

ФИНАНСОВАЯ АКАДЕМИЯ ПРИ ПРАВИТЕЛЬСТВЕ РФ

Кафедра «Ценные бумаги и финансовый инжиниринг»

Работа допущена к защите:
зав. кафедрой проф. Рубцов Б. Б.

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

на тему:

«Прогнозирование валютных курсов с использованием эконометрических моделей и искусственных нейронных сетей»

Магистрант направления:
«Финансовые рынки и финансовый инжиниринг»
Дегтярев В. М.

Научный руководитель:
к.э.н. Соловьев П.Ю.

Внешний рецензент:
Колосов А. А.

Москва 2010

Содержание

ВВЕДЕНИЕ	3
ГЛАВА 1. ВВЕДЕНИЕ В МЕЖДУНАРОДНЫЙ ВАЛЮТНЫЙ РЫНОК	6
1.1 Возникновение рынка FOREX и основные тенденции его развития...	6
1.2 Сущность фундаментально и технического анализа.....	13
1.3 Понятие торговой системы и ее практическое значение.....	16
1.4 Проблема прогнозируемости валютного рынка.....	18
ГЛАВА 2. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ	23
2.1 Прогнозирование временных рядом методами линейного подхода.....	23
2.1.1 Анализ временных рядов исследуемых процессов и описание их свойств.....	23
2.1.2 Модели авторегрессии и скользящего среднего.....	26
2.1.3 Метод «Гусеница»-SSA.....	28
2.2 Прогнозирование временного ряда при помощи теории нейронных сетей.....	32
2.2.1 Введение в теорию нейронных сетей.....	32
2.2.2 Алгоритм работы с нейронными сетями.....	38
ГЛАВА 3. ПРАКТИЧЕСКИЕ ПРИМЕРЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВАЛЮТНОГО КУРСА	45
3.1 Линейный подход.....	45
3.1.1 Прогнозирование курса USDCHF эконометрическим методом.....	45
3.1.2 Прогнозирование курса USDCHF методом «Гусеница»-SSA..	56
3.2 Нелинейный подход. Искусственные нейронные сети.....	65
3.2.1 Прогнозирование курса USDCHF с использованием программного пакета NeuroSolution.....	66

3.2.2 Прогнозирование курса USDCHF с использованием программного пакета NeuroShell.....	70
3.2.3 Решение задачи классификации с использованием программного пакета NeuroShell Classifier.....	92
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	96
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	98

Введение.

История развития человечества неразрывно связана с развитием его взаимоотношений с окружающей средой. Собственно говоря, сама история человека разумного во многом и есть история развития его взаимодействия с окружающей средой. Начав неспешное движение с подчинения своей воле огня и создания первых примитивных орудий труда, человечество, постоянно ускоряя шаг, пришло к началу XXI века к активному использованию «огня» атомного и нано технологий. Совершенствование средств связи привело к тому, что радиус общения людей увеличился с нескольких десятков метров до тысяч километров. Прогресс в вычислительной технике позволил от возможности пересчитать членов общины перейти к способности моделировать процессы на молекулярном уровне и созданию искусственного интеллекта. Указанные достижения изменили до неузнаваемости практически все аспекты жизни современного человека.

Способность изменять характер взаимодействия с окружающей средой является не только уникальным качеством человека разумного, отличающим его от остальных представителей животного мира, но и фундаментальным фактором, оказывающим сильнейшее влияние на его развитие. Подтверждением тому служит распространенная в современной исторической науке система классификации этапов развития человечества, в основе которой лежит деление эпох в зависимости от преобладающего на тот исторический момент времени способа преобразования материи, а впоследствии и информации. Наиболее известными категориями данной классификации являются, к примеру, каменный/ бронзовый века, индустриальная/ постиндустриальная эпохи.

С точки зрения теории управления, прогресс, выражающийся во все более разностороннем и эффективном использовании человеком окружающей среды, выглядит как постепенное приближение текущего вектора состояния системы к вектору целей. Под системой в данном случае понимается совокупность человек - окружающая среда в их взаимодействии. В силу ограниченности физиологических возможностей человек не в состоянии изменять большинство процессов, протекающих в среде, поэтому указанное взаимодействие в значительной степени протекает в информационной плоскости. Выражается это в том, что человек сначала старается получить максимальное количество информации об интересующем его явлении, а затем пытается выработать решение, как данную информацию использовать для достижения поставленной цели. В более общем виде можно сказать, что человек взаимодействует с окружающей средой путем всестороннего изучения ее законов и последующего их использования для достижения собственных целей. Таким образом, информационное взаимодействие является одним из

наиболее важных аспектов взаимодействия человека со средой.

«Тот, кто владеет информацией- владеет Миром»- гласит известная пословица. В свете приведенных выше рассуждений смысл ее становится очевиден: чем большим количеством информации о явлении или процессе владеет человек, тем больше у него шансов достичь цели в отношении данного явления или процесса. Постигнув физические законы, человечество создало корабли, самолеты и машины; получив информацию о законах физиологии, научилось лечить неизлечимые ранее болезни; освоенные законы кибернетики позволили подойти вплотную к перспективе полной автоматизации процесса производства материальных благ.

Однако, несмотря на впечатляющие успехи, есть области, в которых современная научная мысль до сих пор не может почувствовать себя полновластной хозяйкой. Достаточно вспомнить довольно скромные успехи науки в прогнозировании погоды, сейсмических аномалий, различных социальных явлений, в том числе экономических кризисов.

К таким «плохо подчиняющимся» усилиям научной мысли явлениям относится и поведение временных финансовых рядов. Подтверждением тому служит неиссякаемый уже не одно десятилетие поток работ на тему финансовых рынков, в которых доказываются подчас противоположные точки зрения, а также огромное разнообразие методов и подходов, используемых для их исследования. Несомненно, финансовые рынки, являясь воплощением стихийных процессов, пробуждают в человеке одно из самых древних и удивительных его качеств: стремление к покорению и подчинению собственным целям процессов окружающей среды. Данное обстоятельство в совокупности с перспективой практически неограниченного заработка являются, по видимости, основной причиной столь высокого интереса к теме финансовых рынков.

Как было отмечено ранее, вероятность успеха в достижении цели, преследуемой в отношении того или иного процесса или явления, тем выше, чем больше информации о данном процессе или явлении имеется в распоряжении субъекта, формирующего цель. Для достижения цели на финансовых рынках необходимой информацией является прогноз будущего поведения финансового временного ряда.

Данная работа является попыткой разобраться в принципиальном существовании или отсутствии возможности прогнозирования финансовых рынков, а также сущности классических и современных методов прогнозирования.

Таким образом, целью данной работы является получение теоретических и практических навыков эффективного прогнозирования финансовых рынков. Для

достижения поставленной цели в работе решаются следующие задачи:

- 1) раскрытие сущности осуществления операций на финансовом рынке на примере валютного рынка FOREX, определение основных понятий, ознакомление с основами технического и фундаментального анализа
 - 2) раскрытие основных зависимостей между котировками валют и другими показателями
 - 3) описание методов прогнозирования при помощи статистики (в основном, зависимости, дисперсионный анализ и так далее)
 - 4) описание методов прогнозирования при помощи эконометрики (в основном, теория временных рядов, модель ARIMA и так далее)
 - 5) описание методов прогнозирования при помощи теории нейронных сетей (обучение перцептронов, создание мнения многих сетей, построение собственного показателя)
- Работа построена следующим образом.

Работа поделена на теоретическую и практическую части. В главе I теоретической части содержатся общие сведения о международном валютном рынке FOREX, описывается история его возникновения и основные тенденции развития. Далее раскрывается сущность фундаментального и технического анализа, приводится понятие торговой системы ее практическое значение, обсуждаются общие проблемы прогнозирования валютного рынка.

