тестирования, при отрицательных значениях α точность ИП НДП лучше, чем при положительных (однако явной тенденции не наблюдается) и во всех случаях точность ИП НДП приемлема (3.1). Следовательно рекомендованные значения для α – все значения из выделенного для этого параметра диапазона значений $[-1;1]$. Далее будем использовать $\alpha = 0$.

При исследовании влияния значений параметра p на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($f = 2, \alpha = 0, R_d = 0,9$), получены следующие результаты (таблица 3.10): во всех случаях с увеличением значения p абсолютное значение разности оценок вероятностей $|\rho_{t+p}^+ - \rho_{t+p}^-|$ уменьшается, так как увеличивается доля неопределённости при более отдалённых прогнозах, соответственно точность ИП

НДП должна уменьшаться (рисунок 3.14). Объем выборки подобных кластеров N несколько сокращается с увеличением значения p из-за специфики работы алгоритма.

Таблица 3.10

USD/RUR («точка» A)						
p	1	2	3	4	5	6
$s_i + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	465	464	464	462	461	461
ρ_{t+p}^+	0,81	0,78	0,74	0,73	0,68	0,67
ρ_{t+p}^-	0,19	0,22	0,26	0,27	0,32	0,33

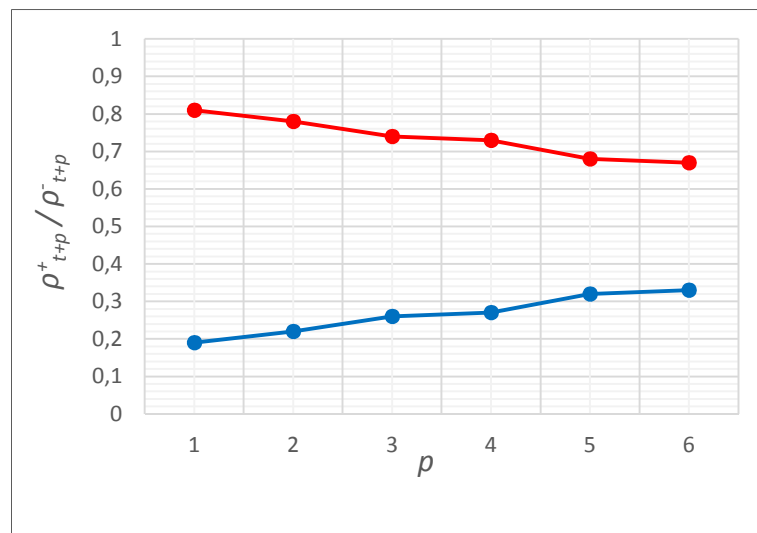


Рис.3.14. Влияние значений параметра α на оценки интервальных вероятностей

ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет)

Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра p (таблица 3.11).

Таблица 3.11

EUR/RUR (тестовый интервал TC2)						
p	1	2	3	4	5	6
L	83	75	67	65	58	52
M	17	25	33	35	42	48
PS	0	0	0	0	0	0
PL	83,0	75,0	67,0	65,0	58,0	52,0
PM	17,0	25,0	33,0	35,0	42,0	48,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	6	5	4	3	2	1

На рисунке 3.15 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя p .

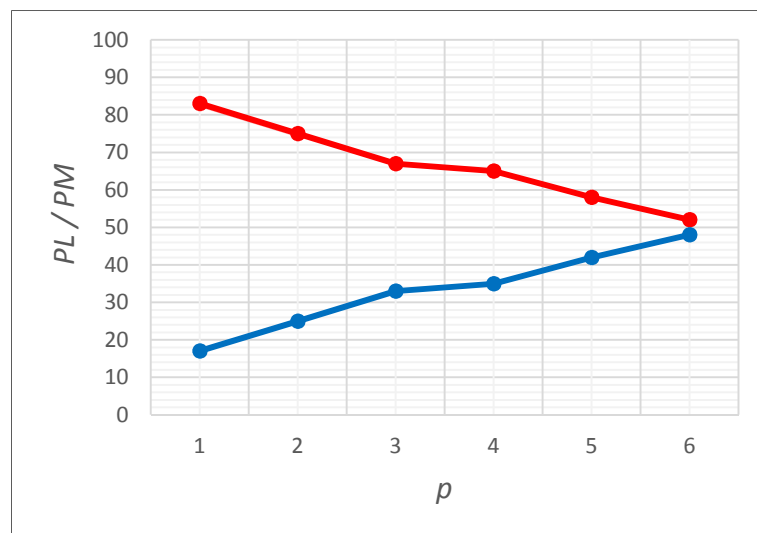


Рис.3.15. Влияние значений параметра p на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

Суммы рангов для параметра p приведены в таблице 3.12.

Таблица 3.12

p	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	68	55	46	35	22	12

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.12 приведена на рисунке 3.16.

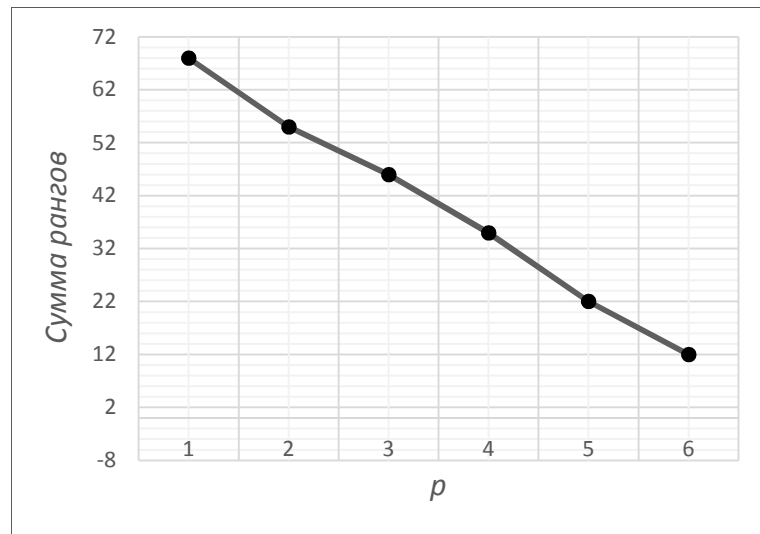


Рис. 3.16. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.12

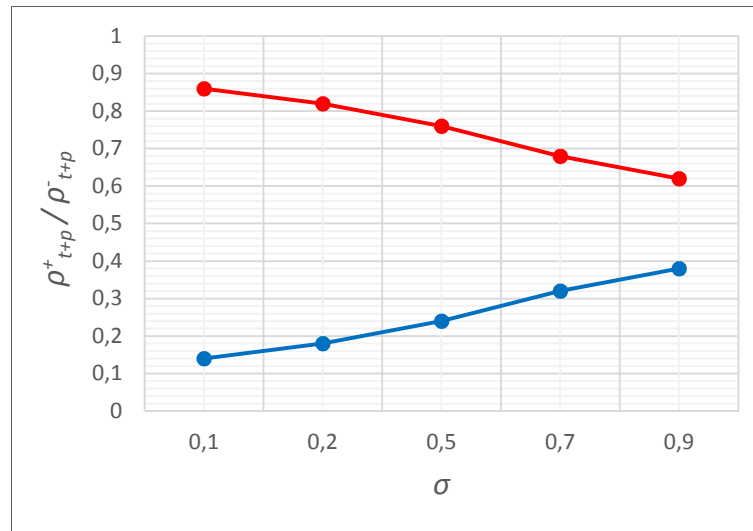
Согласно полученным результатам тестирования, с увеличением значения параметра p , действительно наблюдается тенденция по ухудшению точности ИП НДП. При этом в нескольких случаях точность ИП НДП при $p=5,6$ получилась неприемлемой. Следовательно рекомендованные значения для $p=1,2,3,4$.

3.3. Исследование влияния значений параметров алгоритма на основе вероятностной нейронной сети на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

При исследовании влияния значений параметра σ на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($\alpha=0$, $p=1$, $f=3$), получены следующие результаты (таблица 3.13): во всех случаях с увеличением значения σ , абсолютное значение разности оценок вероятностей $|\rho_{t+p}^+ - \rho_{t+p}^-|$ уменьшается (рисунок 3.17), где N – объём выборки обучающих кластеров. Значения параметра σ не влияют на объём выборки обучающих кластеров N .

Таблица 3.13

USD/RUR (точка «В»)					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68
N	959	959	959	959	959
ρ_{t+p}^+	0,86	0,82	0,76	0,68	0,62
ρ_{t+p}^-	0,14	0,18	0,24	0,32	0,38

Рис.3.17. Влияние значений параметра σ на оценки интервальных вероятностей

ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет)

Учитывая специфику расчета значений активационных функций первого скрытого слоя ВНС (2.26), с увеличением значения σ оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- должны быть менее точными, а значит должна улучшаться и точность ИП НДП. Косвенно об этом свидетельствуют полученные в таблице результаты. Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра σ (таблица 3.14).

Таблица 3.14

EUR/RUR (тестовый интервал TA1)					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	42	41	40	40	40
M	8	9	10	10	10
PS	0	0	0	0	0
PL	84,0	82,0	80,0	80,0	80,0
PM	16,0	18,0	20,0	20,0	20,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	1	1	1

На рисунке 3.18 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя σ .

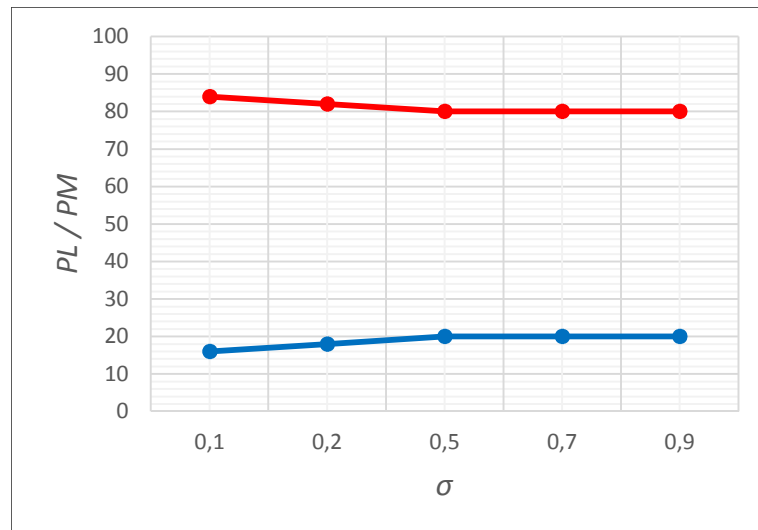


Рис.3.18. Влияние значений параметра σ на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

Суммы рангов для значений параметра σ приведены в таблице 3.15.

Таблица 3.15

σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
Сумма рангов	25	17	17	16	16

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.15 приведена на рисунке 3.19.

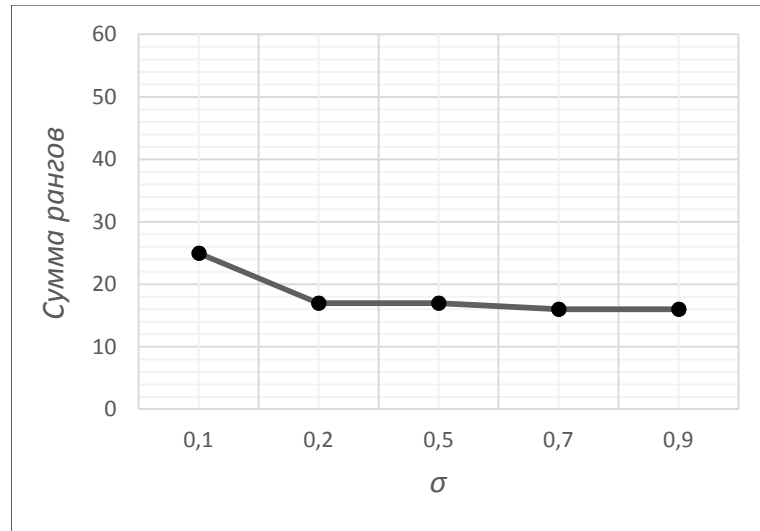


Рис.3.19. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.15

Согласно полученным результатам тестирования, с увеличением значения параметра σ действительно наблюдается тенденция по ухудшению точности ИП НДП. В этом случае рекомендованное значение для $\sigma = 0,1$ (сумма рангов максимальна). Это значение используется далее.

При изучении влияния значений параметра f на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($\alpha=0$, $p=1$, $\sigma=0,1$), получены следующие результаты (таблица 3.16): с увеличением значения f абсолютное значение разности оценок вероятностей $|\rho_{t+p}^+ - \rho_{t+p}^-|$ может как увеличиваться, так и уменьшаться, как и точность оценок вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- (рисунок 3.20). Незначительное уменьшение объёма выборки обучающих кластеров N с увеличением значения f объясняется спецификой работы алгоритма при формировании обучающего множества кластеров.

Таблица 3.16

USD/RUR (точка «С»)						
f	1	2	3	4	5	6
$s_i + \Delta$	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05
N	1061	1060	1059	1058	1057	1056
ρ_{t+p}^+	0,50	0,77	0,83	0,88	0,66	0,83
ρ_{t+p}^-	0,50	0,23	0,17	0,12	0,34	0,17

При $f = 1$ результат ИП НДП должен быть наихудшим и более случайным, нежели закономерным, так как кластеризация НДП, как таковая, не проводится и какие-либо статистические закономерности не учитываются. В случае $f > 1$ предположить заранее, при каком значении f достигается наилучшая точность ИП НДП трудно в силу «нелинейности» работы ВНС, то есть это значение необходимо определить экспериментально.

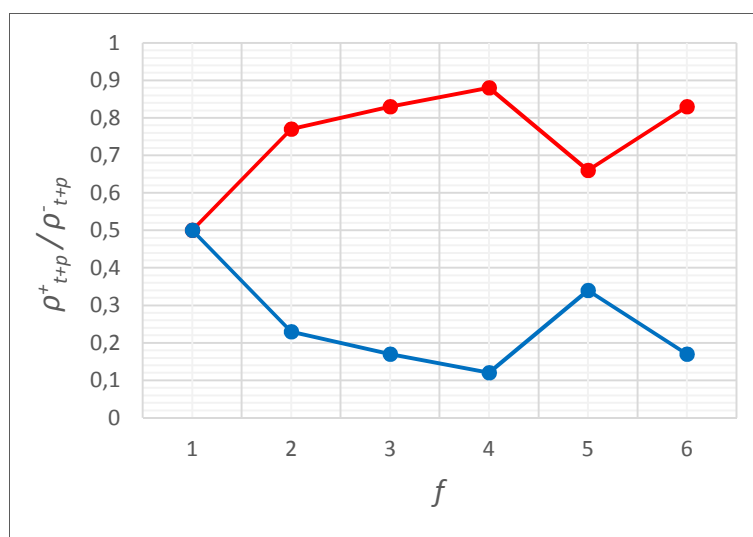


Рис. 3.20. Влияние значений параметра f на оценки интервальных вероятностей

ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет)

Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра f (таблица 3.17).

Таблица 3.17

EUR/RUR (тестовый интервал TA2)						
f	1	2	3	4	5	6
L	43	78	81	80	77	76
M	14	22	19	20	23	24
PS	43	0	0	0	0	0
PL	75,4	78,0	81,0	80,0	77,0	76,0
PM	24,6	22,0	19,0	20,0	23,0	24,0
PSS	43,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	4	6	5	3	2

На рисунке 3.21 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя f .