Глава II посвящена теоретическим аспектам прогнозирования временных рядов. В данном разделе в рамках линейного подхода рассматриваются параметрические и непараметрические типы моделей, обсуждается проблема стационарности ряда. В рамках нелинейного подхода рассматриваются теоретические аспекты построения нейросетевых моделей прогноза.

В главе III разбирается практическая сторона прогнозирования временных рядов. На примере валютной пары USDCHF отрабатываются навыки построения прогнозных моделей. В первой части главы III отрабатываются навыки прогнозирования временного ряда линейными методами: параметрическим и непараметрическим, дается оценка качества прогнозных моделей и делается вывод об их применимости. Вторая часть главы III посвящена прогнозированию временного ряда с использованием нелинейных моделей (искусственных нейронных сетей). В рамках данного подхода решаются различные оптимизационные задачи (максимизация прибыли, минимизация ошибки, классификация образов).

В заключительной части подводится итог проделанной работы.

ГЛАВА 1. ВВЕДЕНИЕ В МЕЖДУНАРОДНЫЙ ВАЛЮТНЫЙ РЫНОК

1.1 Возникновение рынка FOREX и основные тенденции его развития

Международный валютный рынок в той форме, что мы видим его сегодня, существует сравнительно недавно. Глобальные изменения начались в 30-е годы XX века, когда разразился мировой финансовый кризис. Вместе с началом кризиса уходит в прошлое господство золотомонетного стандарта, рушатся многие торгово-экономические связи.

В 1944 прошла Бреттон-Вудская конференция. В результате данной конференции Международный валютный фонд (МВФ) становится важнейшим институтом, контролирующим международные финансово-экономические отношения. Были установлены регулируемые паритеты валют, привязанные к доллару США (возможное отклонение могло составлять не более 1%), доллар же, в свою очередь, был привязан к золоту. Изменения обменного курса могли иметь место, но для этого необходимо было согласие МВФ. В результате планировалось через некоторое время все валюты сделать конвертируемыми. К 1958 году многие европейские страны объявляют о свободной конвертируемости своих валют, в 1964 это сделала Япония. В 1967 году произошла девальвация английского фунта, что нанесло последний удар по Бреттон-Вудской системе. Все это сопровождалось экономическим кризисом в США, которые уже не могли поддерживать прежнюю цену на унцию золота.

Как результат, в августе 1971 рост дефицита платежного баланса вынудил президента Р. Никсона приостановить конвертируемость долларов в золото. В результате, в 1973-1974 годах прежняя система прекратила свое существование.

В 1976 году состоялась Ямайская конференция в г. Кингстон. Представители ведущих мировых государств сформировали новые принципы Мировой валютной системы. Государства отказались от использования золота в качестве средства покрытия дефицита при международных платежах. Основными элементами новой системы выступают межгосударственные организации, регулирующие валютные отношения, конвертируемость валют. Платежными средствами выступают национальные валюты. Главным механизмом, посредством которого осуществляются международные валютные операции, выступают коммерческие банки.

Рассмотрим теперь более подробно понятие «свободно конвертируемая валюта» (СКВ). СКВ – это национальная валюта тех государств, которые ратифицировали статью 8

Устава Международного валютного фонда. Эти валюты без ограничений обмениваются на другие виды валют и широко используются для осуществления платежей на международных рынках.

Устав МВФ (Articles of agreement of the IMF) был разработан в июле 1944 года. Статья 8 Устава МВФ гласит, что страны, ратифицировавшие данный устав, обязуются:

- a. Устранить преграды текущим платежам (avoidance of restrictions on current payments)
- b. Устранить дискриминационную валютную политику (avoidance of discriminatory currency practices)
- c. Обеспечить конвертируемость иностранных торговых балансов (convertibility of foreign trade balances)
- d. Обеспечить фонд информацией, необходимой для его деятельности (furnishing of information)
- e. Обязанность сотрудничать с фондом и другими членами соглашения согласно политики резервных активов (obligation to collaborate regarding policies on reserve assets). Это означает, что страны должны согласовывать активы фонда, чтобы поддерживать его работоспособность.

Таким образом, сделав свои денежные знаки свободно конвертируемыми, мировая экономика перешла на новый этап развития. Мировой валютный рынок чаще всего называют FOREX (FOReigh EXchange – «иностранный обмен»). Ежедневный объем операций по валютному рынку намного превышает аналогичный показатель по другим рынкам. Ежедневный объем рынка FOREX составляет 3-4 триллиона долларов США. С каждым годом эта цифра растет.

На данном рынке коммерческие, государственные организации и физические лица продают и покупают валюту одной страны в обмен на валюту другой. Для удобства расчетов было введено такое понятие, как минимальный «лот» покупки. Он был положен равным одному миллиону долларов. Только начиная с этой суммы физическому лицу или организации можно выходить на Международный валютный рынок.

Для поддержания ликвидности и мобильности данного рынка было введено понятие «маркет-мейкеров» (market-maker). Ими являются крупные транснациональные банки, которые взяли на себя обязательство постоянно обновлять курсы, по которым они готовы покупать и продавать те или иные валюты. Отказаться от сделки по заявленной цене маркет-мейкеры права не имеют. Рассмотрим теперь остальных участников рынка FOREX.

Для тех организаций и физических лиц, чья заявка меньше, чем минимально возможная, предусмотрен следующий вариант. Они могут заключить договор о предоставлении услуг с тем банком или организацией, у которой есть соглашение с кем-либо из маркет-мейкеров. Тогда операции, которые хотят проводить более мелкие игроки, будут проходить через посредника, и, укрупняясь, формировать полноценные заявки. Эти заявки поступают на рынок FOREX. Мелкие операции ограничиваются одной сотой лота, то есть \$10,000. Обычно посредники, возникающие на данном рынке, предлагают своим клиентам «кредитное плечо». Кредитное плечо – это дополнительная сумма, которую посредник дает взаймы для увеличения покупательской способности при совершении сделок. Кредитное плечо – безразмерная величина, на которую умножается заявка клиента. Если посредник предлагает кредитное плечо в размере 100, то при наличии у клиента \$100 он может совершать операции на рынке FOREX на сумму \$10,000.

Существование данного рынка жизненно необходимо рынку товарному и другим рынкам, поскольку сделки в каждой стране осуществляются в национальной валюте. Для покупки товаров за границей необходима ее валюта, которую можно получить, обменяв на нее свою валюту. Это одна из многих причин существования Международного валютного рынка. Поскольку относительные стоимости валют постоянно изменяются, представляется возможным получать прибыль от покупки той или иной валюты в момент, когда цена ее снизилась, и продажи в период подъема цены.

Среди основных причин популярности рынка FOREX можно выделить следующие:

Во-первых, это ликвидность. Именно деньги имеют наивысшую ликвидность из всех возможных активов. Поэтому рынок FOREX, на котором в качестве активов обращаются деньги, привлекает многих инвесторов. Ведь именно ликвидность и позволяет им свободно работать на рынке, совершать сделки любого объема.

Во-вторых, это оперативность. Рынок FOREX работает круглосуточно, что очень удобно для участников рынка, так как им не приходится ждать, чтобы отреагировать на то или иное событие на рынке.

В-третьих, это стоимость. Рынок FOREX традиционно не имеет никаких комиссионных расходов, кроме естественной рыночной разницы, спреда (spread), между ценами спроса и предложения.