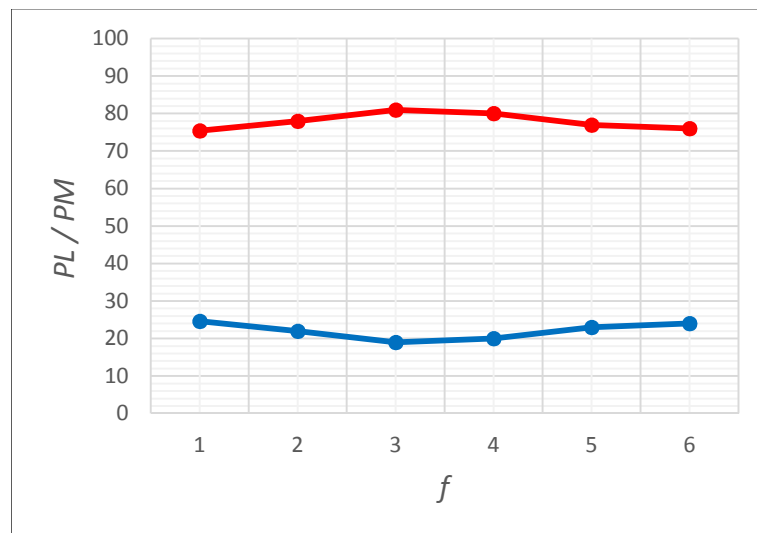


Рис.3.21. Влияние значений параметра f на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

Суммы рангов для значений параметра f приведены в таблице 3.18.

Таблица 3.18

f	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	13	43	47	40	35	36

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.18 приведена на рисунке 3.22.

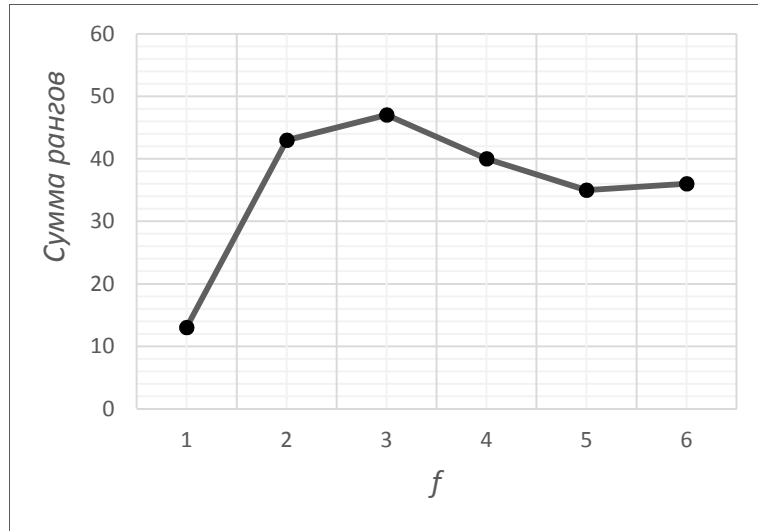


Рис.3.22. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.18

Согласно полученным результатам тестирования, при $f=1$ точность ИП НДП самая низкая (в ряде случаев получены неприемлемые (3.1) результаты). Лучшая точность ИП НДП наблюдается при $f=3$. В этом случае рекомендованное значение для $f=3$ (сумма рангов максимальна), Это значение используется далее.

При исследовании влияния параметра α на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($f=3$, $p=1$, $\sigma=0,1$), получены следующие результаты (таблица 3.19): во всех случаях с увеличением значения α увеличивается значение величины $(s_t + \Delta)$, при этом оценка интервальной вероятности ρ_{t+p}^+ того, что будущее значение s_{t+p} превысит величину $(s_t + \Delta)$, уменьшается, а ρ_{t+p}^- соответственно увеличивается (рисунок 3.23). Значения параметра α не влияют на объём выборки обучающих кластеров N .

Таблица 3.19

USD/RUR (точка «А»)					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	34,91	34,94	34,97	35,01	35,04
N	859	859	859	859	859
ρ_{t+p}^+	0,95	0,89	0,87	0,82	0,78
ρ_{t+p}^-	0,05	0,11	0,13	0,18	0,22

Как и в случае алгоритма ИП НДП на основе АВСКМ такой результат вполне логичен и легко объясним. Чем больше заранее установленное значение НДП по отношению к текущему, тем меньше должна быть вероятность того, что будущее значение превысит его. И наоборот, чем меньше заранее установленное значение НДП по отношению к текущему, тем больше должна быть вероятность того, что будущее значение превысит его. Эти результаты свидетельствуют о том, что данный алгоритм работает корректно. Во всех случаях точность ИП НДП должна получаться приемлемой.

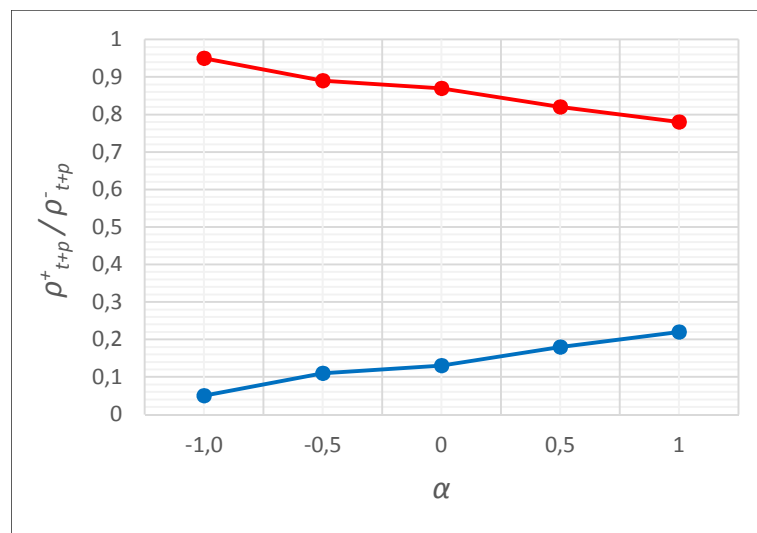


Рис.3.23. Влияние параметра α на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет).

Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра α (таблица 3.20)

Таблица 3.20

EUR/RUR (тестовый интервал TB1)					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	44	43	44	43	40
M	6	7	6	7	10
PS	0	0	0	0	0
PL	88,0	86,0	88,0	86,0	80,0
PM	12,0	14,0	12,0	14,0	20,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	3	2	1

На рисунке 3.24 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя α .

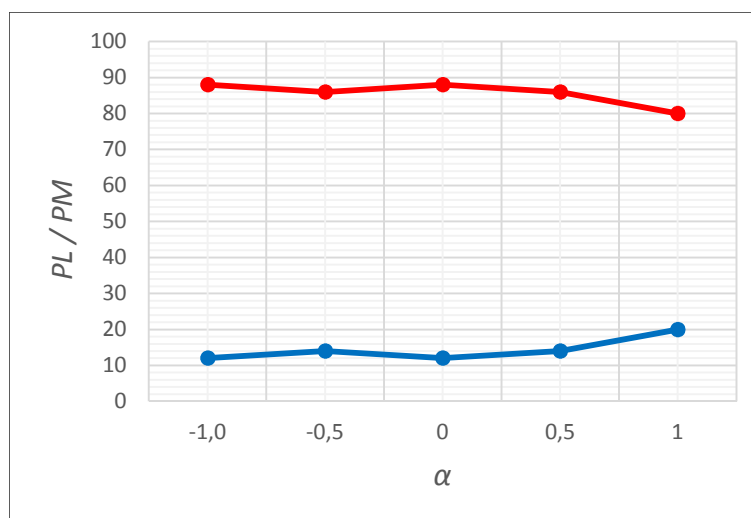


Рис.3.24. Влияние значений параметра α на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

Суммы рангов для параметра α приведены в таблице 3.21.

Таблица 3.21

α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
Сумма рангов	34	40	41	26	16

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.21 приведена на рисунке 3.25.

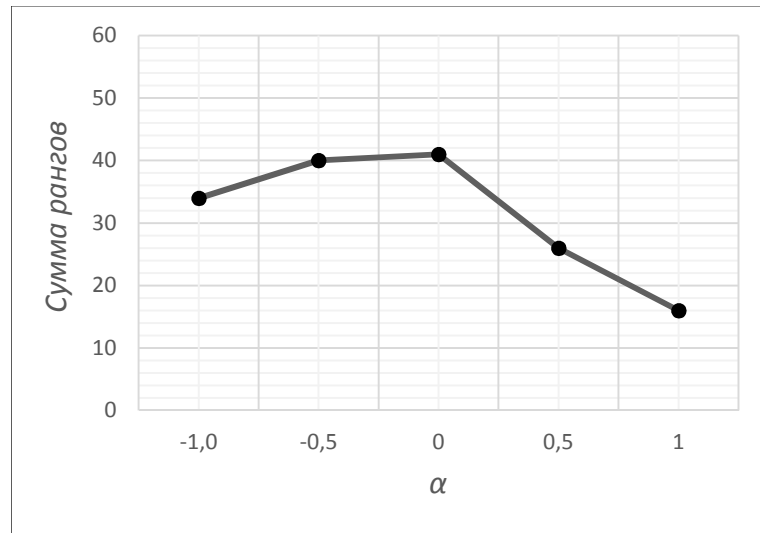


Рис. 3.25. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.21

Согласно полученным результатам тестирования, при отрицательных значениях α точность ИП НДП лучше, чем при положительных (однако явной тенденции не прослеживается) и во всех случаях точность ИП НДП приемлема (3.1). Следовательно рекомендованные значения для α – все значения из выделенного для этого параметра диапазона значений $[-1;1]$. Далее будем использовать $\alpha = 0$.

При исследовании влияния значений параметра p на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- ($f=3$, $\alpha=0$, $\sigma=0,1$), получены следующие результаты (таблица 3.22): во всех случаях с увеличением значения p абсолютное значение разности оценок вероятностей $|\rho_{t+p}^+ - \rho_{t+p}^-|$ уменьшается, так как увеличивается доля неопределённости при более отдалённых прогнозах, соответственно точность ИП НДП должна уменьшаться (рисунок 3.26). Незначительное уменьшение объёма выборки обучающих кластеров N с увеличением значения p объясняется спецификой работы алгоритма при формировании обучающего множества кластеров.

Таблица 3.22

USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	859	858	857	856	855	854
ρ_{t+p}^+	0,87	0,86	0,82	0,78	0,70	0,69
ρ_{t+p}^-	0,13	0,14	0,18	0,22	0,30	0,31

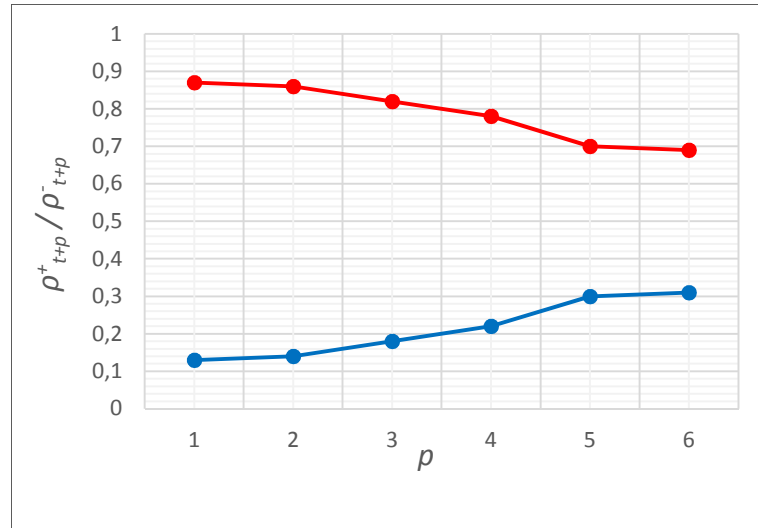


Рис.3.26. Влияние параметра α на оценки интервальных вероятностей ρ_{t+p}^+ (красный цвет) и ρ_{t+p}^- (синий цвет).

Подтвердим это результатами тестирования и выработаем рекомендации по выбору значений параметра p (таблица 3.23).

Таблица 3.23

EUR/RUR (тестовый интервал B1)						
p	1	2	3	4	5	6
L	44	42	42	41	38	36
M	6	8	8	9	12	14
PS	0	0	0	0	0	0
PL	88,0	84,0	84,0	82,0	76,0	72,0
PM	12,0	16,0	16,0	18,0	24,0	28,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	4	3	2	1

На рисунке 3.27 приведена иллюстрация изменений в значениях показателей PL и PM в зависимости от значения показателя p .

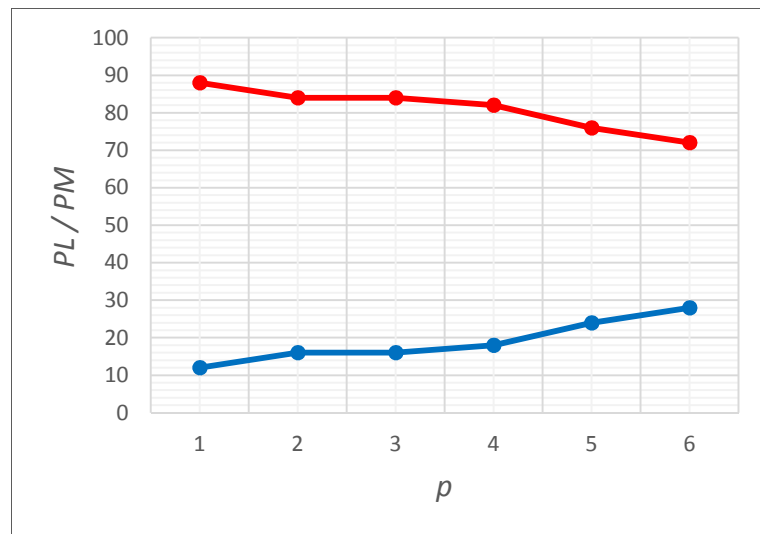


Рис.3.27. Влияние значений параметра p на значения показателей PL (красный цвет) и PM (синий цвет)

Суммы рангов для параметра p приведены в таблице 3.24.

Таблица 3.24

p	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	61	50	42	37	23	12

Графическая интерпретация результатов таблицы 3.24 приведена на рисунке 3.28.

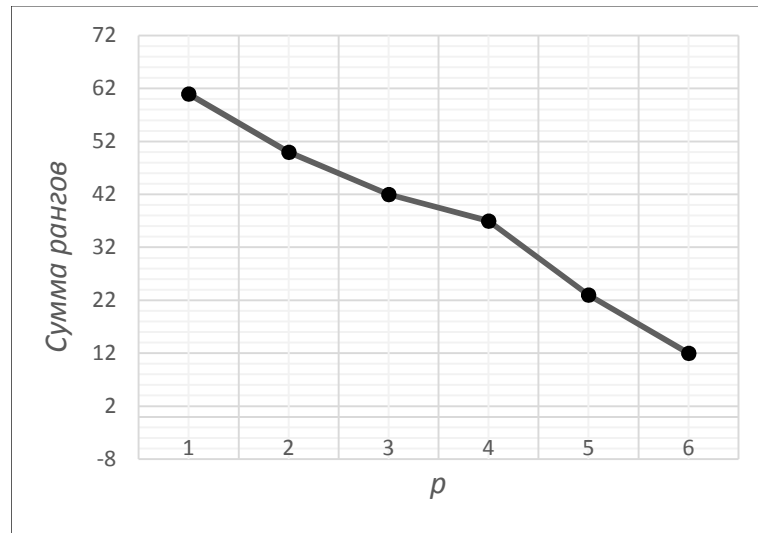


Рис.3.28. Графическая интерпретация результатов таблицы 3.24

Согласно полученным результатам тестирования, с увеличением значения параметра p , действительно наблюдается тенденция по ухудшению точности ИП НДП. При этом в нескольких случаях точность ИП НДП при $p=5,6$ получилась неприемлемой. Следовательно рекомендованные значения для $p=1,2,3,4$.

3.4. Сравнение точности интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей на основе разработанных алгоритмов

Напомним, что согласно полученным результатам в рамках первого этапа исследования были выработаны следующие рекомендации по выбору значений параметров разработанных алгоритмов ИП НДП:

- 1) Для алгоритма на основе АВСКМ $f = 2$, $R_d = 0,9$, $\alpha \in [-1;1]$, $p = 1,2,3,4$;
- 2) Для алгоритма на основе ВНС $f = 3$, $\sigma = 0,1$, $\alpha \in [-1;1]$, $p = 1,2,3,4$.