В-четвертых, это однозначность котировок. Из-за высокой ликвидности рынка продажа практически неограниченного количества лотов может быть выполнена по единой рыночной цене. Это позволяет избежать проблемы неустойчивости, существующей во

фьючерсах и других фондовых инвестициях, где в одно время и по определенной цене могут быть проданы только ограниченное количество контрактов.

В-пятых, это размер маржи. Дилинговый рычаг (кредитное "плечо") на рынке FOREX устанавливается дилинговой компанией и, как уже было сказано выше, определяет соотношение между суммой залога и выделяемым под нее залоговым капиталом: 1:20; 1:40; 1:50; 1:100 и так далее. Использование таких больших кредитных "плеч" делает этот рынок высокодоходным и одновременно высоко рискованным.

Международный валютный рынок можно классифицировать с разных сторон. С одной стороны, он может быть классифицирован по виду операций. Например, существует мировой рынок конверсионных операций (в нем можно выделить рынки конверсионных операций типа доллар США / японская йена или доллар США / канадский доллар и тому подобное). С другой стороны, можно провести классификацию по территориальному признаку. В настоящее время мировой валютный рынок FOREX образует систему постоянно взаимодействующих между собой с помощью новейших компьютерных технологий валютных рынков, которые находятся в различных уголках мира, в разных часовых поясах. Наиболее значительными рынками можно считать Азиатский (Токио, Сингапур, Гонконг), Европейский (Лондон, Франкфурт на Майне, Цюрих) и Американский (Нью-Йорк, Чикаго, Лос-Анджелес).

Основными участниками валютного рынка являются коммерческие банки, фирмы, осуществляющие международные валютные операции, компании, осуществляющие зарубежные вложения активов, центральные банки, валютные биржи, валютные брокерские фирмы, а также частные лица.

Коммерческие банки. Основные объемы (90-95%) сделок на рынке FOREX совершают крупнейшие коммерческие банки. Они проводят наибольший объем операций. Помимо работы от лица клиентов банки также совершают операции самостоятельно за счет собственных средств. Ежедневный объем таких операций достигает нескольких миллиардов долларов.

Это такие банки, как Deutsche Bank, Barclays Bank, Union Bank of Switzerland, Citibank, Standard Chartered Bank и другие. Их основным отличием являются крупные объемы сделок, которые могут привести к значительным изменениям в котировках валютных пар.

Фирмы, осуществляющие внешнеторговые операции. Здесь имеются в виду компании, которые участвуют в международной торговле, предъявляют устойчивый спрос на иностранную валюту и предложение иностранной валюты. Такие компании обычно не

имеют прямого доступа на валютный рынок и проводят все операции через коммерческие банки.

Компании, осуществляющие зарубежные вложения активов. Данные компании, представленные различного рода международными инвестиционными фондами, осуществляют политику диверсифицированного управления портфелем активов, размещая средства в ценных бумагах правительств и корпораций различных стран.

К данному виду фирм относятся также крупные международные корпорации, осуществляющие иностранные производственные инвестиции: создание иностранных филиалов, совместных предприятий и тому подобного. В качестве примера можно привести Xerox, Nestle, General Motors, BP и другие.

Центральные банки. В задачу центральных банков входит регулирование валюты на внешнем рынке, иными словами, они предотвращают резкие скачки курсов во избежание экономических кризисов, поддержания баланса экспорта и импорта и тому подобное. Центральные банки оказывают прямое влияние на валютный рынок. Их нельзя относить ни к медведям, ни к быкам, потому что они могут играть как на понижение, так и на повышение, исходя из поставленных перед ними задач.

Валютные биржи. В ряде стран с переходной экономикой функционируют валютные биржи, в функции которых входит осуществление обмена валют для юридических лиц и формирование рыночного валютного курса. Государство обычно активно регулирует уровень обменного курса, пользуясь компактностью биржевого рынка.

Валютные брокерские фирмы. Их задачей является сведение покупателя и продавца иностранной валюты и осуществление между ними конверсионной операции. За свое посредничество брокерские фирмы взимают комиссию в виде процента от суммы сделки.

Частные лица. Физические лица проводят большое количество неторговых операций в части зарубежного туризма, переводов заработной платы, пенсий, гонораров, покупки и продажи наличной валюты. С упрощением валютной торговли, физические лица получили возможность инвестировать денежные средства на рынке FOREX с целью получения прибыли. Таких людей называют трейдерами.

Приведем определения основных понятий, используемых на рынке FOREX.

Маржа – это сумма гарантийного залога, под которую предоставляется кредитное «плечо». Под маржевой торговлей понимают сделки на валютном рынке, которые осуществляются при помощи выделения гарантийного залога под предоставление кредитного «плеча».

Дилинговый рычаг («плечо») – это система предоставления кредита под залог для проведения операций на международном рынке. Дилинговый рычаг устанавливается

диллинговой компанией и определяет соотношение между суммой залога и выделяемыми под нее заемным капиталом: 1:20, 1:40, 1:50, 1:100 и так далее.

Валютный курс – это цена денежной единицы одной страны, выраженная в денежной единице другой страны.

Лот – фиксированная стандартная сумма валюты, выделяемая для операций по купле-продаже валюты. Иногда также называется размером контракта. Размер одного лота равен 1 000 000 USD.

Всего в мире существует более 50 видов валют. Теоретически, торговать можно каждой из них, однако на практике это не так. Большинство валют не являются свободно конвертируемыми, обменный курс многих валют жестко привязан к доллару или к другой валюте сильного государства. Чаще всего диллинговые центры предлагают котировки по следующим основным валютным парам:

EURUSD, GBPUSD, USDCHF, USDJPY, USDCAD, AUDUSD, EURGBP, EURCHF, EURJPY, GBPCHEF, GBPJPY (EUR – евро, GBP – фунт стерлингов, CHF – швейцарский франк, JPY – японская йена, CAD – канадский доллар, AUD – австралийский доллар). Последние пять валютных пар, не связанных с USD (долларом США) называются кросс-курсами.

Попытаемся теперь провести классификацию различных валютных пар по нескольким признакам с тем, чтобы выявить плюсы и минусы работы с каждой из них. В качестве критериев для оценки валютных пар были выбраны: волатильность, среднее изменение за день, стоимость одного пункта, сила государственного влияния на обменный курс, соотношение реального обменного курса и номинального, динамика макроэкономических показателей, к которым относится валюта, в том числе инфляция и процентные ставки.

- 1) Под волатильностью понимается стандартное отклонение доходности.

Классы внутри признака:

1. Низкая волатильность
2. Средняя волатильность
3. Высокая волатильность

- 2) Среднее изменение за день вычисляется как сумма всех изменений за все дни, деленная на количество дней.

Классы внутри признака:

1. Изменение за день в среднем меньше 50 пунктов
2. Изменение за день больше 50 пунктов, но меньше 150

3. Изменение за день в среднем больше 150 пунктов

Данная классификация очень схожа с волатильностью, но более конкретна.

- 3) Стоимость одного пункта вычисляется в долларах и показывает, на сколько увеличивается прибыль при повышении/уменьшении курса на 1 пункт.

Следующие характеристики относятся скорее к макроэкономическим и долгосрочным характеристикам валютной пары, которые могут проявляться не сразу в нашем краткосрочном мире.

- 4) Во всех странах, помимо сил спроса и предложения, существует еще регулирующий орган в лице государства. Ратификация договора о конвертируемости валюты ограничивает вмешательство государства в процесс установления курсов валют, однако в той или иной степени вмешательство остается и варьируется от страны к стране.

Классы внутри признака:

1. Государство почти не совершает крупных операций на рынке FOREX
2. Государство вступает в игру при значительном отклонении курса от установленного коридора
3. Государство устанавливает курс по своему разумению (в этом случае валюта не может быть отнесена к разряду свободно конвертируемых валют).
- 5) Соотношение номинального обменного курса и реального.

Реальный валютный курс можно определить как отношение цен товаров двух стран, взятых в соответствующей валюте.

$$e_r = \frac{P_h}{P_f},$$

где e_r – реальный валютный курс;

P_h – цены на внутреннем рынке;

P_f – цены на зарубежном рынке.

Номинальный валютный курс показывает обменный курс валют, действующий в настоящий момент времени на валютном рынке страны.

Классы внутри признака:

1. Реальный курс равен номинальному курсу.
2. Номинальный курс завышен.
3. Номинальный курс занижен.

- б) Темпы инфляции и валютный курс. Здесь анализируется динамика инфляции и инфляционных ожиданий для нескольких стран, чтобы определить возможный запас мощностей для роста или падения обменного курса.
- 7) Динамика других макроэкономических показателей страны, к которой относится валюта.

Классы внутри признака:

1. Тенденция к укреплению валюты.
2. Тенденция к ослаблению валюты.

Попытаемся провести классификацию основных валютных пар по приведенным выше критериям. В тех случаях, когда в конце названия валютной пары значится USD (EURUSD, GBPUSD, AUDUSD), один пункт полученной прибыли или убытков (при покупке 0,01 лота с кредитным плечом 100) стоит 1\$. Это довольно дорогой случай.

Самой агрессивной политикой в отношении своей валюты отличается центральный банк Японии, который часто проводит интервенции на рынке FOREX с целью ослабить укрепляющуюся йену. Федеральная Резервная Система (США) больше оперирует процентными ставками, которые имеют большое влияние на цену доллара, выраженную в других валютах. К сожалению, предсказать проведение подобной политики государством на основании исторической информации представляется затруднительным.

Что же касается других макроэкономических показателей, таких, как инфляция, темп роста ВВП, безработица и тому подобное, то их влияние во многом условно и часто трудно определить, учтено ли уже их влияние на рыночный курс или нет.

Наиболее удобной для рассмотрения валютной парой можно считать USDCHF. Во-первых, данная валютная пара обладает высокой волатильностью, благодаря которой можно получить большую прибыль. Во-вторых, правительство Швейцарии в основном ориентируется на евро (корреляция между EURUSD и USDCHF равна -1) и редко проводит активную интервенцию на валютном рынке. В-третьих, один пункт данной валютной пары относительно дешев, поэтому даже сильное обратное движение не приведет к большим убыткам при торговле.

Рассмотрим теперь принципы торговли частных лиц на рынке FOREX. Чаще всего анализ валютного рынка делят на технический и фундаментальный анализ. Более общее понятие, которое будет освещено несколько позже, называется «торговая система».

1.2 Сущность фундаментально и технического анализа

Для того чтобы успешно торговать на рынке FOREX, необходимо постоянно анализировать поступающую информацию. Обычно различают два вида анализа: фундаментальный и технический.

Фундаментальным называется анализ международного валютного рынка с целью выявления взаимосвязи между изменяющимися макроэкономическими показателями и котировками валютных пар.

Техническим называется анализ международного валютного рынка с целью выявления взаимосвязи между последующими котировками ряда и историческими данными.

Соответственно, и торговые системы различают на фундаментальные, технические и смешанные. Остановимся более подробно на содержании каждого из видов анализа рынка FOREX.

Фундаментальный анализ.

В работе на рынке FOREX, основанной на фундаментальном анализе, делается предположение, что котировки валютных пар учитывают в себе основные экономические и политические события. К примеру, эмпирически установлено, что на рынок влияют громкие отставки и назначения глав государств, начало военных действий, неожиданный рост инфляции и тому подобное. К сожалению, чаще всего предсказать изменение макроэкономических показателей довольно трудно. Даже если это удастся, всегда надо учитывать ожидания участников рынка.

Предположим, что рост процентной ставки однозначно влияет на укрепление стоимости одной валюты по отношению к остальным. Вызвано это может быть тем, что одновременно с ростом ставки рефинансирования увеличиваются ставки по депозитам, в результате чего иностранная валюта течет в страну, курс укрепляется, чтобы удовлетворить возросший спрос. Допустим, что это произошло сейчас. Сразу после объявления в прямом эфире новости об изменении ставки стоимость валюты по отношению к другим может как возрасти, так и упасть, а может и не измениться. Разница между событиями состоит в ожиданиях участников рынка. Если ожидания оправдались, то состояние рынка не изменится, поскольку рынок уже впитал в себя данную информацию. При чрезмерных ожиданиях рынка эффект может быть прямо противоположным ожидаемому эффекту.

Именно по этой причине сторонники технического анализа призывают умеренно обращать внимание на те или иные новости. Часто в смешанную торговую стратегию входит правило о закрытии всех позиций при приближении новостей, касающихся фундаментального анализа.

Другой трудностью в использовании фундаментального анализа является его трудная предсказуемость. Чаще всего, истинные намерения центральных банков или ФРС США завуалированы с целью получения максимального эффекта. Оставим на этом рассмотрение фундаментального анализа и перейдем к техническому анализу.

Технический анализ.

Технический анализ – это общепринятый подход к изучению рынка, имеющий целью прогнозирование движения валютного курса. Технический анализ предполагает, что рынок обладает памятью. Это значит, что на будущее движение курса существенно влияют закономерности его прошлого поведения. Иными словами, рынок может «запомнить», как себя вести в определенной ситуации, в следующий раз это может повториться.

Объектом исследования в техническом анализе являются графики (charts), отображающие поведение цен. В техническом анализе принято выделять на графиках определенный набор типовых элементов. На их основе строится описание поведения графиков.

Прежде всего, это линия тренда (trend line), указывающая направление и темп роста/падения цен. Также важным элементом является канал (channel) – диапазон колебаний цены (курса валюты). Нижнюю границу канала образует линия поддержки, а верхнюю – линия сопротивления.

Из этих элементов составляются так называемые фигуры: треугольник, клин, «голова и плечи», двойная вершина и двойное дно, вымпелы, флаги и другие. Они служат трейдеру ориентирами в построении прогнозов будущего поведения рынка.

На графиках свечей образуются различные характерные конфигурации. Возможно, вершиной философии технического анализа является концепция волн Эллиота. Согласно ей, любому движению цен присуща своеобразная цикличность. Причем каждый цикл состоит из трех стадий подъема, разделенных двумя стадиями падения.

С помощью компьютера трейдер осуществляет математическую обработку графиков, получая дополнительную информацию для выявления тенденций рынка, можно автоматизировать построение нескольких десятков статистических показателей динамики цен – индикаторов. Под индикаторами понимаются специальные графики, построенные на основе исторических данных.

Основные предпосылки, на которых основан технический анализ, принято формулировать в виде следующих трех постулатов.

- Рынок учитывает все. Иными словами, цена является следствием и исчерпывающим отражением всех движущих сил рынка.
- Движение цен подчинено тенденциям. Жизнь рынка состоит из чередующихся периодов роста и падения цен, так что внутри каждого периода происходит развитие господствующей тенденции. Она действует до тех пор, пока не начнется движение рынка в обратном направлении.
- История повторяется. Часто ключ к пониманию будущего кроется в изучении прошлого. Действует этот постулат следующим образом. Давно было замечено, что определенные конфигурации на графиках цен имеют свойство появляться устойчиво и многократно. Повторение происходит на разных рынках и в разных масштабах времени. Оно является следствием действия некоторых стереотипов поведения, свойственных человеческой психике.