Прежде всего проведем сравнение точности разработанных алгоритмов ИП НДП для распространённого на практике случая, когда требуется получить прогноз о том, превысит ли очередное (будущее) значение НДП текущее или нет, то есть при $\alpha = 0$, $p = 1$.

В таблицах 3.25 и 3.26 приведены результаты тестирования алгоритмов ИП НДП на основе шести НДП второго типа (подробно описаны в параграфе 2.4 второй главы): MS1, MS2, MP1, MP2, POR1, POR2.

Таблица 3.25

Алгоритм на основе АВСКМ						
НДП	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
Номер НДП	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	205	227	184	190	180	191
<i>M</i>	95	72	116	109	120	109
<i>PS</i>	0	0	0	1	0	0
<i>PL</i>	68,3	75,9	61,3	63,5	60,0	63,7
<i>PM</i>	31,7	24,1	38,7	36,5	40,0	36,3
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0

Таблица 3.26

Алгоритм на основе ВНС						
НДП	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
Номер НДП	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	193	201	201	202	218	212
<i>M</i>	107	99	99	98	82	88
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	64,3	67,0	67,0	67,3	72,7	70,7
<i>PM</i>	35,7	33,0	33,0	32,7	27,3	29,3
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

На рисунке 3.29 представлен график сравнения точности ИП НДП (показатель *PL*) алгоритма на основе АВСКМ и алгоритма на основе ВНС.

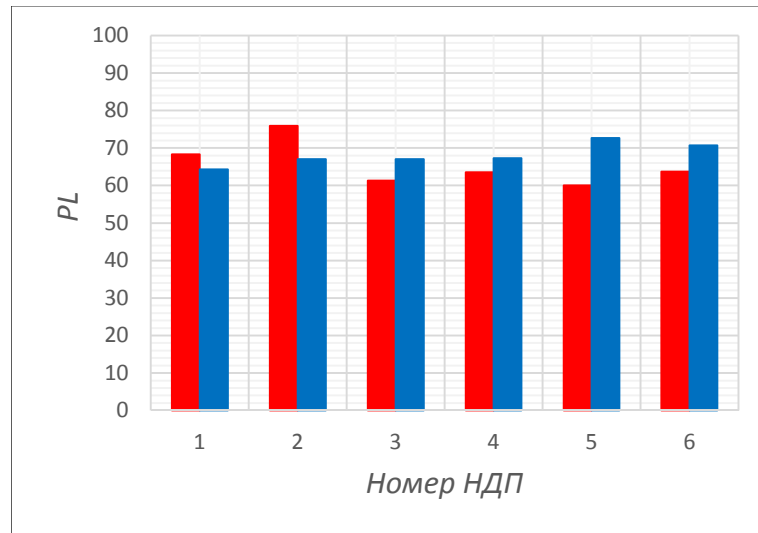


Рис. 3.29. Сравнение точности ИП НДП алгоритма на основе АВСКМ (красный цвет) и алгоритма на основе ВНС (синий цвет) при $\alpha=0$, $p=1$

Как следует из полученных данных, в 4 из 6 случаев алгоритм ИП НДП на основе ВНС продемонстрировал лучшую точность ИП НДП, в отличие от алгоритма ИП НДП на основе АВСКМ, где только в 2 из 6 случаев точность была выше.

Теперь проведем сравнение точности ИП НДП данных алгоритмов при $\alpha=1$, $p=1$ и за тем при $\alpha=-1$, $p=1$.

В таблицах 3.27 и 3.28 приведены результаты тестирования алгоритмов ИП НДП при $\alpha=1$, $p=1$.

Таблица 3.27

Алгоритм на основе АВСКМ						
НДП	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
Номер НДП	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	246	270	249	248	242	245
<i>M</i>	54	30	51	52	58	55
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	82,0	90,0	83,0	82,7	80,7	81,7
<i>PM</i>	18,0	10,0	17,0	17,3	19,3	18,3
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Таблица 3.28

Алгоритм на основе ВНС						
<i>НДП</i>	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
<i>Номер НДП</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	193	204	224	208	194	192
<i>M</i>	107	96	76	92	106	108
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	64,3	68,0	74,7	69,3	64,7	64,0
<i>PM</i>	35,7	32,0	25,3	30,7	35,3	36,0
<i>PSS</i>	0	0	0	0	0	0

На рисунке 3.30 представлен график сравнения точности ИП НДП (показатель *PL*) алгоритма на основе АВСКМ и алгоритма на основе ВНС.

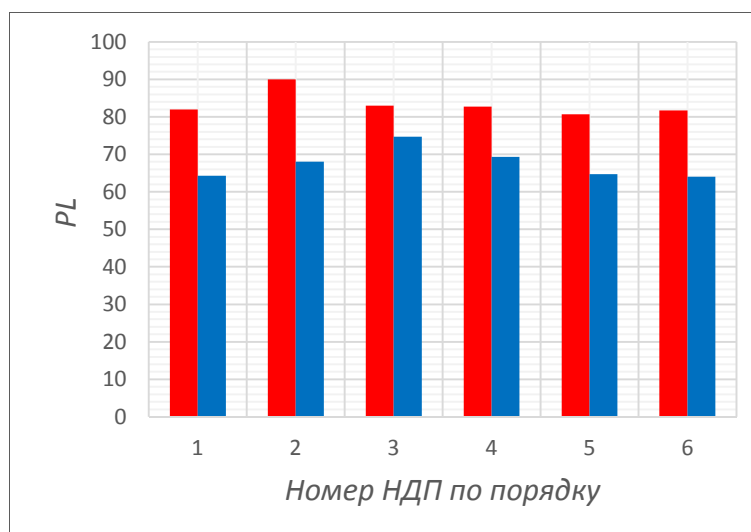


Рис. 3.30. Сравнение точности ИП НДП алгоритма на основе АВСКМ (красный цвет) и алгоритма на основе ВНС (синий цвет) при $\alpha=1$, $p=1$

Как следует из полученных данных, во всех случаях алгоритм ИП НДП на основе АВСКМ продемонстрировал лучшую точность ИП НДП, в отличие от алгоритма ИП НДП на основе ВНС.

В таблицах 3.29 и 3.30 приведены результаты тестирования алгоритмов ИП НДП при $\alpha=-1$, $p=1$.

Таблица 3.29

Алгоритм на основе АВСКМ						
НДП	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
Номер НДП	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	283	255	254	255	265	248
<i>M</i>	17	45	46	45	35	52
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	94,3	85,0	84,7	85,0	88,3	82,7
<i>PM</i>	5,7	15,0	15,3	15,0	11,7	17,3
<i>PSS</i>	0	0	0	0	0	0

Таблица 3.30

Алгоритм на основе ВНС						
НДП	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
Номер НДП	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	202	218	202	187	214	224
<i>M</i>	98	82	98	113	86	76
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	67,3	72,7	67,3	62,3	71,3	74,7
<i>PM</i>	32,7	27,3	32,7	37,7	28,7	25,3
<i>PSS</i>	0	0	0	0	0	0

На рисунке 3.31 представлен график сравнения точности ИП НДП (показатель *PL*) алгоритма на основе АВСКМ и алгоритма на основе ВНС.

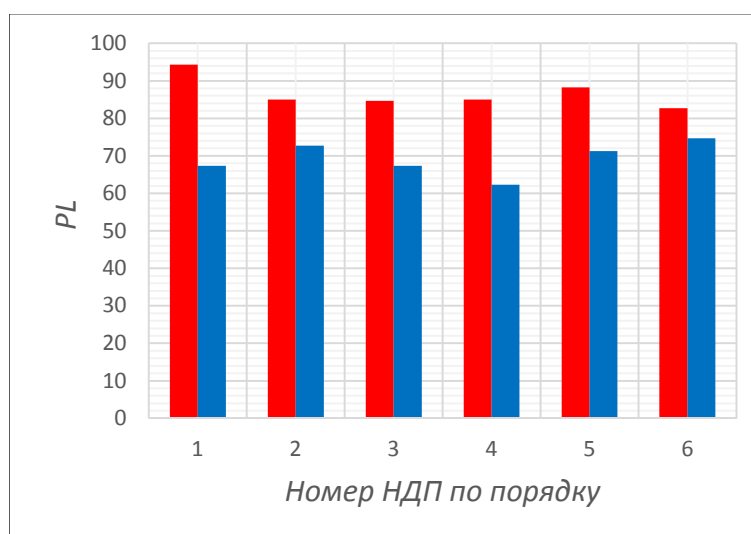


Рис. 3.31. Сравнение точности ИП НДП алгоритма на основе АВСКМ (красный цвет) и алгоритма на основе ВНС (синий цвет) при $\alpha = -1$, $p = 1$

Как следует из полученных данных, во всех случаях алгоритм ИП НДП на основе АВСКМ продемонстрировал лучшую точность ИП НДП, в отличие от алгоритма ИП НДП на основе ВНС.

Таким образом, при ситуации, когда требуется получить прогноз о том, превысит ли очередное (будущее) значение НДП текущее или нет, то есть при $\alpha = 0$, $p=1$, целесообразно применять алгоритм ИП НДП на основе ВНС, так как точность его работы сравнительно выше. При увеличении (уменьшении) значения показателя α и увеличении (уменьшении) значения величины $(s_t + \Delta)$ алгоритм ИП НДП на основе АВСКМ демонстрирует лучшую точность, нежели алгоритм на основе ВНС. В этом случае для ИП НДП целесообразно применять алгоритм на основе АВСКМ.

Сравним точность ИП НДП на основе разработанных алгоритмов при $\alpha = 0$, и большем времени упреждения $p=3$ (когда прогноз более отдален).

В таблицах 3.31 и 3.32 приведены результаты тестирования алгоритмов ИП НДП при $\alpha = 0$, $p=3$.

Таблица 3.31

Алгоритм на основе АВСКМ						
НДП	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
Номер НДП	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	180	206	187	190	198	192
<i>M</i>	120	92	113	110	102	108
<i>PS</i>	0	2	0	0	0	0
<i>PL</i>	60,0	69,1	62,3	63,3	66,0	64,0
<i>PM</i>	40,0	30,9	37,7	36,7	34,0	36,0
<i>PSS</i>	0,0	0,7	0,0	0,0	0,0	0,0

Таблица 3.32

Алгоритм на основе ВНС						
<i>НДП</i>	MS1	MS2	MP1	MP2	POR1	POR2
<i>Номер НДП</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	183	195	198	194	226	223
<i>M</i>	117	105	102	106	74	77
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	61,0	65,0	66,0	64,7	75,3	74,3
<i>PM</i>	39,0	35,0	34,0	35,3	24,7	25,7
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

На рисунке 3.32 представлен график сравнения точности ИП НДП (показатель *PL*) алгоритма на основе АВСКМ и алгоритма на основе ВНС.

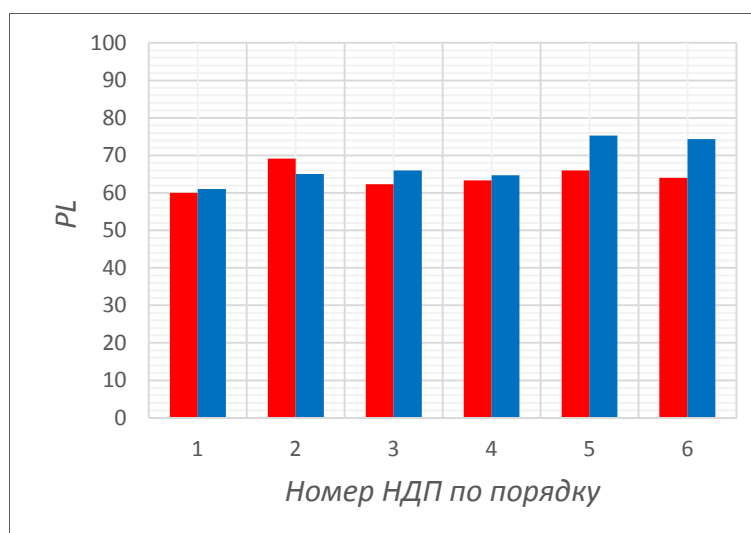


Рис. 3.32. Сравнение точности ИП НДП алгоритма на основе АВСКМ (красный цвет) и алгоритма на основе ВНС (синий цвет) при $\alpha = 0$, $p = 3$

Как следует из полученных данных, в 5 из 6 случаев при более отдалённом прогнозе алгоритм ИП НДП на основе ВНС продемонстрировал лучшую точность ИП НДП, в отличие от алгоритма ИП НДП на основе АВСКМ, где в 1 из 6 случаев точность была выше.

Таким образом, при $\alpha = 0$ и каком-либо выбранном значении времени упреждения из рекомендованных, точность алгоритма ИП НДП на основе ВНС

выше. Однако, при значениях $\alpha \neq 0$ предпочтение следует отдать алгоритму на основе АВСКМ, как более точному в данном случае.

В заключение данного этапа исследования сравним время работы данных алгоритмов.

В таблице 3.33 приведено время, затрачиваемое на осуществление ИП НДП каждым из алгоритмов на основе выборок НДП различного объёма.

Таблица 3.33

Объём выборки НДП	Затраченное время t на ИП НДП алгоритмом на основе АВСКМ (сек.)	Затраченное время на ИП НДП алгоритмом на основе ВНС (сек.)
1000	0,68	1,27
1500	0,94	2,06
2000	1,18	3,03
2500	1,43	4,10
3000	1,68	5,54
3500	2,01	6,90
4000	2,12	8,55
4500	2,39	10,54
5000	2,60	12,56

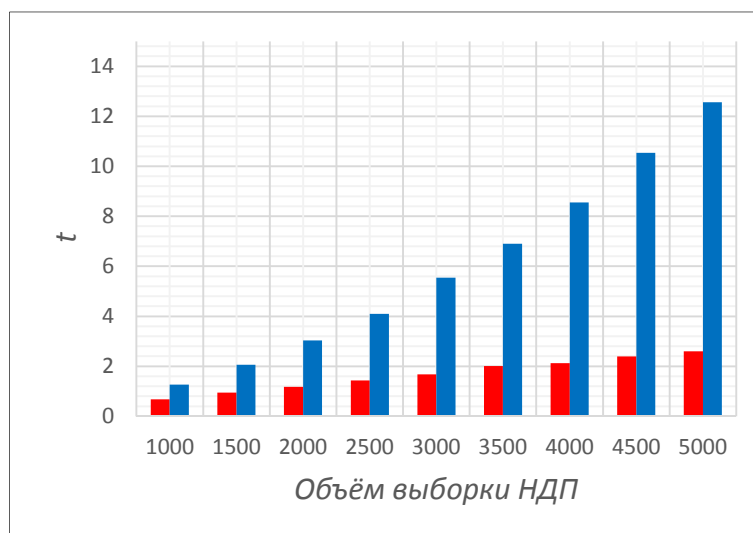


Рис. 3.33. Зависимость затрачиваемого времени на ИП НДП для алгоритма на основе АВСКМ (красный цвет) и алгоритма на основе ВНС (синий цвет) от объёма выборки

На рисунке 3.33 представлены результаты таблицы 3.33.

Из представленных данных видно, что алгоритм на основе АВСКМ имеет значительное преимущество во времени, затрачиваемом на ИП НДП, в отличие от алгоритма на основе ВНС.

В таблице 3.34 приведено время, затрачиваемое на осуществление тестирования алгоритмов ИП НДП на тестовых интервалах с различным количеством значений НДП.

Таблица 3.34

Тестовый интервал (знач.)	Затраченное время t на тестирование алгоритмом на основе АВСКМ (сек.)	Затраченное время на тестирование алгоритмом на основе ВНС (сек.)
25	2	47
50	4	93
100	8	189
200	16	357
300	23	505
350	26	560

На рисунке 3.34 представлены результаты таблицы 3.34.

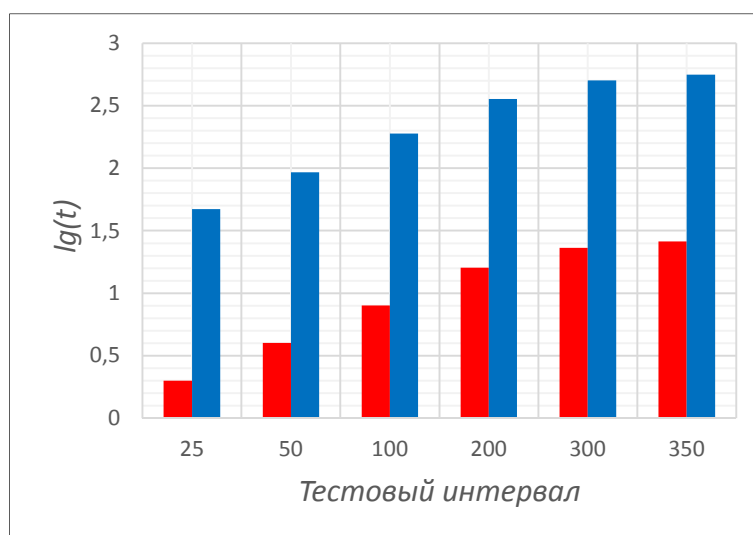


Рис. 3.33. График затрачиваемого времени (в логарифмическом масштабе) на тестирование для алгоритма на основе АВСКМ (красный цвет) и алгоритма на основе ВНС (синий цвет) в зависимости от количества значений в тестовом интервале

Из представленных данных видно, что алгоритм на основе АВСКМ имеет значительное преимущество во времени, затрачиваемом на тестирование в отличие от алгоритма на основе ВНС.

Таким образом, решая практическую задачу по прогнозированию НДП, когда времени на прогнозирование посредством алгоритма на основе ВНС или времени на тестирование алгоритма ИП НДП на основе ВНС может не быть, когда необходима оперативность в принимаемых решениях, целесообразно использовать алгоритм на основе АВСКМ.

3.5. Выводы по главе 3

1) Предложена технология комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.

2) Выполнено тестирование разработанных алгоритмов интервального прогнозирования с использованием валютных курсов, сглаженных простым скользящим средним, и выработаны рекомендации по выбору значений параметров данных алгоритмов.

3) Проведена апробация созданного программного комплекса «Интервальное прогнозирование нестационарных динамических показателей» с использованием еженедельных цен на продукты питания в городе Иркутске, объём выборки которых был увеличен с помощью разработанного алгоритма псевдослучайного увеличения объёма выборки нестационарных динамических показателей на основе компьютерного моделирования.

4) Проведено сравнение точности интервального прогнозирования и времени работы разработанных алгоритмов при рекомендованных значениях параметров: при значении параметра $\alpha = 0$ лучшую точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей демонстрирует алгоритм на основе вероятностной нейронной модели, а при $\alpha \neq 0$ алгоритм на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели, при этом данный алгоритм

обладает несомненным преимуществом в скорости своей работы перед алгоритмом на основе вероятностной нейронной модели.

Заключение

В соответствие с целью и задачами диссертационного исследования:

1. Разработана постановка задачи комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей с использованием кластерных и вероятностных нейронных моделей;

2. Предложено усовершенствованное алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели с использованием численных методов проверки подобия кластеров на основе коэффициента «линейного сопряжения» и алгоритма оценки «интервальных» вероятностей;

3. Создано алгоритмическое обеспечение интервального прогнозирования на основе вероятностной нейронной модели с использованием усовершенствованного алгоритма обучения и модифицированной функции классификации;

4. Обоснована необходимость и разработан вычислительный алгоритм псевдослучайного увеличения объема выборки нестационарных динамических показателей на основе компьютерного моделирования с использованием генератора «Вихрь Мерсенна».

5. Создано программное обеспечение интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей – программный комплекс «Интервальное прогнозирование нестационарных динамических показателей», основанное на разработанном алгоритмическом обеспечении адаптивной вероятностно-статистической кластерной и вероятностной нейронной моделях. Получено два свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

6. Предложена технология комплексного исследования интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей в качестве которых были использованы показатели двух типов: а) валютные курсы, сглаженные простым скользящим средним (полученные через открытые источники Интернет);

б) еженедельные цены на сливочное масло, пшеничную муку (получены в территориальном органе Федеральной службы государственной статистики по Иркутской области) и ежемесячные объёмы выданных поручительств (получены в «Иркутском областном гарантийном фонде» поддержки субъектов малого и среднего предпринимательства) в городе Иркутске, объём выборки которых был увеличен с помощью разработанного алгоритма псевдослучайного увеличения объёма выборки нестационарных динамических показателей на основе компьютерного моделирования», выработаны рекомендации по выбору значений параметров разработанных алгоритмов для прогнозирования НДП.

7. Проведена апробация созданного программного комплекса «Интервальное прогнозирование нестационарных динамических показателей». Программный комплекс используется при осуществлении и планировании финансово-экономической деятельности как государственными, так и коммерческими организациями. Апробация подтвердила его работоспособность и практическую значимость. Получены акты внедрения результатов диссертационного исследования в ООО «Сибпрофкосметик» и в «Иркутском областном гарантийном фонде» поддержки субъектов малого и среднего предпринимательства, а также получена справка о внедрении результатов диссертационного исследования в территориальном органе Федеральной службы государственной статистики по Иркутской области.

Список сокращений и условных обозначений

АВСКМ	– адаптивная вероятностно-статистическая кластерная модель
ВНС	– вероятностная нейронная сеть
ГПСЧ	– генератор псевдослучайных чисел
ДП	– динамический показатель
ИП НДП	– интервальное прогнозирование нестационарных динамических показателей
ИПО	– интегральный показатель ошибки прогнозирования
МП	– модель прогнозирования
НДП	– нестационарный динамический показатель
ПП	– программный продукт

Список литературы

1. Алексеев, В.И. Анализ и прогнозирование циклических временных рядов с использованием вейвлетов и нейросетевых нечетких правил вывода / В.И. Алексеев // Вестник Югорского государственного университета. – 2013. – № 3 (30). – С. 3-10.
2. Андерсон, Т. Статистический анализ временных рядов / Т. Андерсон. – М.: Мир, 1976. – 757 с.
3. Балаш, В.А. Бутстреп-процедуры оценки величины финансового риска / В.А. Балаш // Математическое моделирование в управлении рисками. – 2012. – С. 9-11.
4. Бараш, Л.Ю. Генерация случайных чисел и параллельных потоков случайных чисел для расчетов Монте-карло / Л.Ю. Бараш, Л.Н. Щур // Моделирование и анализ информационных систем. – 2012. – Т. 19. – № 2. – С. 145-162.
5. Безбородов, П.Н. Применение современных пакетов статистических программ в проведении животноводческих исследований: кризис или прогресс? / П.Н. Безбородов // Научное обеспечение агропромышленного производства. – 2010. – С. 44-48.
6. Бокс, Дж., Дженкинс, Г.М. Анализ временных рядов, прогноз и управление / Дж. Бокс, Г.М. Дженкинс – М.: Мир, 1974. 406 с.
7. Васильев, Д.А., Прогнозирование активных нагрузок промышленных предприятий на основе кластеризации данных / Д.А. Васильев, Иващенко В.А. // Вестник СГТУ. – 2009. – №4. – С. 96-98.
8. Герловина, В.М. О предельном поведении последовательностей, порожденных параллельными линейными конгруэнтными генераторами / В.М. Герловина // Вестник Санкт-Петербургского университета. – 2007. – № 4. – С. 118-122.
9. Глухов, В.В. Бутстреп-процедуры определения точностных характеристик / В.В. Глухов, Д.В. Ануфриев // Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации. – 2005. – № 89. – С. 30-35.
10. Гуда, С.А. Прогнозирование пробок на улицах по известным данным о скорости автомобилей / С.А. Гуда, Д.С. Рябов // IV Российская летняя школа по информационному поиску: Труды четвертой российской конференции молодых ученых по информационному поиску. – 2010. – С. 52–63.
11. Гулаков, К.В. Выбор архитектуры нейронной сети для решения задач аппроксимации и регрессионного анализа экспериментальных данных / К.В. Гулаков // Вестник Брянского государственного университета. – 2013. – №2(38). – С.95-105

12. Дегтярёв, К. Прогнозирование валютных котировок с использованием модифицированного стационарного метода, основанного на нечетких временных рядах [Электронный ресурс] / К. Дегтярёв // Институт Экспертизы Академии Технологических наук РФ. – 2011. – Режим доступа: <http://www.exponenta.ru/educat/news/degtyarev/paper2.pdf>.
13. Егошин, А.В. Прогнозирование временного ряда на основе модифицированного метода ближайших соседей / А.В. Егошин // Вестник Волжского университета им. В.Н. Татищева. – 2009. – № 12. – С. 110-116.
14. Журавлева, Л.В. О проблеме прогнозирования временных рядов в экономике / Л.В. Журавлева // Актуальные вопросы экономических наук. – 2010. – № 14. – С. 20-27.
15. Кендэл, М. Временные ряды / М. Кендэл – М.: «Финансы и статистика», 1981. – 199 с.
16. Кернога, А.Л. Сравнение подходов прогнозирования методом ближайших соседей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://conference.msa.pstu.ru/public/ATP/Kernoga_Sravnenie_podhodom_prognostirovaniya_metodom_blizhajshih_sosedej.pdf.
17. Колесов, Д.Н. Совместный учет статистической и экспертной информации при прогнозировании временных рядов экономических показателей / Д.Н. Колесов, Н.В. Котов, А.С. Федоренко // Вестник Санкт-Петербургского университета. – 2007. – № 3. – С. 93-101.
18. Коэффициенты корреляции [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://wikipedia.org>.
19. Краковский, Ю.М. Вероятностный анализ безубыточности грузовых перевозок на основе метода Монте-Карло / И.А. Домбровский, Ю.М. Краковский // Известия Трансиба. – 2013. – №1 (13). – С. 125-130.
20. Краковский, Ю.М. Выбор цены образовательной услуги на основе имитационно-аналитической процедуры / Ю.М. Краковский, В.К. Карнаухова // Университетское управление: практика и анализ, 2004, № 4. с. 33-37.
21. Краковский, Ю.М. Обоснование объема выборки для метода Монте-Карло на основе множественного ранжирования / И.А. Домбровский, Ю.М. Краковский, А.С. Селиванов // Вестник ИрГСХА. – 2013, вып. 58. – С. 109-116.
22. Краковский, Ю.М. Многофакторное прогнозирование выбросов загрязняющих веществ на примере Забайкальского края / Ю. М. Краковский, Е. А. Михайлова // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – 2011. – №2. – С.140-144.
23. Краковский, Ю.М. Моделирование регионального рынка образовательных услуг: мониторинг, анализ, прогнозирование / Ю.М. Краковский, В.К. Карнаухова // Palmarium Academic Publishing. – 2012. – 199 с.

24. Краковский, Ю.М. Прогнозирование бокового износа рельсов как процедура оценки их остаточного ресурса / Ю. М. Краковский, В.А. Начигин // Контроль. Диагностика. – 2010. – № 6. – С. 30-35.
25. Краковский, Ю.М. Прогнозирование показателей грузовых перевозок Улан-Баторской железной дороге / И.А. Домбровский, Ю.М. Краковский // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – 2013. – №4 (40). – С. 225-228.
26. Краковский, Ю.М. Прогнозирование показателей, характеризующих рынок образовательных услуг, на основе разнородной информации / А.С. Яхина, Ю.М. Краковский // Качество. Инновации. Образование. – 2009. – № 3. – С. 2-6.
27. Крученецкий, В.З. Некоторые аспекты прогнозирования бизнес-процессов с использованием методов анализа временных рядов и стандартных программных средств / В.З. Крученецкий, А.А. Калабина, В.В. Крученецкий, А.Б. Мименбаева, Ж.К. Серикулова, А.Р. Пак // Вестник Алматинского технологического университета. – 2013. – № 5. – С. 39-46.
28. Крючин, О.В. Способы анализа обучающей выборки искусственной нейронной сети при прогнозировании временных рядов / О.В. Крючин, А.С. Козадаев, А.А. Арзамасцев // Вестник Тамбовского университета. – 2011. – Т. 16. – № 1. – С. 191-195.
29. Лабскер, Л.Г. Вероятностное моделирование в финансово-экономической области / Л.Г. Лабскер. – М.:Альпина Паблишер, 2002. – 224 с.
30. Лавданский, А.А. Оценка качества генераторов псевдослучайных чисел по величине ошибки воспроизведения закона распределения / А.А. Лавданский // Вестник Хмельницкого национального университета. – 2014. – № 1 (209). – С. 113-117.
31. Леоненков, А. Нечеткое моделирование в среде matlab и fuzzytech / А. Леоненков. – СПб: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.
32. Лисицина, Е.С. Исследование циклов генераторов на регистрах сдвига с обратными связями / Е.С. Лисицина // Вестник Хмельницкого национального университета. – 2014. – № 1 (209). – С. 121-125.
33. Лузгин, А.Н. Адаптивная вероятностно-статистическая кластерная модель интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей / А.Н. Лузгин, Ю.М. Краковский // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – 2015. – № 1(45). – С. 112 – 144.
34. Лузгин, А.Н. Адаптивные статистические модели, как инструмент анализа и прогнозирования синергетических систем [Электронный ресурс] / А.Н. Лузгин // Аспирантские чтения ИГЛУ: сборник научных статей. – 2012. – Режим доступа: электрон. опт. диск (CD-ROM).
35. Лузгин, А.Н. Исследование влияния параметров вероятностно-статистической кластерной модели на результаты интервального прогнозирования

/ А.Н. Лузгин // Материалы IV Международной практической конференции «Безопасность регионов – основа устойчивого развития». – 2014. – С. 208-212.

36. Лузгин, А.Н. Методика проведения анализа валютных и фондовых рынков на основе матричных временных рядов / А.Н. Лузгин // Материалы всероссийской научно-практической заочной конференции «Новые информационные технологии в экономике, управлении, образовании». – 2012. – С. 182-188

37. Лузгин, А.Н. Прогнозирование стохастических нестационарных динамических показателей на основе математических моделей / А.Н. Лузгин, Ю.М. Краковский // Вопросы естествознания. – 2014. – № 2(3). – С. 42 –50.

38. Лузгин, А.Н. Программное обеспечения интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей / А.Н. Лузгин, Ю.М. Краковский // Вестник ИрГТУ. – 2015. – № 2 (14). – С.111.

39. Лузгин, А.Н. Сравнение точности интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей на основе кластерной модели и нейронной сети / А.Н. Лузгин // Труды XX Байкальской всероссийской конференции «Информационные и математические технологии в науке и управлении». – 2015. – Т.3. – С. 36-43.

40. Лузгин, А.Н. Теории и перспективы прогнозирования валютных и фондовых рынков как социально-экономических явлений [Электронный ресурс] / А.Н. Лузгин // Известия ИГЭА. – 2013. – №2. – Режим доступа: <http://eizvestia.isea.ru/pdf.aspx?id=17010>.

41. Лукашин, Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Ю.П. Лукашин. – М.: «Финансы и статистика», 2003. – 416 с.

42. Мартынов, И.Э. Оценка виброакустики буксовых узлов / И.Э. Мартынов, В.Г. Равлюк, С.В. Михалкив // Мир транспорта. – 2013. – № 3 (47). – С. 52-57.

43. Медов, И.Н. Анализ современных подходов к оценке качества генераторов случайных и псевдослучайных чисел / И.Н. Мёдов // Известия Института инженерной физики. – 2012. – Т. 1. – № 23. – С. 2-6.

44. Мельнов, Д.В. Постановка проблем прогнозирования и управления финансовой устойчивости предприятия / Д.В. Мельнов // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). –2007. – № 7. – С. 147-148.

45. Мерков, А.Б. Распознавание образов: Введение в методы статистического обучения. / А.Б. Мерков. – М.:Едиториал УРСС, 2011. – 254 с.

46. Мисюра, В.В. Сравнительный анализ методов прогнозирования тенденции развития временных рядов / В.В. Мисюра // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 1997. – № 1. – С. 31-35.

47. Мишулина, О.А. Статистический анализ и обработка временных рядов / О.А. Мишулина. – М.: МИФИ, 2004. – 180 с.