В итоге, можно заключить, что обоснование работоспособности методов технического анализа кроется в особенностях психологии людей и существовании стереотипов их поведения на рынке. Приблизительно одинаковый набор факторов, влияющих на принятие решений о покупке и продаже валюты, приводит каждый раз к сходному результату – появлению повторяющихся закономерностей движения курса.

Основное свойство поведения рынка состоит в том, что движение цены всегда происходит волнообразно, повышение сменяется понижением и наоборот. На основе технического и фундаментального анализа строится «торговая система», речь о которой пойдет далее.

1.3 Понятие торговой системы и ее практическое значение

У каждого трейдера, эффективно работающего на рынке FOREX, есть своя торговая система. Торговая система – это набор правил (часто разработанный самим трейдером), которыми пользуется дилер при принятии решений на рынке. Иными словами, торговая система говорит что покупать, когда покупать, сколько покупать и когда совершать обратную сделку.

Эффективная торговая система должна быть достаточно подробной, чтобы учесть многие нюансы современного рынка, но, в то же время, достаточно краткой, чтобы не

противоречить самой себе. Среди гуру валютного рынка бытует мнение, что самая лучшая торговая система может уместиться на обратную сторону почтовой марки.

Торговая система включает в себя некий набор правил, согласно которым выполняются следующие действия:

- Открытие/закрытие длинной позиции
- Открытие/закрытие короткой позиции

Обычно необходимым фактом существования торговой системы считают четкую формулировку (лучше в письменном виде) всех правил, с которыми работает трейдер.

Рассмотрим, на чем должна быть основана торговая система:

1. Прежде всего, необходимо определить, торговля каким инструментом будет осуществляться. У каждого инструмента есть свои особенности, присущие только ему, поэтому от ответа на первый вопрос зависят ответы на все остальные вопросы. Часто торговые системы, построенные для рынка ценных бумаг, не работают на валютном рынке, и наоборот.
2. На втором этапе необходимо ответить, на что в первую очередь следует ориентироваться трейдеру – на технический или на фундаментальный анализ. Принято считать, что фундаментальный анализ лучше использовать при работе на долгосрочных рынках (от 1 месяца и больше), а технический анализ – на краткосрочных.
3. Далее следует ответить на вопрос, на каком временном интервале будет работать трейдер. Можно использовать дневные изменения котировок, часовые или любые другие.
4. Затем определяется, какие индикаторы будут использованы в работе. Необходимо помнить, что разные индикаторы были разработаны для разных рынков, поэтому к ответу на данный вопрос практику следует отнести со всей серьезностью.
5. Необходимо определить, по какому принципу будет работать система: по тренду, против тренда или в канале. Работа по тренду предполагает следование движению тренда при его выявлении. Работа против тренда (на откатах) очень опасна, поэтому носит не массовый, как в работе по тренду, характер.
6. Далее следует ответить на вопрос, будут ли использоваться фигуры технического анализа. Если будут, необходимо указать, какие именно.
7. Будут ли использоваться комбинации свечей.

8. Трейдеру необходимо определить, с каким лотом он будет работать. Будет ли лот меняться в ходе торгов или будет всегда постоянным. Необходимо определить, будет ли допускаться добавление, частичное закрытие или переверот и при каких условиях.
9. Еще один важный вопрос: по каким правилам открывать и закрывать позиции. Далее определяется, какие конкретные критерии будут использоваться для вхождения на рынок или для выхода из него, когда лучше открывать позиции и когда эффективнее их закрыть.
10. Отсюда вытекает следующий вопрос: какие критерии выхода из позиции подходят для трейдера (временные, по мере получения определенной прибыли или какие-то другие).
11. Сколько времени может быть открыта позиция.
12. Будут ли использоваться ордера, в частности stop-loss и take-profit. Если будут, необходимо определить, на каком уровне от точки открытия позиции их выставлять.
13. Последний вопрос, на который надо дать ответ трейдеру: будут ли использоваться опыт комментаторов. Существует множество агентств, которые на своих сайтах каждый день публикуют прогнозы рынка. К сожалению, чаще всего данные прогнозы оказываются ошибочными и приводят людей, их использующих, к убыткам.

Все вышеприведенные вопросы, конечно, не являются исчерпывающим списком тех, на которые необходимо ответить при создании торговой системы. Однако, без них торговая система вряд ли будет эффективной.

1.4 Проблема прогнозируемости валютного рынка

На рынке FOREX одновременно присутствуют миллионы игроков из разных стран разных континентов. Каждый из них работает с одной или несколькими валютными парами. Таким образом, в каждый момент времени на рынке есть участники, открывающие длинные позиции (сделка на покупку), и те, кто открывает короткие позиции (сделка на продажу). Изменение цены развивается в зависимости от соотношения между этими двумя категориями игроков. Тех, кто играет на повышение (пытается купить дешевле и продать дороже), называют «быками». Тех же, кто играет на понижение (сначала продает дороже,

потом покупает дешевле), называют «медведями». Присвоение животных аналогий может быть объяснено с точки зрения здравого смысла: свою жертву бык подбрасывает (играет на повышение), а медведь привстает и прибивает лапами к земле (играет на понижение).

Поведение рынка зависит от соотношения между быками и медведями в конкретный момент времени. Если преобладают быки, то рынок называется «бычьим», в противном случае – «медвежьим». Если на рынке царят бычьи настроения, то больше сделок совершается на покупку той или иной валюты, чем сделок на продажу. Отсюда следует, что спрос превышает предложение, что поднимет цену. Иными словами, цена одной валюты в единицах другой будет увеличиваться. Если на рынке преобладают медвежьи настроения, то есть заключается больше сделок на продажу, чем на покупку, цена снижается. На рынке всегда есть быки и медведи, причем попеременно ими могут быть одни и те же участники рынка. Подведя итог описанной ситуации, приходим к тому, что поведение цены на рынке FOREX зависит от агрегированного решения всех субъектов, состоящего из множества частных решений.

Можно сделать предположение о том, что каждое частное решение принимается отдельно, вне зависимости от решения остальных. В таком случае получается следующая картина: каждый участник рынка анализирует имеющуюся у него информацию о рынке, принимает решение (совершает сделку на покупку или продажу); далее рынок сопоставляет агрегированный спрос и предложение, маркет-мейкеры снижают или повышают цену.

Можно, однако, предположить (это будет ближе к действительности), что решения участниками принимаются не одновременно, а в разное время. При достаточно большом количестве участников можно также предположить, что решения о покупке или продаже принимаются на рынке постоянно. Тогда, проанализировав характеристики рынка, игрок на рынке видит, какие настроения преобладают на рынке, то есть бычий это рынок или медвежий. В результате, в дополнение к его личным соображениям касательно изменения цены валюты в будущем у него будет иметься представление о соотношении быков и медведей на рынке. Это значит, что решение он примет не независимое от остальных участников рынка, а принимая во внимание решения, принятые до него на рынке.

Если принять последнюю гипотезу (о взаимозависимости принимаемых решений), можно трактовать колебание рыночных цен исходя также из коллективной психологии.

Бытует распространенное мнение, что международный валютный рынок представляет собой случайный процесс или что-то близкое к нему. Также утверждается, что процесс изменения цены на коротких промежутках времени (от тиковых графиков до

часовых свечей) носят исключительно случайный характер. Приведем в опровержение данной позиции несколько теорий, доказывающих нестохастический характер рынка FOREX.