48. Недосекин, Ю.А. Эволюционные генераторы псевдослучайных чисел / Ю.А. Недосекин // Доклады независимых авторов. – 2011. – № 18. – С. 20-109.
49. Описание пакета расширения «Probabilistic Neural Network» для языка «R» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cran.r-project.org/web/packages/pnn/pnn.pdf>.
50. Орлов, А.И. Компьютерно-статистические методы: состояние и перспективы / А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 103. – С. 163-195.
51. Орлов, А.И. Статистические пакеты-инструменты исследователя / А.И. Орлов // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. – 2008. – Т. 74. – № 5. – С. 76-78.
52. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М.: «Финансы и статистика», 2002. – 344 с.
53. Отнес, Р. Прикладной анализ временных рядов / Р. Отнес, Л Эноксон. – М:Мир, 1982. – 429 с.
54. Официальный сайт инвестиционного холдинга «ФИНАМ» [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.finam.ru>.
55. Официальный сайт Иркутского областного гарантийного фонда [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.fondirk.ru>.
56. Официальный сайт программного продукта «IBM SPSS Statistics» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www-01.ibm.com/software/analytics/spss/products/statistics>.
57. Официальный сайт программного продукта «Statistica» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.statsoft.ru>.
58. Официальный сайт разработчиков среды разработки приложений «Rstudio» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.rstudio.com>.
59. Официальный сайт разработчиков языка программирования для статистической обработки данных «R» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.r-project.org>.
60. Официальный сайт территориального органа Федеральной службы государственной статистики по Иркутской области [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://irkutskstat.gks.ru>.
61. Павлов, Ю. Н. Экстраполяция псевдослучайных процессов по максимуму подобия [Электронный ресурс] / Ю.Н. Павлов, И.А. Чучуева // Наука и образование. – 2009. – № 7. – Режим доступа: <http://technomag.edu.ru/doc/129712.html>.
62. Пайтян, К.Г. Комбинированная модель прогнозирования временных рядов с длительным периодом упреждения / К.Г. Пайтян // Анализ, моделирование и прогнозирование экономических процессов. – 2013. – С. 218-221.

63. Поликарпов, С.В. Статистическое тестирование генераторов псевдослучайных чисел с использованием набора статистических тестов NIST STS / С.В. Поликарпов // Известия Южного федерального университета. – 2003. – № 1 (30). – С. 128.
64. Поршнева, С.В., Нейросетевое прогнозирование временных рядов, содержащих часовые значения стоимости электроэнергии на российском оптовом рынке электрической мощности / С.В. Поршнева, И.В. Осинцев // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 5. – С. 218.
65. Пьяных, А.А. Анализ применения комбинированных моделей при краткосрочном прогнозировании временных рядов / А.А. Пьяных // Журнал Сибирского федерального университета. – 2014. – Т. 7. – № 3. – С. 359-363.
66. Ротштейн, А.П. Нечётко-хаотическое прогнозирование временных рядов / А.П. Ротштейн, Д.И. Кательников // Оптико-электронные информационно-энергетические технологии. – 2014. – № 1 (27). – С. 42-55.
67. Рудаков, А. Подходы к решению задачи прогнозирования временных рядов с помощью нейронных сетей / А. Рудаков // Бизнес-информатика. – 2008. – №4. – С. 29-34.
68. Сараев, П.В. Анализ эффективности декомпозиции временного ряда при нейросетевом прогнозировании / П.В. Сараев, Ю.Е. Сяглова // Наука в современном мире: теория и практика. – 2013. – С. 67-70.
69. Саркисов, В.Г. Оптимизация системы прогнозирования на основе распознавания паттернов цен финансовых инструментов / В.Г. Саркисов, Т.В. Чихарева // Математические методы в экономике. – 2014. – №1. – С. 139 – 143.
70. Семенов, В.В. Математическое моделирование динамики транспортных потоков мегаполиса / В.В. Семенов – М.: ИПМ им. М.В.Келдыша РАН, 2004. – 44 с.
71. Сизов, А.А. Прогнозирование временных рядов с переменной структурой / А.А. Сизов // Научное обозрение. – 2014. – №3. – С. 76-79.
72. Тараскина, А. С. Нечеткая кластеризация по модифицированному методу с-средних и её применение для обработки микрочиповых данных [Электронный ресурс] / А.С. Тараскина. – 2006. – 12 с. – Режим доступа: http://www.iis.nsk.su/files/articles/sbor_kas_13_taraskina.pdf.
73. Тихонов, Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка / Э.Е. Тихонов – Невинномысск: СКГТУ, 2006. – 221 с.
74. Трофимов, А. Г. Адаптивный классификатор многомерных нестационарных сигналов на основе анализа динамических паттернов [Электронный ресурс] / А.Г. Трофимов, В.И. Скругин // Наука и образование. – 2010. – № 8. – Режим доступа: <http://technomag.edu.ru/doc/151934.html>.
75. Фадеев, И.В. Авторегрессионные алгоритмы прогнозирования / И.В. Фадеев, Н.П. Ивкин, Н.А. Савинов, А.И. Корниенко, Д.С. Кононенко, Р.Б.

Джамтырова Р.Б. // Машинное обучение и анализ данных. – 2011. – Т. 1. – № 1. – С. 92-103.

76. Федорова, О.В. Теоретические и методические аспекты прогнозирования / О.В. Федорова // Научное обозрение. – 2012. – №2. – С. 13-14.

77. Федотов, Д.В. О прогнозировании временных рядов с помощью нейросетевых моделей / Д.В. Федотов // Решетневские чтения. – 2014. – Т. 2. – № 18. – С. 129-131.

78. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. / С. Хайкин. – М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. – 104 с.

79. Хужаев, О.К. Сравнение моделей нейронной сети для прогнозирования временных рядов [Электронный ресурс] / О.К. Хужаев, Ш.А. Ядгаров, В.С. Пак // Технические науки – от теории к практике. – 2014. – 9 с. – Режим доступа: <http://sibac.info/15239>.

80. Цыганова, С. Локальные методы прогнозирования с выбором преобразования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://jmla.org/papers/doc/2012/no3/Tsyganova2012LocalForecast.pdf>.

81. Чучуева, И.А. Модель экстраполяции по максимуму подобия (ЭМП) для временных рядов цен и объемов на рынке на сутки вперед ОРЭМ (Оптовом рынке электроэнергии и мощности) [Электронный ресурс] / И.А. Чучуева // Наука и образование. – 2010. – № 1. – Режим доступа: <http://technomag.edu.ru/doc/135870.html>.

82. Шахов, В.В. Обзор и сравнительный анализ библиотек генераторов псевдослучайных чисел / В.В. Шахов // Проблемы информатики. – 2010. – № 2. – С. 66-74.

83. Шевченко, И.В. Некоторые модели анализа и прогнозирования временных рядов / И.В. Шевченко // Системная информатика. – 2013. – № 2 (2). – С. 23-40.

84. Шелобаев, С.И. Математические методы и модели в экономике, финансах, бизнесе / С.И. Шелобаев. – М.: Юнити Дана, 2001. – 367 с.

85. Щелкалин, В.Н. Гибридные математические модели и методы прогнозирования взаимосвязанных нестационарных временных рядов / В.Н. Щелкалин // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2015. – Т. 1. – № 4 (73). – С. 42-58.

86. Щелкалин, В.Н. Гибридные модели и методы прогнозирования временных рядов на основе методов «гусеница»-ssa и бокса-дженкинса / В.Н. Щелкалин // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2014. – Т. 5. – № 4 (71). – С. 43-62.

87. Alfares, K.H. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods / K.H. Alfares, M. Nazeeruddin // International Journal of Systems Science. – 2002. – №1. – С. 23-34.

88. Armstrong, J.S. Forecasting for Marketing [Электронный ресурс] / J.S. Armstrong // Quantitative Methods in Marketing. – 1999. – С. 92 – 119. – Режим доступа: <http://forecastingprinciples.com/paperpdf/Forecasting%20for%20Marketing.pdf>.
89. Bas, E. A modified genetic algorithm for forecasting fuzzy time series / E. Bas, V. Uslu, U. Yolcu, E. Egrioglu // Applied Intelligence. – 2014. – Т.41. – С. 453-463.
90. Bodyanskiy, Ye. Resource-Allocating Probabilistic Neuro-Fuzzy Network [Электронный ресурс] / Ye. Bodyanskiy, Ye. Gorshkov, V. Kolodyazhniy // Control Systems Research Laboratory. – 2003. – Режим доступа: http://www.eusflat.org/proceedings/EUSFLAT_2003/papers/05Bodyanskiy2.pdf 2012.
91. Chakraborty, S. Analysis and study of Incremental K-Means clustering algorithm / S. Chakraborty, N. Nagwani // Communication in Computer and Information. – 2011. – С. 338-341
92. Chakraborty, S. Weather Forecasting using Incremental K-means Clustering / S. Chakraborty, N. Nagwani, L. Dey // Computers and society. – 2014. – С. 112-118.
93. Christopher, J. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition / J. Christopher, Burgers J // Data Mining and Knowledge Discovery. – 1998. – С. 121-167.
94. Collantes-Duarte, J. Time Series Forecasting using ARIMA, Neural Networks and Neo Fuzzy Neurons [Электронный ресурс] / J. Collantes-Duarte, F. Rivas-Echeverriat // WSEAS International Conference on Neural Networks and Applications, Switzerland. – 2002. – 6 с. – Режим доступа: www.wseas.us/e-library/conferences/switzerland2002/papers/464.pdf.
95. Comma-separated values [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://en.wikipedia.org/wiki/Comma-separated_values.
96. Cortez, P. Genetic and Evolutionary algorithms for time series forecasting [Электронный ресурс] / P. Cortez, M. Rocha, J. Neves // Lecture Notes in Computer Science. – 2001. Т. 2070. – СС 393-402.
97. Description of package «CairoDevice» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cran.r-project.org/web/packages/cairoDevice/cairoDevice.pdf>.
98. Description of package «gWidgets2» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cran.r-project.org/web/packages/gWidgets2/gWidgets2.pdf>.
99. Description of package «RGtk2» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cran.r-project.org/web/packages/RGtk2/RGtk2.pdf>.
100. Description of package «tictoc» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cran.r-project.org/web/packages/tictoc/tictoc.pdf>.
101. Draper, N. Applied regression analysis / N Draper, H. Smith. – New York: Wiley, 1981. – 693 с.
102. Duan, J. Electricity Price Forecasting by Autoregressive Model and Artificial Neural Network [Электронный ресурс] / J. Duan. – 2010. – Режим доступа: http://www.ee.columbia.edu/~lavaei/Projects/Jinrui-Duan_Course.pdf.

103. Dustal, P. Forecasting of Time Series with Fuzzy Logic / P.Dustal // Prediction, Modeling and Analysis of Complex Systems. – 2013. – Т.210. – С. 155-161.
104. Dutang, Ch. A note on random number generation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cran.r-project.org/web/packages/randtoolbox/vignettes/fullpres.pdf>.
105. Dutang, Ch. Quick introduction of randtoolbox [Электронный ресурс] / Ch. Dutang, P. Savicky // The R Journal. – 2009. – Режим доступа: <http://cran.r-project.org/web/packages/randtoolbox/vignettes/shortintro.pdf>.
106. Gheyas, I.A. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting [Электронный ресурс] / I.A. Gheyas, I.S Smith // Proceedings of the World Congress onengineering. – 2009. – Т. 2. – С. 1292 – 1296. – Режим доступа: http://www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009_pp1292-1296.pdf.
107. Grillenzoni, C. Forecasting unstable and nonstationary time series / C. Grillenzoni // International Journal of Forecasting. – 1998. – С. 469-482
108. Gunther, F. neuralnet: Training of Neural Networks [Электронный ресурс] / F. Gunther, S. Fritsch // The R Journal. – 2010. – Режим доступа: http://journal.r-project.org/archive/2010-1/RJournal_2010-1_Guenther+Fritsch.pdf.
109. Huang, W. Forecasting stock market movement direction support vector machine [Электронный ресурс] / W. Huang, Y. Nakamoria, S. Wangb // Elsevier: computers and operation research. – 2005. – Т. 32. – С. 2513 – 2522. – Режим доступа: <http://www.svms.org/finance/HuangNakamoriWang2005.pdf>.
110. Jingfei, Y. M. Power System Short-term Load Forecasting [Электронный ресурс]. – 2006. – 139 с. – Режим доступа: <http://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/662/1/Yangjingfei.pdf>.
111. Kirshners, A. Demand Forecasting Based on the Set of Short Time Series / A, Kirshners // Information Technology and Management Science. – 2010. – С. 130-137.
112. Kyoung-jae, K. Support vector machines experts for time series forecasting [Электронный ресурс] / K. Kyoung-jae // Department of Information Systems. – 2003. – Режим доступа: <http://www.cse.ust.hk/~leichen/courses/comp630p/collection/reference-1-23.pdf>.
113. Least squares [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://en.wikipedia.org/wiki/Least_squares
114. Liao, T. Clustering of time series data—a survey [Электронный ресурс] / T. Liao // The journal of the Pattern Recognition society. – 2005. – С. 1857 – 1874. – Режим доступа: <http://www.trade2win.com/boards/attachments/trading-software/143608d1346164605-build-neural-network-indicator-mt4-using-euroshell-clustering-time-series-data-survey.pdf>.
115. Lijuan, C. Support vector machines experts for time series forecasting [Электронный ресурс] / C. Lijuan // Institute of High Performance Computing. – 2002. – Режим доступа: <http://svms.org/finance/Cao2003.pdf>

116. Mahfoud, S. Financial Forecasting Using Genetic Algorithms [Электронный ресурс] / S. Mahfoud, G. Mani // Applied Artificial Intelligence. – 1996. – Т. 10. – № 6. – С. 543 – 565. – Режим доступа: http://sce.uhcl.edu/boetticher/ml_datamining/mahfoud96financial.pdf.
117. Martinez, F. Discovering Patterns in Electricity Price Using Clustering Techniques [Электронный ресурс] / F. Martínez, A. Troncoso, J.C. Riquelme, J.M. Riquelme // ICREPQ International Conference on Renewable Energies and Power Quality. – 2007. – С. 8. – Режим доступа: <http://www.icrepq.com/icrepq07/245-martinez.pdf>.
118. Miao, Y. A Fuzzy Logic Fog Forecasting Model for Perth Airport / Y. Miao, R. Potts, X. Huang, G. Elliott, R. Rivett // Pure and Applied Geophysics. – 2012. – С. 1107-1119.
119. Montero, P. TSclust: An R Package for Time Series Clustering / P. Montero, A. Vilar // Journal of Statistical Software. – 2014. – Т.62. – 43 с. – Режим доступа: <http://www.jstatsoft.org/v62/i01/paper>.
120. Nogales, F.J. Electricity price forecasting through transferfunction models / F.J. Nogales, A.J. Conejo // Journal of the Operational Research Society. – 2006. – №4. – С. 350 – 356.
121. Parzen, E. Long memory of statistical time series modeling / E. Parzen // NBER-NSF Time Series Conference. – 2004. – 10 с.
122. Prajakta, S.K. Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing [Электронный ресурс] / S.K. Prajakta // Kanwal Rekhi School of Information Technology Journal. – 2004. – С. 13. – Режим доступа: <http://labs.omniti.com/people/jesus/papers/holtwinters.pdf>.
123. Random number generation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://en.wikipedia.org/wiki/Random_number_generation
124. Rani, S. Recent Techniques of Clustering of Time Series Data: A Survey [Электронный ресурс] / S. Rani, G. Sikka // International Journal of Computer Applications. – 2012. – Т.52. – №15. – Режим доступа: <http://research.ijcaonline.org/volume52/number15/pxc3881278.pdf>.
125. Shcherbakov, M.V. A survey of forecast error measures / M.V. Shcherbakov, A. Brebels, N.L. Shcherbakova // World Applied Sciences Journal. – 2013. – С. 171 – 176. – Режим доступа: [http://www.idosi.org/wasj/wasj\(ITMIES\)13/28.pdf](http://www.idosi.org/wasj/wasj(ITMIES)13/28.pdf)
126. Shen, W. An Ensemble Model for Day-ahead Electricity Demand Time Series Forecasting [Электронный ресурс] / W. Shen, V. Babushkin, Z. Aung, W. Woon– 2013. – 12 с. – Режим доступа: <http://conferences.sigcomm.org/eenergy/2013/papers/p5.pdf>.
127. Shumway, R. Time series analysis and its applications / R. Shumway, D. Stoffer. – New York: Business Media, 2001. – 609 с.
128. Singh, S. A long memory pattern modelling and recognizing system for financial time-series forecasting [Электронный ресурс] / Singh, S // Pattern Analysis

and Applications. – 1999. – Т. 2. – С. 264 – 273. – Режим доступа: <http://www.smartquant.com/references/TimeSeries/ts11.pdf>.

129. Singh, S. Pattern Modelling in Time-Series Forecasting [Электронный ресурс] / Singh, S // Cybernetics and Systems-An International Journal. – 2000. – Т. 31. – № 1. – С. 49 – 65. – Режим доступа: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.1.7920&rep=rep1&type=pdf>.

130. Specht, D.F. Probabilistic neural network [Электронный ресурс] / D.F. Specht // Neural Networks. – 1990. – С.109-118. – Режим доступа: http://courses.cs.tamu.edu/rgutier/cpsc636_s10/specht1990pnn.pdf.

131. Tian, X. Mersenne Twister Random Number Generation on FPGA, CPU and GPU / X. Tian, K. Benkrid // Journal on Adaptive Hardware and Systems. – 2009. – С. 460-464.

132. Tsaur, R. A fuzzy time series-markov chain model with an application to forecast the exchange rate between the taiwan and us dollar / R, Tsaur // International Journal of Innovative Computing, Information and Control. – 2012. – №7. – С. 4931-4942.

133. Vamitha, V. Temperature Prediction Using Fuzzy Time Series and Multivariate Markov Chain / V. Vamitha, M. Jeyanthi, S. Rajaram, T. Revathi // International Journal of Fuzzy Mathematics and Systems. – 2012. – №3. – С. 217-230.

134. Velmurugan, T. A Comparative analysis between k-medoids and fuzzy c-means clustering algorithms for Statistically distributed data points / T.A. Velmurugan // Journal of theoretical and applied information technology. – 2011. – №1. – С. 19-30.

135. Vesanto, J. Clustering of the Self-Organizing Map [Электронный ресурс] / J. Vesanto, E. Alhoniemi // IEEE Transactions of Neural Networks. – 2000. – Т. 11. – №3. – 15 с.

136. Vinoth, S. Increasing Online State of Wind Power Generation By Prediction of Wind Speed Using Optimised Probabilistic Neural Network [Электронный ресурс] / S. Vinoth, K. Tamilarasi, P. Balamurugan // International Journal of Advanced Computational Engineering and Networking. – 2013. – С. 2320-2106. – Режим доступа: http://www.ijar.in/journal/journal_file/journal_pdf/3-18-139082281313-18.pdf.

Приложение А. Влияние значений параметров разработанных алгоритмов на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей первого типа

1. Влияние значений параметров алгоритма на основе адаптивной вероятностно-статистической кластерной модели на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей

1.1. Влияние значений параметра $R_d = \{0,1;0,2;0,5;0,7;0,9\}$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $\alpha = 0$, $p = 1$, $f = 3$ в «точках» А, В, С (таблицы 1-3).

Таблица 1

«Точка» А					
USD/RUR					
Rd	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	452	443	435	409	360
ρ_{t+p}^+	0,74	0,75	0,76	0,78	0,82
ρ_{t+p}^-	0,26	0,25	0,24	0,22	0,18
EUR/RUR					
Rd	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38
N	386	380	348	297	103
ρ_{t+p}^+	0,75	0,76	0,79	0,79	0,58
ρ_{t+p}^-	0,25	0,24	0,21	0,21	0,42

Таблица 2

«Точка» В					
USD/RUR					
Rd	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68
N	500	490	478	453	394
ρ_{t+p}^+	0,76	0,77	0,78	0,79	0,83
ρ_{t+p}^-	0,24	0,23	0,22	0,21	0,17
EUR/RUR					
Rd	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67
N	437	430	399	351	142
ρ_{t+p}^+	0,63	0,64	0,68	0,73	0,79
ρ_{t+p}^-	0,37	0,36	0,32	0,27	0,21

Таблица 3

«Точка» С					
USD/RUR					
Rd	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05
N	571	548	523	492	354
ρ_{t+p}^+	0,67	0,70	0,73	0,75	0,86
ρ_{t+p}^-	0,33	0,30	0,27	0,25	0,14
EUR/RUR					
Rd	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89
N	494	489	459	416	323
ρ_{t+p}^+	0,65	0,66	0,69	0,73	0,82
ρ_{t+p}^-	0,35	0,34	0,31	0,27	0,18

1.2. Влияние значений параметра $R_d = \{0,1; 0,2; 0,5; 0,7; 0,9\}$ на точность интервального прогнозирования при $\alpha = 0$, $p = 1$, $f = 3$ на тестовых периодах ТА1, ТА2, ТВ1, ТВ2, ТС1, ТС2 (таблицы 4-10).

Таблица 4

Тестовый интервал ТА1					
USD/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	39	40	41	41	42
<i>M</i>	11	10	9	9	8
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	78,0	80,0	82,0	82,0	84,0
<i>PM</i>	22,0	20,0	18,0	18,0	16,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	2	3	3	4
EUR/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,3	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	37	39	40	41	41
<i>M</i>	13	11	10	9	9
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	74,0	78,0	80,0	82,0	82,0
<i>PM</i>	26,0	22,0	20,0	18,0	18,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	2	3	4	4

Таблица 5

Тестовый интервал ТА2					
USD/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	80	82	83	82	85
<i>M</i>	20	18	16	17	15
<i>PS</i>	0	0	1	0	0
<i>PL</i>	80,0	82,0	84,0	83,0	85,0
<i>PM</i>	20,0	18,0	16,0	17,0	15,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	1,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	2	4	3	5
EUR/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,3	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	73	76	77	78	78
<i>M</i>	27	24	23	22	22
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	73,0	76,0	77,0	78,0	78,0
<i>PM</i>	27,0	24,0	23,0	22,0	22,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	2	3	4	4

Таблица 6

Тестовый интервал TB1					
USD/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	42	42	43	42	42
<i>M</i>	8	8	7	7	7
<i>PS</i>	0	0	0	1	1
<i>PL</i>	84,0	84,0	86,0	86,0	86,0
<i>PM</i>	16,0	16,0	14,0	14,0	14,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	2,0	2,0
<i>Ранг</i>	1	1	2	2	2
EUR/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	43	43	44	44	44
<i>M</i>	7	7	6	6	6
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	86,0	86,0	88,0	88,0	88,0
<i>PM</i>	14,0	14,0	12,0	12,0	12,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	1	2	2	2

Таблица 7

Тестовый интервал TB2					
USD/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	77	79	82	83	82
<i>M</i>	33	21	18	17	18
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	77,0	79,0	82,0	83,0	82,0
<i>PM</i>	33,0	21,0	18,0	17,0	18,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	2	3	4	3
EUR/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	82	82	85	87	88
<i>M</i>	18	18	15	13	12
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	82,0	82,0	85,0	87,0	88,0
<i>PM</i>	18,0	18,0	15,0	13,0	12,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	1	2	3	4

Таблица 8

Тестовый интервал TC1					
USD/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	80	78	78	78	78
<i>M</i>	20	22	22	22	22
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	80,0	78,0	78,0	78,0	78,0
<i>PM</i>	20,0	22,0	22,0	22,0	22,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	2	1	1	1	1
EUR/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	40	40	40	40	42
<i>M</i>	10	10	10	10	8
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	80,0	80,0	80,0	80,0	84,0
<i>PM</i>	20,0	20,0	20,0	20,0	16,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	1	1	1	2

Таблица 9

Тестовый интервал TC2					
USD/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	70	69	69	71	69
<i>M</i>	30	31	31	29	31
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	70,0	69,0	69,0	71,0	69,0
<i>PM</i>	30,0	31,0	31,0	29,0	31,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	2	1	1	3	1
EUR/RUR					
<i>Rd</i>	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
<i>L</i>	76	76	78	79	81
<i>M</i>	24	24	22	21	19
<i>PS</i>	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	76,0	76,0	78,0	79,0	81,0
<i>PM</i>	24,0	24,0	22,0	21,0	19,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	1	2	3	4

Таблица 10

R_d	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
Сумма рангов	13	15	24	30	32

1.3. Влияние значений параметра $f = \{1,2,3,4,5,6\}$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $\alpha=0$, $p=1$, $R_d = 0,9$ в «точках» А, В, С (таблицы 11-13).

Таблица 11

«Точка» А						
USD/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	861	465	360	323	292	249
ρ_{t+p}^+	0,54	0,81	0,82	0,80	0,74	0,65
ρ_{t+p}^-	0,46	0,19	0,18	0,20	0,26	0,35
EUR/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38
N	808	410	103	205	222	6
ρ_{t+p}^+	0,49	0,21	0,58	0,75	0,75	0,67
ρ_{t+p}^-	0,51	0,79	0,42	0,25	0,25	0,33

Таблица 12

«Точка» В						
USD/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68
N	961	515	394	358	336	304
ρ_{t+p}^+	0,54	0,81	0,83	0,79	0,74	0,66
ρ_{t+p}^-	0,46	0,19	0,17	0,21	0,26	0,34
EUR/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67
N	908	446	142	32	34	64
ρ_{t+p}^+	0,49	0,79	0,79	0,81	0,88	0,70
ρ_{t+p}^-	0,51	0,21	0,21	0,19	0,12	0,30

Таблица 13

«Точка» С						
USD/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05
N	1061	571	354	353	10	18
ρ_{t+p}^+	0,54	0,81	0,86	0,78	0,90	0,94
ρ_{t+p}^-	0,46	0,19	0,14	0,22	0,10	0,06
EUR/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89
N	1008	496	323	29	47	119
ρ_{t+p}^+	0,49	0,80	0,82	0,76	0,70	0,51
ρ_{t+p}^-	0,51	0,20	0,18	0,24	0,30	0,49

1.4. Влияние значений параметра $f = \{1,2,3,4,5,6\}$ на точность интервального прогнозирования при $\alpha=0$, $p=1$, $R_d = 0,9$ на тестовых периодах ТА1, ТА2, ТВ1, ТВ2, ТС1, ТС2 (таблицы 14-20).

Таблица 14

Тестовый интервал ТА1						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	37	40	42	39	40	36
<i>M</i>	13	9	8	10	10	13
<i>PS</i>	0	1	0	1	0	1
<i>PL</i>	74,0	81,6	84,0	79,6	80,0	73,5
<i>PM</i>	26,0	18,4	16,0	20,4	20,0	26,5
<i>PSS</i>	0,0	2,0	0,0	2,0	0,0	2,0
<i>Ранг</i>	2	3	6	4	5	1
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	15	42	41	40	40	37
<i>M</i>	35	8	9	9	10	12
<i>PS</i>	0	0	0	1	0	1
<i>PL</i>	30,0	84,0	82,0	81,6	80,0	75,5
<i>PM</i>	70,0	16,0	18,0	18,4	20,0	24,5
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	2,0	0,0	2,0
<i>Ранг</i>	1	6	5	4	3	2

Таблица 15

Тестовый интервал ТА2						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	72	84	85	82	82	75
<i>M</i>	28	15	15	17	18	23
<i>PS</i>	0	1	0	1	0	2
<i>PL</i>	72,0	84,8	85,0	82,8	82,0	76,5
<i>PM</i>	28,0	15,2	15,0	17,2	18,0	23,5
<i>PSS</i>	0,0	1,0	0,0	1,0	0,0	2,0
<i>Ранг</i>	1	5	6	4	3	2
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	36	78	79	78	76	70
<i>M</i>	64	22	21	20	24	25
<i>PS</i>	0	0	0	2	0	5
<i>PL</i>	36,0	78,0	79,0	79,6	76,0	73,7
<i>PM</i>	64,0	22,0	21,0	20,4	24,0	26,3
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	2,0	0,0	5,0
<i>Ранг</i>	1	4	5	6	3	2

Таблица 16

Тестовый интервал TB1						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	30	42	42	43	41	39
<i>M</i>	20	8	7	7	9	10
<i>PS</i>	0	0	1	0	0	1
<i>PL</i>	60,0	84,0	85,7	86,0	82,0	79,6
<i>PM</i>	40,0	16,0	14,3	14,0	18,0	20,4
<i>PSS</i>	0,0	0,0	2,0	0,0	0,0	2,0
<i>Ранг</i>	1	4	5	6	3	2
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	19	43	44	44	44	42
<i>M</i>	29	7	6	6	5	8
<i>PS</i>	2	0	0	0	1	0
<i>PL</i>	39,6	86,0	88,0	88,0	89,8	84,0
<i>PM</i>	60,4	14,0	12,0	12,0	10,2	16,0
<i>PSS</i>	4,0	0,0	0,0	0,0	2,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	3	4	4	5	2

Таблица 17

Тестовый интервал TB2						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	50	82	80	81	78	75
<i>M</i>	50	18	18	19	22	24
<i>PS</i>	0	0	2	0	0	1
<i>PL</i>	50,0	82,0	81,6	81,0	78,0	75,8
<i>PM</i>	50,0	18,0	18,4	19,0	22,0	24,2
<i>PSS</i>	0,0	0,0	2,0	0,0	0,0	1,0
<i>Ранг</i>	1	6	5	4	3	2
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	47	87	88	86	84	80
<i>M</i>	49	13	12	14	15	19
<i>PS</i>	4	0	0	0	1	1
<i>PL</i>	49,0	87,0	88,0	86,0	84,8	80,8
<i>PM</i>	51,0	13,0	12,0	14,0	15,2	19,2
<i>PSS</i>	4,0	0,0	0,0	0,0	1,0	1,0
<i>Ранг</i>	1	5	6	4	3	2

Таблица 18

Тестовый интервал TC1						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	24	40	39	39	38	40
<i>M</i>	26	10	11	11	12	10
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	48,0	80,0	78,0	78,0	76,0	80,0
<i>PM</i>	52,0	20,0	22,0	22,0	24,0	20,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	3	3	2	4
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	26	43	42	40	39	38
<i>M</i>	24	7	6	10	11	12
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	52,0	86,0	84,0	80,0	78,0	76,0
<i>PM</i>	48,0	14,0	16,0	20,0	22,0	24,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	6	5	4	3	2

Таблица 19

Тестовый интервал TC2						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	56	74	69	70	65	69
<i>M</i>	44	26	31	30	31	28
<i>PS</i>	0	0	0	0	4	3
<i>PL</i>	56,0	74,0	69,0	70,0	67,7	71,1
<i>PM</i>	44,0	26,0	31,0	30,0	32,3	28,9
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	4,0	3,0
<i>Ранг</i>	1	6	2	4	3	5
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	50	83	81	77	75	72
<i>M</i>	50	17	19	23	23	25
<i>PS</i>	0	0	0	0	2	2
<i>PL</i>	50,0	83,0	81,0	77,0	76,5	74,5
<i>PM</i>	50,0	17,0	19,0	23,0	23,5	25,5
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	2,0	2,0
<i>Ранг</i>	1	6	5	4	3	2

Таблица 20

f	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	13	58	57	51	39	28

1.5. Влияние значений параметра $\alpha = \{-1; -0,5; 0; 0,5; 1\}$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $R_d = 0,9$, $p = 1$, $f = 2$ в «точках» А, В, С (таблицы 21-23).