Действительно, с первого взгляда может показаться, что рынок мало или вообще не предсказуем. Однако эмпирически доказано, что существуют фундаментальные показатели, изменение которых влияет на валютные котировки, однако их изменения носят непредсказуемый характер. Примером к такой точке зрения может служить взаимосвязь между курсом доллара к остальным валютам и изменением учетной ставки Федеральной Резервной Системой. Учетная ставка – это тот процент, под который Федеральный Резервный Банк кредитует коммерческие банки. Этот макроэкономический показатель корректирует совокупный спрос на доллар США. При повышении учетной ставки капитал становится более дорогим (а депозиты более привлекательными). Иностранцы стремятся разместить свои средства в банках. Больше валюты обменивается на доллары, из-за чего доллары становятся более дорогими. Аналогичным образом можно расписать ситуацию со снижением учетной ставки.

У рынка также есть некоторые ожидания касательно того, как изменится учетная ставка ФРС и другие макроэкономические показатели. Однако точно предсказать такие изменения представляется мало возможным из-за сильной примеси политики в данных вопросах.

Можно сделать предположение (аналогично одному из постулатов технического анализа) о том, что рынок достаточно емкий, чтобы обработать и прореагировать на всю информацию, которая может иметь отношение к FOREX. В таком случае практически каждая новость, которая выбрасывается на рынок, оказывает на него влияние. Разные новости имеют разное влияние на рынок и могут действовать одновременно. Более наглядно это предположение можно объяснить на рынке акций, где громкие отставки и назначения могут повлиять как на компанию, фигурирующую в данной новости, так и на всю отрасль и весь рынок в целом.

Соединяя первоначальные рассуждения о коллективности принятия решений и факторах, которые влияют на рынок, можно сделать следующие заключения. Новости, появляющиеся на рынке, оцениваются его участниками и порождают у них бычьи или медвежьи настроения. Таким образом, рынок отражает не сами новости, а отношение к ним участников рынка, которые принимают свои решения.

Остановимся более подробно на процессе изменения цен на рынке FOREX. Если на рынке больше быков, чем медведей, то цена пойдет вверх. Если это будет продолжаться

достаточное время, то можно говорить о наличии тренда. Бесконечно такое движение продолжаться не может, потому что рано или поздно те трейдеры, у кого были открыты позиции на покупку, закроют их. Таким образом, после некоторого роста (восходящего тренда) рост этот прекратится, потому что будет совершено много сделок на продажу и валюта перестанет дорожать. С момента начала падения цены в игру включатся медведи, которые увидят начало разворота тренда и начала падения. Одновременно с трейдерами, которые закрывают свои длинные позиции после роста, медведи также заключат достаточное количество сделок на продажу валюты, что и определит нисходящий тренд. Иными словами, рост и падение в данной трактовке рынка происходит из-за ожиданий трейдеров руками самих трейдеров.

Если следовать той предпосылке, что решения принимаются с учетом доминирующего мнения на рынке, предположим также, что перепад настроения рынка с одного на другое происходит не сразу, а постепенно. Действительно, эти рассуждения не лишены смысла при достаточно большом количестве участников рынка. Если условно разделить игроков на четыре категории, по критерию скорости оценки изменения ситуации на рынке (очень адекватно реагирующий, адекватно реагирующий, средне адекватно реагирующий, слабо адекватно реагирующий), можно заключить, что каждая группа будет принимать решение об открытии или закрытии позиции (варианты поведения при смене тренда) на разном этапе. Например, первая, наиболее быстрая категория может увидеть скорый конец тренда при замедлении роста, менее быстрые поймут это при прекращении роста, остальные – при развороте рынка и так далее. Рассмотрим упрощенный пример (Рисунок 1.4.1), чтобы проиллюстрировать сделанные выше выводы.

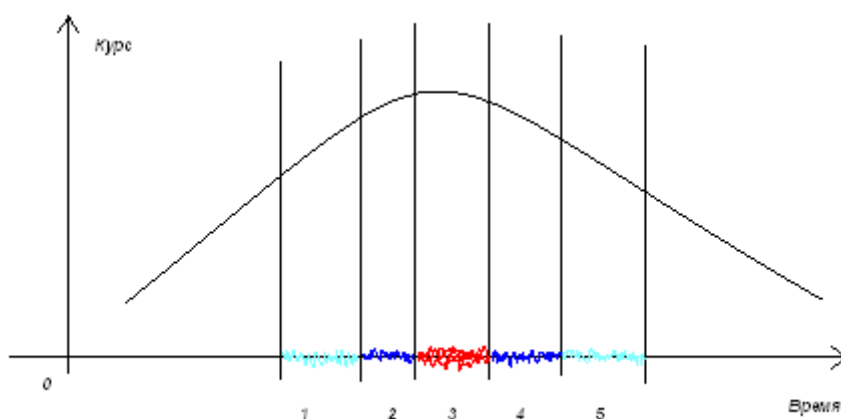


Рисунок 1.4.1

Допустим, что на рисунке выше представлена реальная ситуация (с определенной степенью точности это действительно так) изменения тренда с положительного на отрицательный. В таком случае можно условно выделить на временной оси пять

интервалов. Наиболее адекватным здесь было бы фиксирование прибыли на 3 интервале (красный участок), так и поступят наиболее адекватно реагирующие участники рынка. Менее адекватно реагирующим удастся закрыть сделку во 2 и 4 интервалах (синий участок), средним – в 1 и 5 интервалах (голубой участок). Наименее проницательным участникам рынка получится закрыть позицию вне рассматриваемых пяти интервалов.

Проанализировав модель поведения участников рынка, приведенную выше, можно сделать вывод о том, что рынок не может сразу сменить свои настроения с бычьих на медвежьи и наоборот. Отсюда введем такое понятие как «инерция рынка». Условно назовем это явление «эффектом танкера».

Танкеры – огромные по своим размерам и грузоподъемности суда. Их огромная масса не позволяет им быстро маневрировать. Любые маневры должны быть начаты заблаговременно, иначе они просто не получатся. Рынок FOREX можно сравнить с таким танкером. Постоянно выполняя «повороты», рынок может плыть куда угодно. Однако это движение может быть спрогнозировано благодаря «эффекту танкера».

Другая аналогия, которая может быть применена к международному валютному рынку – «эффект наблюдения тени». Если считать рынок человеком, то исторические данные по котировкам – это та тень, которую этот человек отбрасывает, когда куда-либо идет. Куда конкретно движется рынок в данный момент, предсказать может быть довольно сложно. Вернемся опять к образу воображаемого человека. Все, что мы видим, - это его тень. Видя тень, можно увидеть, что одна нога у человека стоит на земле, а другая находится в воздухе. Когда человек идет в непонятном направлении, его следующий шаг может показаться неразрешимой задачей. Задача становится легче, если предположить, что наш воображаемый человек бежит. Тогда с определенной долей точности можно понять, где окажется его нога в следующий момент времени. Резкий маневр в данном случае возможен, но для его реализации нужно вдобавок затормозить. Это также может объяснить инерцию, присущую рынку FOREX.

На основе приведенных в данном разделе рассуждений можно заключить, что международный валютный рынок является результатом множества одиночных решений, связанных между собой. Остановимся теперь на методах прогнозирования, которые могут быть применены к рынку FOREX. Эти методы помогут доказать или опровергнуть заключения данного раздела.

ГЛАВА 2. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

2.1 Прогнозирование временных рядов методами линейного подхода

Линейный подход выявляет закономерности, необходимые для построения прогноза, на предположении о линейной зависимости рассматриваемых рядов. основополагающим определением в теории временных рядов является понятие стационарности.