Таблица 21

«Точка» А					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	34,91	34,94	34,97	35,01	35,04
N	465	465	465	465	465
ρ_{t+p}^+	0,88	0,86	0,81	0,67	0,45
ρ_{t+p}^-	0,12	0,14	0,19	0,33	0,55
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	47,46	47,46	47,46	47,46	47,46
N	410	410	410	410	410
ρ_{t+p}^+	0,99	0,99	0,21	0,02	0,02
ρ_{t+p}^-	0,01	0,01	0,79	0,98	0,98

Таблица 22

«Точка» В					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	34,61	34,65	34,68	34,71	34,74
N	515	515	515	515	515
ρ_{t+p}^+	0,86	0,83	0,81	0,75	0,68
ρ_{t+p}^-	0,14	0,17	0,19	0,25	0,32
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	46,60	46,63	46,67	46,71	46,75
N	446	446	446	446	446
ρ_{t+p}^+	0,89	0,85	0,79	0,71	0,57
ρ_{t+p}^-	0,11	0,15	0,21	0,29	0,43

Таблица 23

«Точка» С					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	36,99	37,02	37,05	37,09	37,12
N	571	571	571	571	571
ρ_{t+p}^+	0,88	0,85	0,81	0,70	0,53
ρ_{t+p}^-	0,12	0,15	0,19	0,30	0,47
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	47,81	47,85	47,89	47,92	47,96
N	496	496	496	496	496
ρ_{t+p}^+	0,90	0,87	0,80	0,68	0,47
ρ_{t+p}^-	0,10	0,13	0,20	0,32	0,53

1.6. Влияние значений параметра $\alpha = \{-1; -0,5; 0; 0,5; 1\}$ на точность интервального прогнозирования при $R_d = 0,9$, $p = 1$, $f = 2$ на тестовых периодах TA1, TA2, TB1, TB2, TC1, TC2 (таблицы 24-30).

Таблица 24

Тестовый интервал TA1					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	48	45	40	36	39
M	2	5	9	14	11
PS	0	0	1	0	0
PL	96,0	90,0	81,6	72,0	78,0
PM	4,0	10,0	18,4	28,0	22,0
PSS	0,0	0,0	2,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	3	1	2
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	49	43	42	35	40
M	1	7	8	15	10
PS	0	0	0	0	0
PL	98,0	86,0	84,0	70,0	80,0
PM	2,0	14,0	16,0	30,0	20,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	3	1	2

Таблица 25

Тестовый интервал ТА2					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	93	89	84,8	79	81
M	7	11	15	21	19
PS	0	0	1	0	0
PL	93,0	89,0	84,8	79,0	81,0
PM	7,0	11,0	15,2	21,0	19,0
PSS	0,0	0,0	1,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	3	1	2
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	93	84	78	74	77
M	7	16	22	26	23
PS	0	0	0	0	0
PL	93,0	84,0	78,0	74,0	77,0
PM	7,0	16,0	22,0	26,0	23,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	3	1	2

Таблица 26

Тестовый интервал ТВ1					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	45	38	42	36	37
M	5	12	8	14	13
PS	0	0	0	0	0
PL	90,0	76,0	84,0	72,0	74,0
PM	10,0	24,0	16,0	28,0	26,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	3	1	2
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	44	43	43	43	42
M	6	7	7	7	8
PS	0	0	0	0	0
PL	88,0	86,0	86,0	86,0	84,0
PM	12,0	14,0	14,0	14,0	16,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	2	2	1

Таблица 27

Тестовый интервал TB2					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	84	76	82	78	84
M	16	24	18	22	16
PS	0	0	0	0	0
PL	84,0	76,0	82,0	78,0	84,0
PM	16,0	24,0	18,0	22,0	16,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	4	1	3	2	4
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	83	85	87	86	83
M	17	15	13	14	16
PS	0	0	0	0	1
PL	83,0	85,0	87,0	86,0	83,8
PM	17,0	15,0	13,0	14,0	16,2
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	1,0
$Ранг$	1	3	5	4	2

Таблица 28

Тестовый интервал TC1					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	44	42	40	42	42
M	6	7	10	8	8
PS	0	1	0	0	0
PL	88,0	85,7	80,0	84,0	84,0
PM	12,0	14,3	20,0	16,0	16,0
PSS	0,0	2,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	4	3	1	2	2
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	43	44	43	39	41
M	7	6	7	11	9
PS	0	0	0	0	0
PL	86,0	88,0	86,0	78,0	82,0
PM	14,0	12,0	14,0	22,0	18,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	4	3	1	2

Таблица 29

Тестовый интервал TC2					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	91	85	74	78	84
M	9	15	26	22	16
PS	0	1	0	0	0
PL	91,0	84,8	74,0	78,0	84,0
PM	9,0	15,2	26,0	22,0	16,0
PSS	0,0	1,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	1	2	3
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	87	82	83	80	82
M	13	18	17	20	17
PS	0	0	0	0	1
PL	87,0	82,0	83,0	80,0	82,8
PM	13,0	18,0	17,0	20,0	17,2
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	1,0
$Ранг$	5	2	4	1	3

Таблица 30

α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
Сумма рангов	50	39	34	19	27

1.7. Влияние значений параметра $p = 1,2,3,4,5,6$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $R_d = 0,9$, $\alpha = 0$, $f = 2$ в «точках» А, В, С (таблицы 31-33).

Таблица 31

«Точка» А						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	465	464	464	462	461	461
ρ_{t+p}^+	0,81	0,78	0,74	0,73	0,68	0,67
ρ_{t+p}^-	0,19	0,22	0,26	0,27	0,32	0,33
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38
N	410	410	410	410	409	409
ρ_{t+p}^+	0,21	0,26	0,30	0,32	0,36	0,38
ρ_{t+p}^-	0,79	0,74	0,70	0,68	0,64	0,62

Таблица 32

«Точка» В						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68
N	515	514	513	512	511	511
ρ_{t+p}^+	0,81	0,78	0,74	0,73	0,69	0,67
ρ_{t+p}^-	0,19	0,22	0,26	0,27	0,31	0,33
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67
N	446	446	446	446	446	446
ρ_{t+p}^+	0,79	0,74	0,70	0,67	0,63	0,60
ρ_{t+p}^-	0,21	0,26	0,30	0,33	0,37	0,40

Таблица 33

«Точка» С						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05
N	571	570	569	569	569	569
ρ_{t+p}^+	0,81	0,78	0,75	0,73	0,69	0,67
ρ_{t+p}^-	0,19	0,22	0,25	0,27	0,31	0,33
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89
N	496	495	495	495	495	495
ρ_{t+p}^+	0,80	0,75	0,70	0,67	0,63	0,59
ρ_{t+p}^-	0,20	0,25	0,30	0,33	0,37	0,41

1.8. Влияние значений параметра $p = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ на точность интервального прогнозирования при $R_d = 0,9$, $\alpha = 0$, $f = 2$ на тестовых периодах ТА1, ТА2, ТВ1, ТВ2, ТС1, ТС2 (таблицы 34-40).

Таблица 34

Тестовый интервал ТА1						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
L	40	38	37	36	31	30
M	9	12	13	14	19	20
PS	1	0	0	0	0	0
PL	81,6	76,0	74,0	72,0	62,0	60,0
PM	18,4	24,0	26,0	28,0	38,0	40,0
PSS	2,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	6	5	4	3	2	1
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
L	42	36	34	32	30	28
M	8	14	16	18	20	22
PS	0	0	0	0	0	0
PL	84,0	72,0	68,0	64,0	60,0	56,0
PM	16,0	28,0	32,0	36,0	40,0	44,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	6	5	4	3	2	1

Таблица 35

Тестовый интервал ТА2						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	84	78	74	71	62	62
<i>M</i>	15	22	26	29	38	38
<i>PS</i>	1	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	84,8	78,0	74,0	71,0	62,0	62,0
<i>PM</i>	15,2	22,0	26,0	29,0	38,0	38,0
<i>PSS</i>	1,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	3	2	1	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	78	75	69	67	62	59
<i>M</i>	22	25	31	33	38	41
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	78,0	75,0	69,0	67,0	62,0	59,0
<i>PM</i>	22,0	25,0	31,0	33,0	38,0	41,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1

Таблица 36

Тестовый интервал ТВ1						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	42	42	41	42	41	39
<i>M</i>	8	8	9	8	9	11
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	84,0	84,0	82,0	84,0	82,0	78,0
<i>PM</i>	16,0	16,0	18,0	16,0	18,0	22,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	43	41	43	42	40	40
<i>M</i>	7	9	7	8	10	10
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	86,0	82,0	86,0	84,0	80,0	80,0
<i>PM</i>	14,0	18,0	14,0	16,0	20,0	20,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	2	4	3	1	1

Таблица 37

Тестовый интервал TB2						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	82	82	79	77	76	70
<i>M</i>	18	18	21	23	24	30
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	82,0	82,0	79,0	77,0	76,0	70,0
<i>PM</i>	18,0	18,0	21,0	23,0	24,0	30,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	5	4	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	87	82	80	80	76	74
<i>M</i>	13	18	20	20	24	26
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	87,0	82,0	80,0	80,0	76,0	74,0
<i>PM</i>	13,0	18,0	20,0	20,0	24,0	26,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	3	3	2	1

Таблица 38

Тестовый интервал TC1						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	40	39	37	32	29	24
<i>M</i>	10	11	13	18	21	26
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	80,0	78,0	74,0	64,0	58,0	48,0
<i>PM</i>	20,0	22,0	26,0	36,0	42,0	52,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	43	39	33	32	28	25
<i>M</i>	7	11	17	18	22	25
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	86,0	78,0	66,0	64,0	56,0	50,0
<i>PM</i>	14,0	22,0	34,0	36,0	44,0	50,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1

Таблица 39

Тестовый интервал TC2						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	74	73	72	67	63	55
<i>M</i>	26	27	28	13	37	45
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	74,0	73,0	72,0	67,0	63,0	55,0
<i>PM</i>	26,0	27,0	28,0	13,0	37,0	45,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	83	75	67	65	58	52
<i>M</i>	17	25	33	35	42	48
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	83,0	75,0	67,0	65,0	58,0	52,0
<i>PM</i>	17,0	25,0	33,0	35,0	42,0	48,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1

Таблица 40

<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	68	55	46	35	22	12

2. Влияние значений параметров алгоритма на основе вероятностной нейронной сети на точность интервального прогнозирования нестационарных динамических показателей.

2.1. Влияние значений параметра $\sigma = \{0,1;0,2;0,5;0,7;0,9\}$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $\alpha=0$, $p=1$, $f=3$ в «точках» А, В, С (таблицы 41-43).

Таблица 41

«Точка» А					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	859	859	859	859	859
ρ_{t+p}^+	0,87	0,83	0,76	0,68	0,62
ρ_{t+p}^-	0,13	0,17	0,24	0,32	0,38
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38
N	806	806	806	806	806
ρ_{t+p}^+	0,51	0,63	0,67	0,61	0,57
ρ_{t+p}^-	0,49	0,37	0,33	0,39	0,43

Таблица 42

«Точка» В					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68
N	959	959	959	959	959
ρ_{t+p}^+	0,86	0,82	0,76	0,68	0,62
ρ_{t+p}^-	0,14	0,18	0,24	0,32	0,38
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67
N	906	906	906	906	906
ρ_{t+p}^+	0,66	0,77	0,79	0,71	0,64
ρ_{t+p}^-	0,34	0,23	0,21	0,28	0,36

Таблица 43

«Точка» С					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05
N	1059	1059	1059	1059	1059
ρ_{t+p}^+	0,83	0,84	0,78	0,70	0,63
ρ_{t+p}^-	0,17	0,16	0,22	0,30	0,47
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
$s_t + \Delta$	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89
N	1006	1006	1006	1006	1006
ρ_{t+p}^+	0,82	0,84	0,78	0,70	0,63
ρ_{t+p}^-	0,18	0,16	0,22	0,30	0,37

2.2. Влияние значений параметра $\sigma = \{0,1; 0,2; 0,5; 0,7; 0,9\}$ на точность интервального прогнозирования при $\alpha = 0$, $p = 1$, $f = 3$ на тестовых периодах ТА1, ТА2, ТВ1, ТВ2, ТС1, ТС2 (таблицы 44-50).

Таблица 44

Тестовый интервал ТА1					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	40	40	41	41	41
M	10	10	9	9	9
PS	0	0	0	0	0
PL	80,0	80,0	82,0	82,0	82,0
PM	20,0	20,0	18,0	18,0	18,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	1	2	2	2
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	42	41	40	40	40
M	8	9	10	10	10
PS	0	0	0	0	0
PL	84,0	82,0	80,0	80,0	80,0
PM	16,0	18,0	20,0	20,0	20,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	1	1	1

Таблица 45

Тестовый интервал ТА2					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	82	82	83	83	83
M	18	18	17	17	17
PS	0	0	0	0	0
PL	82,0	82,0	83,0	83,0	83,0
PM	18,0	18,0	17,0	17,0	17,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	1	2	2	2
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	81	79	77	77	77
M	19	21	23	23	23
PS	0	0	0	0	0
PL	81,0	79,0	77,0	77,0	77,0
PM	19,0	21,0	23,0	23,0	23,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	1	1	1

Таблица 46

Тестовый интервал ТВ1					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	42	42	42	42	42
M	8	8	8	8	8
PS	0	0	0	0	
PL	84,0	84,0	84,0	84,0	84,0
PM	16,0	16,0	16,0	16,0	16,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	1	1	1	1
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	44	44	44	44	44
M	6	6	6	6	6
PS	0	0	0	0	0
PL	88,0	88,0	88,0	88,0	88,0
PM	12,0	12,0	12,0	12,0	12,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	1	1	1	1

Таблица 47

Тестовый интервал TB2					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	80	80	81	81	81
M	20	20	19	19	19
PS	0	0	0	0	0
PL	80,0	80,0	81,0	81,0	81,0
PM	20,0	20,0	19,0	19,0	19,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	1	2	2	2
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	88	88	85	85	85
M	12	12	15	15	15
PS	0	0	0	0	0
PL	88,0	88,0	85,0	85,0	85,0
PM	12,0	12,0	15,0	15,0	15,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	2	2	1	1	1

Таблица 48

Тестовый интервал TC1					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	41	39	40	40	40
M	9	11	10	10	10
PS	0	0	0	0	0
PL	82,0	78,0	80,0	80,0	80,0
PM	18,0	22,0	20,0	20,0	20,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	1	2	2	2
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	44	42	40	40	40
M	6	8	10	10	10
PS	0	0	0	0	0
PL	88,0	84,0	80,0	80,0	80,0
PM	12,0	16,0	20,0	20,0	20,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	1	1	1

Таблица 49

Тестовый интервал TC2					
USD/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	74	70	71	70	70
M	26	30	29	30	30
PS	0	0	0	0	0
PL	74,0	70,0	71,0	70,0	70,0
PM	26,0	30,0	29,0	30,0	30,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	1	2	1	1
EUR/RUR					
σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
L	84	81	78	78	78
M	16	19	22	22	22
PS	0	0	0	0	0
PL	84,0	81,0	78,0	78,0	78,0
PM	16,0	19,0	22,0	22,0	22,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	1	1	1

Таблица 50

σ	0,1	0,2	0,5	0,7	0,9
Сумма рангов	25	17	17	16	16

2.3. Влияние значений параметра $f = \{1,2,3,4,5,6\}$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $\alpha=0$, $p=1$, $\sigma=0,1$ в «точках» А, В, С (таблицы 51-53),

Таблица 51

«Точка» А						
USD/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	861	860	859	858	857	856
ρ_{t+p}^+	0,50	0,77	0,87	0,86	0,92	0,94
ρ_{t+p}^-	0,50	0,23	0,13	0,14	0,08	0,06
EUR/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38
N	808	807	806	805	804	803
ρ_{t+p}^+	0,50	0,21	0,51	0,59	0,68	0,51
ρ_{t+p}^-	0,50	0,79	0,49	0,41	0,32	0,49

Таблица 52

«Точка» В						
USD/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68
N	961	960	959	958	957	956
ρ_{t+p}^+	0,50	0,77	0,86	0,87	0,88	0,91
ρ_{t+p}^-	0,50	0,23	0,14	0,13	0,12	0,09
EUR/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67
N	908	907	906	905	904	903
ρ_{t+p}^+	0,50	0,80	0,66	0,83	0,67	0,83
ρ_{t+p}^-	0,50	0,20	0,34	0,17	0,33	0,17

Таблица 53

«Точка» С						
USD/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05
N	1061	1060	1059	1058	1057	1056
ρ_{t+p}^+	0,50	0,77	0,83	0,88	0,66	0,83
ρ_{t+p}^-	0,50	0,23	0,17	0,12	0,34	0,17
EUR/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89
N	1008	1007	1006	1005	1004	1003
ρ_{t+p}^+	0,50	0,80	0,82	0,69	0,80	0,80
ρ_{t+p}^-	0,50	0,20	0,18	0,31	0,20	0,20

2.4. Влияние значений параметра $f = \{1,2,3,4,5,6\}$ на точность интервального прогнозирования при $\alpha = 0$, $p = 1$, $\sigma = 0,1$ на тестовых периодах ТА1, ТА2, ТВ1, ТВ2, ТС1, ТС2 (таблицы 54-60).