Работа с временными рядами при помощи эконометрического аппарата связана с некоторыми трудностями. В отличие от пространственных выборок, временные ряды должны обладать определенными свойствами для того, чтобы с ними можно было работать. Одним из таких требований является требование стационарности от ряда. Если рассматриваемый ряд оказывается нестационарным, то при его анализе велика вероятность построения «мнимой регрессии», то есть определение статистически значимой связи там, где ее на самом деле нет.

2.1.1 Анализ временных рядов исследуемых процессов и описание их свойств

Введем определение стационарного ряда. Ряд y_t называется строго стационарным (strictly stationary) или стационарным в узком смысле, если совместное распределение m наблюдений $y_{t_1}, y_{t_2}, \dots, y_{t_m}$ не зависит от сдвига по времени, то есть совпадает с распределением $y_{t_1+t}, y_{t_2+t}, \dots, y_{t_m+t}$ для любых m и t . Обычно нас интересуют средние значения и ковариации, а не все распределение. Поэтому часто используется понятие слабой стационарности (weak stationarity) или стационарности в широком смысле, которое состоит в том, что среднее, дисперсия и ковариации y_t не зависят от момента времени t :

$$E(y_t) = \mu < \infty \quad V(y_t) = \gamma_0 \quad Cov(y_t, y_{t-k}) = \gamma_k$$

Как можно видеть, из строгой стационарности следует слабая стационарность. В дальнейшем везде под «стационарным» рядом будет пониматься слабо стационарный ряд.

Введем понятие автокорреляционной функции (autocorrelation function), ACF:

$$\rho_k = \frac{Cov(y_t, y_{t-k})}{V(y_t)} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

ACF играет важную роль в задаче идентификации моделей временных рядов. В этом можно убедиться, увидев ряд примеров, приведенных ниже.

Примером нестационарного ряда является «случайное блуждание» (random walk):

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim iid(0, \sigma^2).$$

Иными словами, ряд действует по принципу «сегодня как вчера», искажаясь на случайную величину с нулевым средним и постоянной дисперсией. Такое блуждание нестационарно, потому что дисперсия от наблюдения к наблюдению только возрастает. Графическая иллюстрация приведена ниже.

В отличие от случайного блуждания процесс AR(1) (авторегрессионная модель порядка 1) $y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$ стационарна при $|\phi| < 1$. Процесс случайного блуждания отличается от стационарного AR(1) процесса тем, что влияние случайных составляющих в первом случае не затухает, в то время как во втором случае влияние возмущений затухает со временем: $y_t = \varepsilon_t + \phi \varepsilon_{t-1} + \phi^2 \varepsilon_{t-2} + \dots$

В своей работе Магнус Я.Р.¹ показывает также, что процесс вида $|\phi| > 1$ не является стационарным и не встречается в реальных экономических примерах.

Тренд и сезонность.

Рассмотрим некоторые примеры нестационарных рядов и определим порядок действий при обнаружении ряда того или иного типа. Будут рассмотрены тренд и сезонность.

Тренд. Если временной ряд содержит тренд, то его вид можно представить следующим образом: $y_t = \alpha + f(t) + \varepsilon_t$. Здесь ряд представлен в виде композиции детерминированной составляющей $\alpha + f(t)$ и случайной составляющей, являющейся стационарным временным рядом с нулевым средним. Часто встречаются такие примеры тренда: квадратичный, экспоненциальный и тому подобное.

Для того чтобы выделить тренд в модели с линейным трендом (и ей подобных), можно применить обычную технику оценивания параметров регрессионных уравнений, считая t независимой переменной. После этого мы получим ряд, остатков, для описания которого можно будет применить модели стационарных временных рядов.

Сезонность. В экономических данных часто встречается сезонная компонента. Например, в квартальных данных может наблюдаться сезонная компонента с периодом 4:

$$y_t = S(t) + \varepsilon_t \\ S(t+4) \equiv S(t)$$

¹ Магнус Я.Р. Эконометрика. Начальный курс. Москва, М: Дело, 2005

Здесь ряд представлен в виде композиции периодической детерминированной составляющей $S(t)$ (сезонная компонента) и случайной составляющей, являющейся стационарным временным рядом с нулевым средним. Сезонную компоненту можно представить в виде суммы фиктивных (бинарных) переменных. В этом случае сезонная модель принимает следующий вид:

$$y_t = \beta_1 d_{1t} + \beta_2 d_{2t} + \beta_3 d_{3t} + \beta_4 d_{4t} + \varepsilon_t$$

К рассмотренным выше рядам (тренд, сезонность и случайное блуждание) может быть применена методика взятия последовательной разности.

Как уже было определено выше, случайное блуждание является примером нестационарного временного ряда. Однако если к нему применить операцию взятия последовательной разности, получим стационарный временной ряд:

$$z_t = \Delta y_t = (1 - L)y_t = y_t - y_{t-1}, \quad z_t = \varepsilon_t$$

Взятие разности также приводит к стационарному процессу ряд с линейным трендом: $\Delta y_t = \beta + u_t$, где $u_t = \varepsilon_t - \varepsilon_{t-1}$. В случае с квадратичным трендом взятие первой разности не приводит к стационарному ряду, но если взять вторую разность, то получившийся ряд является стационарным.

В случае наличия сезонной компоненты устранить ее можно при помощи оператора взятия сезонной последовательной разности $\Delta_4 y_t = (1 - L^4)y_t = y_t - y_{t-4}$ (при условии, если период сезонной компоненты равен 4).

Заметим, что применение оператора последовательной разности не обязательно приводит нестационарный ряд к стационарному. Например, процесс AR(1) с коэффициентом при лагированной переменной больше 1 не является стационарным. Применив к данному ряду оператор разности, мы получим все тот же нестационарный ряд. Повторное применение оператора разности также не приводит к стационарному ряду.

Таким образом, применяя выделение тренда, сезонности и/или оператор последовательной разности, часто можно получить из исходного временного ряда стационарный.

Проверка ряда на стационарность.

Существует несколько способов выявления стационарности рассматриваемого ряда. Первым способом является визуальный анализ графика ряда с целью выявления трендов, сезонности, резких скачков рассматриваемых данных. Все это является аргументом для принятия гипотезы о нестационарности временного ряда.

Если визуально стационарность определить сложно, обычно анализируют автокорреляционную (ACF) и частную автокорреляционную функции (PACF). В процедуре вычисления выборочного частного коэффициента корреляции оказывается, что в случае стационарного ряда значение выборочной частной автокорреляционной функции PACF(k) вычисляется как МНК-оценка последнего коэффициента в AR(k) регрессионном уравнении:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_k y_{t-k} + \varepsilon_t$$

Коррелограмма стационарного временного ряда «быстро убывает» с ростом k после нескольких первых значений. Если же график убывает достаточно медленно, то есть основания предположить нестационарность ряда. График PACF должен также быстро убывать для стационарного ряда.

У коррелограммы есть еще одно очень полезное свойство: с ее помощью можно определять зависимость между членами ряда. Иными словами, по коррелограмме можно определить вид авторегрессионной модели.

Если и после этого метода остаются сомнения насчет стационарности ряда, можно использовать формальные тесты на наличие в операторе сдвига единичного корня (признак нестационарности). Обычно используют тест Дики-Фуллера (DF), расширенный тест Дики-Фуллера (ADF), и другие.

Нулевой гипотезой теста Дики-Фуллера и его расширения является наличие случайного блуждания, то есть отсутствия стационарности ряда. В своей работе² Д.А. Дики и В.А. Фуллер доказали, что если ряд нестационарен, то обычный способ проверки статистической значимости полученных оценок (распределение Стьюдента и асимптотически нормальное распределение) не могут быть использованы. Основой для проверки гипотезы служит разработанная этими учеными статистика.