Таблица 54

Тестовый интервал «ТА1»						
USD/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
L	20	40	40	42	42	43
M	10	10	10	8	8	7
PS	20	0	0	0	0	0
PL	66,7	80,0	80,0	84,0	84,0	86,0
PM	33,3	20,0	20,0	16,0	16,0	14,0
PSS	40,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	2	2	3	3	4
EUR/RUR						
f	1	2	3	4	5	6
L	23	42	42	41	40	37
M	6	8	8	9	10	13
PS	21	0	0	0	0	0
PL	79,3	84,0	84,0	82,0	80,0	74,0
PM	20,7	16,0	16,0	18,0	20,0	26,0
PSS	42,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	2	5	5	4	3	1

Таблица 55

Тестовый интервал «ТА2»						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	42	84	82	86	86	86
<i>M</i>	23	16	18	14	14	14
<i>PS</i>	35	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	64,6	84,0	82,0	86,0	86,0	86,0
<i>PM</i>	35,4	16,0	18,0	14,0	14,0	14,0
<i>PSS</i>	35,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	3	2	4	4	4
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	43	78	81	80	77	76
<i>M</i>	14	22	19	20	23	24
<i>PS</i>	43	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	75,4	78,0	81,0	80,0	77,0	76,0
<i>PM</i>	24,6	22,0	19,0	20,0	23,0	24,0
<i>PSS</i>	43,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	6	5	3	2

Таблица 56

Тестовый интервал «ТВ1»						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	13	42	42	41	43	41
<i>M</i>	23	8	8	9	7	9
<i>PS</i>	14	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	36,1	84,0	84,0	82,0	86,0	82,0
<i>PM</i>	63,9	16,0	16,0	18,0	14,0	18,0
<i>PSS</i>	28,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	3	3	2	4	2
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	16	43	44	42	41	41
<i>M</i>	12	7	6	8	9	9
<i>PS</i>	22	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	57,1	86,0	88,0	84,0	82,0	82,0
<i>PM</i>	42,9	14,0	12,0	16,0	18,0	18,0
<i>PSS</i>	44,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	5	3	2	2

Таблица 57

Тестовый интервал «ТВ2»						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	31	82	79	79	84	77
<i>M</i>	33	18	21	21	16	23
<i>PS</i>	36	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	48,4	82,0	79,0	79,0	84,0	77,0
<i>PM</i>	51,6	18,0	21,0	21,0	16,0	23,0
<i>PSS</i>	36,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	3	3	5	2
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	41	87	88	86	84	84
<i>M</i>	19	13	12	14	16	16
<i>PS</i>	40	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	68,3	87,0	88,0	86,0	84,0	84,0
<i>PM</i>	31,7	13,0	12,0	14,0	16,0	16,0
<i>PSS</i>	40,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	5	3	2	2

Таблица 58

Тестовый интервал «ТС1»						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	19	40	41	39	38	41
<i>M</i>	13	10	9	11	12	9
<i>PS</i>	18	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	59,4	80,0	82,0	78,0	76,0	82,0
<i>PM</i>	40,6	20,0	18,0	22,0	24,0	18,0
<i>PSS</i>	36,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	5	3	2	5
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	17	43	44	45	44	45
<i>M</i>	17	7	6	5	6	5
<i>PS</i>	16	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	50,0	86,0	88,0	90,0	88,0	90,0
<i>PM</i>	50,0	14,0	12,0	10,0	12,0	10,0
<i>PSS</i>	32,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	2	3	4	3	4

Таблица 59

Тестовый интервал «ТС2»						
USD/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	29	74	74	73	69	73
<i>M</i>	36	26	26	27	31	27
<i>PS</i>	35	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	44,6	74,0	74,0	73,0	69,0	73,0
<i>PM</i>	55,4	26,0	74,0	27,0	31,0	27,0
<i>PSS</i>	35,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	4	3	2	3
EUR/RUR						
<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	28	83	83	81	79	85
<i>M</i>	38	17	17	19	21	15
<i>PS</i>	34	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	42,4	83,0	83,0	81,0	79,0	85,0
<i>PM</i>	57,6	17,0	17,0	19,0	21,0	15,0
<i>PSS</i>	34,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	1	4	4	3	2	5

Таблица 60

<i>f</i>	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	13	43	47	40	35	36

2.5. Влияние значений параметра $\alpha = \{-1; -0,5; 0; 0,5; 1\}$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $\sigma = 0,1$, $p = 1$, $f = 3$ в «точках» А, В, С (таблицы 61-63),

Таблица 61

«Точка» А					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	34,91	34,94	34,97	35,01	35,04
N	859	859	859	859	859
ρ_{t+p}^+	0,95	0,89	0,87	0,82	0,78
ρ_{t+p}^-	0,05	0,11	0,13	0,18	0,22
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	47,30	47,34	47,38	47,42	47,46
N	806	806	806	806	806
ρ_{t+p}^+	0,60	0,57	0,51	0,33	0,21
ρ_{t+p}^-	0,40	0,43	0,49	0,67	0,79

Таблица 62

«Точка» В					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	34,61	34,65	34,68	34,71	34,74
N	959	959	959	959	959
ρ_{t+p}^+	0,94	0,87	0,86	0,81	0,76
ρ_{t+p}^-	0,06	0,13	0,14	0,19	0,24
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	46,60	46,63	46,67	46,71	46,75
N	906	906	906	906	906
ρ_{t+p}^+	0,77	0,77	0,66	0,61	0,58
ρ_{t+p}^-	0,23	0,23	0,34	0,39	0,42

Таблица 63

«Точка» С					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	36,99	37,02	37,05	37,09	37,12
N	1059	1059	1059	1059	1059
ρ_{t+p}^+	1,0	0,96	0,83	0,78	0,75
ρ_{t+p}^-	0,0	0,04	0,17	0,22	0,25
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
$s_t + \Delta$	36,99	37,02	37,05	37,09	37,12
N	1008	1008	1008	1008	1008
ρ_{t+p}^+	0,91	0,89	0,82	0,81	0,76
ρ_{t+p}^-	0,09	0,11	0,18	0,19	0,24

2.6. Влияние значений параметра $\alpha = \{-1; -0,5; 0; 0,5; 1\}$ на точность интервального прогнозирования при $\sigma = 0,1$, $p = 1$, $f = 3$ на тестовых периодах TA1, TA2, TB1, TB2, TC1, TC2 (таблицы 64-70).

Таблица 64

Тестовый интервал TA1					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	44	46	40	30	30
M	6	4	10	20	20
PS	0	0	0	0	0
PL	88,0	92,0	80,0	60,0	60,0
PM	12,0	8,0	20,0	40,0	48,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	4	3	2	1	1
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	39	38	42	34	32
M	11	12	8	16	18
PS	0	0	0	0	0
PL	78,0	76,0	84,0	68,0	64,0
PM	22,0	24,0	16,0	32,0	36,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	4	3	5	2	1

Таблица 65

Тестовый интервал ТА2					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	83	87	82	73	64
M	17	13	18	27	36
PS	0	0	0	0	0
PL	83,0	87,0	82,0	73,0	64,0
PM	17,0	13,0	18,0	27,0	36,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	5	3	2	1
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	75	75	81	70	61
M	25	25	19	30	39
PS	0	0	0	0	0
PL	75,0	75,0	81,0	70,0	61,0
PM	25,0	25,0	19,0	30,0	39,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	3	4	2	1

Таблица 66

Тестовый интервал ТВ1					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	41	41	42	37	35
M	9	9	8	13	15
PS	0	0	0	0	0
PL	82,0	82,0	84,0	74,0	70,0
PM	18,0	18,0	16,0	26,0	30,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	3	4	2	1
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	44	43	44	43	40
M	6	7	6	7	10
PS	0	0	0	0	0
PL	88,0	86,0	88,0	86,0	80,0
PM	12,0	14,0	12,0	14,0	20,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	3	2	1

Таблица 67

Тестовый интервал TB2					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	78	81	80	75	75
M	22	19	20	25	25
PS	0	0	0	0	0
PL	78,0	81,0	80,0	75,0	75,0
PM	22,0	19,0	20,0	25,0	25,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	2	4	3	1	1
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	82	87	88	89	81
M	18	13	12	11	19
PS	0	0	0	0	0
PL	82,0	87,0	88,0	89,0	81,0
PM	18,0	13,0	12,0	11,0	19,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	2	3	4	5	1

Таблица 68

Тестовый интервал TC1					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	39	41	41	40	41
M	11	9	9	10	9
PS	0	0	0	0	0
PL	78,0	82,0	82,0	80,0	82,0
PM	22,0	18,0	18,0	20,0	18,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	1	3	3	2	3
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	40	45	44	41	37
M	10	5	6	9	13
PS	0	0	0	0	0
PL	80,0	90,0	88,0	82,0	74,0
PM	20,0	10,0	12,0	18,0	26,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	2	5	4	3	1

Таблица 69

Тестовый интервал TC2					
USD/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	81	77	74	74	81
M	19	23	26	26	19
PS	0	0	0	0	0
PL	81,0	77,0	74,0	74,0	81,0
PM	19,0	23,0	26,0	26,0	19,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	3	2	1	1	3
EUR/RUR					
α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
L	75	82	84	79	76
M	25	18	16	21	24
PS	0	0	0	0	0
PL	75,0	82,0	84,0	79,0	76,0
PM	25,0	18,0	16,0	21,0	24,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	2	4	5	3	1

Таблица 70

α	-1,0	-0,5	0,0	0,5	1,0
Сумма рангов	34	40	41	26	16

2.7. Влияние значений параметра $p = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ на оценки вероятностей ρ_{t+p}^+ и ρ_{t+p}^- при $\sigma = 0,1$, $\alpha = 0$, $f = 3$ в «точках» А, В, С (таблицы 71-73),

Таблица 71

«Точка» А						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97	34,97
N	859	858	857	856	855	854
ρ_{t+p}^+	0,87	0,86	0,82	0,78	0,70	0,69
ρ_{t+p}^-	0,13	0,14	0,18	0,22	0,30	0,31
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38	47,38
N	806	805	804	803	802	801
ρ_{t+p}^+	0,51	0,39	0,40	0,26	0,27	0,31
ρ_{t+p}^-	0,49	0,61	0,60	0,74	0,73	0,69

Таблица 72

«Точка» В						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68	34,68
N	959	958	957	956	955	954
ρ_{t+p}^+	0,86	0,83	0,80	0,75	0,69	0,67
ρ_{t+p}^-	0,14	0,17	0,20	0,25	0,31	0,33
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67	46,67
N	906	905	904	903	902	901
ρ_{t+p}^+	0,66	0,56	0,60	0,56	0,52	0,51
ρ_{t+p}^-	0,34	0,44	0,40	0,44	0,48	0,49

Таблица 73

«Точка» С						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05	37,05
N	1059	1058	1057	1056	1055	1054
ρ_{t+p}^+	0,83	0,83	0,80	0,81	0,77	0,73
ρ_{t+p}^-	0,17	0,17	0,20	0,19	0,23	0,27
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
$s_t + \Delta$	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89	47,89
N	1006	1005	1004	1003	1002	1001
ρ_{t+p}^+	0,82	0,79	0,76	0,73	0,70	0,68
ρ_{t+p}^-	0,18	0,21	0,24	0,27	0,30	0,32

2.8. Влияние значений параметра $p = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ на точность интервального прогнозирования при $\sigma = 0,1$, $\alpha = 0$, $f = 3$ на тестовых периодах ТА1, ТА2, ТВ1, ТВ2, ТС1, ТС2 (таблицы 74-80),

Таблица 74

Тестовый интервал ТА1						
USD/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
L	40	38	37	38	34	33
M	10	12	13	12	16	17
PS	0	0	0	0	0	0
PL	80,0	76,0	74,0	76,0	68,0	66,0
PM	20,0	24,0	26,0	24,0	32,0	34,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	5	4	3	4	2	1
EUR/RUR						
p	1	2	3	4	5	6
L	42	38	34	31	28	27
M	8	12	16	19	22	23
PS	0	0	0	0	0	0
PL	84,0	76,0	68,0	62,0	56,0	54,0
PM	16,0	24,0	32,0	38,0	44,0	46,0
PSS	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
$Ранг$	6	5	4	3	2	1

Таблица 75

Тестовый интервал ТА2						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	82	77	73	73	68	66
<i>M</i>	18	23	27	27	32	34
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	82,0	77,0	73,0	73,0	68,0	66,0
<i>PM</i>	18,0	23,0	27,0	27,0	32,0	34,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	3	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	81	74	67	64	57	54
<i>M</i>	19	26	33	36	43	46
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	81,0	74,0	67,0	64,0	57,0	54,0
<i>PM</i>	19,0	26,0	33,0	36,0	43,0	46,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1

Таблица 76

Тестовый интервал ТВ1						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	82	77	73	73	68	66
<i>M</i>	18	23	27	27	32	34
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	82,0	77,0	73,0	73,0	68,0	66,0
<i>PM</i>	18,0	23,0	27,0	27,0	32,0	34,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	3	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	81	74	67	64	57	54
<i>M</i>	19	26	33	36	43	46
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	81,0	74,0	67,0	64,0	57,0	54,0
<i>PM</i>	19,0	26,0	33,0	36,0	43,0	46,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	6	5	4	3	2	1

Таблица 77

Тестовый интервал TB2						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	80	80	75	74	72	68
<i>M</i>	20	20	25	26	28	32
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	80,0	80,0	75,0	74,0	72,0	68,0
<i>PM</i>	20,0	20,0	25,0	26,0	28,0	32,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	5	4	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	88	84	80	80	74	71
<i>M</i>	12	16	20	20	26	29
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	88,0	84,0	80,0	80,0	74,0	71,0
<i>PM</i>	12,0	16,0	20,0	20,0	26,0	29,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	3	3	2	1

Таблица 78

Тестовый интервал TC1						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	41	38	38	35	34	30
<i>M</i>	9	12	12	15	16	20
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	82,0	76,0	76,0	70,0	68,0	60,0
<i>PM</i>	18,0	24,0	24,0	30,0	32,0	40,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	4	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	44	42	34	34	30	28
<i>M</i>	6	8	16	16	20	22
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	88,0	84,0	68,0	68,0	60,0	56,0
<i>PM</i>	12,0	16,0	32,0	32,0	40,0	44,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	3	3	2	1

Таблица 79

Тестовый интервал TC2						
USD/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	74	73	74	70	69	62
<i>M</i>	26	27	26	30	31	38
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	74,0	73,0	74,0	70,0	69,0	62,0
<i>PM</i>	26,0	27,0	26,0	30,0	31,0	38,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	5	3	2	1
EUR/RUR						
<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
<i>L</i>	84	76	66	66	57	52
<i>M</i>	16	24	34	34	43	48
<i>PS</i>	0	0	0	0	0	0
<i>PL</i>	84,0	76,0	66,0	66,0	57,0	52,0
<i>PM</i>	16,0	24,0	34,0	34,0	43,0	48,0
<i>PSS</i>	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
<i>Ранг</i>	5	4	3	3	2	1

Таблица 80

<i>p</i>	1	2	3	4	5	6
Сумма рангов	61	50	42	37	23	12