Если вместо членов временного ряда рассматриваются их разности различного порядка, то тест называется расширенным.

2.1.2 Модели авторегрессии и скользящего среднего

Рассмотрим следующий класс моделей стационарных временных рядов:

$$y_t - \phi_1 y_{t-1} - \dots - \phi_p y_{t-p} = \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

В более короткой записи модель можно переписать так (через операторы сдвига):

² Dickey, D. A and W. A. Fuller, "Distributions of the estimators for autoregressive time series with a union root", Journal of American Statistical Association, 75 (1979), 427-431

$$\Phi(L)y_t = \delta + \Theta(L)\varepsilon_t, \text{ где}$$

$\Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p$ и $\Theta(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q$ - полиномы от оператора сдвига. Такая модель называется моделью авторегрессии и скользящего среднего (autoregressive moving average) или ARMA(p,q). Наиболее часто встречаются простые модели типа AR(1), AR(2), MA(1), MA(2), ARMA(1,1).

Коинтеграция.

Ранее уже было показано, почему нежелательно работать с нестационарными рядами. Однако порой работать с такими рядами все-таки возможно. Одними из первых подход к регрессии нестационарных рядов предложили Энгель и Гранжер³ (Engel and Granger) в 1987 году.

Предположим, что у нас есть нестационарный ряд y_t . Возьмем его первые разности $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$. Если ряд Δy_t является стационарным, то y_t называется интегрируемым порядка 1 (integrated order 1), I(1). Соответственно, стационарный ряд Δy_t называется I(0). Вообще, ряд называется интегрируемым порядка k, I(k), если его разности порядка k-1 включительно нестационарны, а k-я разность стационарна.

Теперь пусть у нас есть два I(1) ряда y_t и x_t . Пусть, кроме того, их линейная комбинация $y_t - \beta x_t$ является стационарной, I(0). В этом случае ряды y_t и x_t называются коинтегрированными (cointegrated). Оказывается, в этом случае можно получить состоятельную оценку β .

Асимптотические свойства оценки будут при этом другие. Если обычно $\sqrt{n}(\hat{\beta} - \beta)$ имеет предельное нормальное распределение, то в данном случае $n(\hat{\beta} - \beta)$ имеет некоторое предельное распределение. Такая оценка называется суперсостоятельной, так как сходится к истинному значению быстрее, чем в случае классической регрессии.

Таким образом, чтобы проверить наличие коинтеграции, надо рассмотреть остатки, полученные при МНК-оценивании коинтегрирующего уравнения. Нулевой гипотезой является отсутствие коинтеграции, то есть наличие единичного корня в ряде остатков.

Модели Бокса-Дженкинса (ARIMA).

Модель Бокса-Дженкинса рассматривает модели временных рядов в узком смысле, то есть поведение временного ряда объясняется исключительно из его значений в предыдущие моменты времени.

³ Engle, R. F. and C. W. J. Granger, "Co-integration and error correction representation, estimation and testing" *Econometrica*, 55 (1987), 455-461

Как было показано выше, статистические свойства стационарных и нестационарных временных рядов существенно отличаются, и для их моделирования должны применяться различные методы.

Как было показано выше, некоторые нестационарные временные ряды могут быть приведены к стационарным при помощи оператора взятия последовательной разности. Предположим, что временной ряд y_t после того, как к нему применили d раз оператор последовательной разности, стал стационарным рядом $\Delta^d y_t$, удовлетворяющим ARMA(p,q) модели. Тогда процесс y_t называется интегрированным процессом авторегрессии и скользящего среднего ARIMA(p,d,q).

Прогнозирование с использованием эконометрических методов.

При исследовании ряда на стационарность и определении вида авторегрессионной модели достаточно просто построить прогноз данного временного ряда. Все, что для этого необходимо сделать, это подставить последние значения ряда с тем, чтобы получить следующее значение, прогнозное.

Рекомендуется строить прогноз на небольшое количество промежутков вперед, так как с все большим погружением в будущее совокупная ошибка модели накапливается. Иными словами, каждое следующее прогнозное значение содержит все больше погрешностей, чем предыдущее.

На этом мы оставим рассмотрение параметрического метода линейного подхода и перейдем к непараметрическому методу.

2.1.3 Метод «Гусеница»-SSA

В данном разделе исследования будет рассмотрен непараметрический метод прогнозирования, получивший название «Гусеница»-SSA. Данный метод развивался параллельно в России и в Великобритании и США, отсюда и двойное название метода. С России метод был назван «гусеницей» (caterpillar), а в Великобритании и США – Singular Spectrum Analysis (SSA). Данный метод используется для анализа и прогнозирования временных рядов. Кратко опишем принцип работы данного метода.

Для анализа временного ряда выбирается параметр L ; назовем его «длина окна». Параметр L может выбираться достаточно произвольно. При достаточно большой длине ряда и достаточно большом значении L результаты не будут зависеть от длины окна. Затем на основе ряда строится траекторная матрица, столбцами которой являются скользящие

отрезки ряда длиной L ; с первой точки по L -тую, со второй по $(L+1)$ -ую и так далее. Добавим несколько слов о выборе длины окна для эффективного анализа ряда.

Для выделения тренда и периодик из достаточно длинного временного ряда (с которым и предполагается работать на практике), если длина ряда равна N , рекомендуется брать длину окна $L = N/2$. Данная рекомендация может быть выполнена при достаточно большой вычислительной мощности используемого компьютера.

Следующий шаг – это сингулярное разложение траекторной матрицы в сумму элементарных матриц. Каждая элементарная матрица задается набором из собственного числа и двух сингулярных векторов – собственного и факторного.

Предположим, что исходный временной ряд является суммой нескольких рядов. Теоретические результаты позволяют при некоторых условиях определить по виду собственных чисел, собственных и факторных векторов, что это за слагаемые и какой набор элементарных матриц соответствует каждому из них. Суммируя элементарные матрицы внутри каждого набора и затем, переходя от результирующих матриц к ряду, мы получаем разложение ряда на аддитивные слагаемые, например, на сумму тренда, периодики и шума или на сумму низкочастотной и высокочастотной составляющей. Возможность разбить совокупность элементарных матриц на группы, соответствующие интерпретируемым аддитивным составляющим ряда, тесно связана с понятием делимости рядов.

Таким образом, целью метода является разложение временного ряда на интерпретируемые аддитивные составляющие. При этом в условиях применимости ряда нет требования к его стационарности. Напомним, что применение методологии Бокса-Дженкинса (ARMA модель) в эконометрике исключает анализ ряда при его нестационарности. Также не требуется знание модели тренда, а также сведения о наличии в ряде периодических составляющих и их периодах. При таких слабых предположениях метод «Гусеница»-SSA может решать различные задачи, такие как, например, выделение тренда, обнаружение периодик, сглаживание ряда, построение полного разложения ряда в сумму тренда, периодик и шума.

Плата за такой широкий спектр возможностей при достаточно слабых предположениях является, во-первых, существенно неавтоматическая группировка компонент сингулярного разложения траекторной матрицы ряда для получения составляющих исходного ряда. Во-вторых, отсутствие модели не позволяет проверить гипотезы о наличии в ряде той или иной составляющей (этот недостаток объективно присущ всем непараметрическим методам). Для проверки подобных гипотез требуется

построение модели, которое, в свою очередь, может быть проведено на основе информации, получаемой с помощью метода «Гусеница»-SSA. Отметим также, что рассматриваемый непараметрический метод позволяет получить результаты, часто лишь незначительно менее точные, чем многие параметрические методы при анализе ряда с известной моделью.

Группировка для нахождения полного разложения ряда.

Задача нахождения полного разложения ряда эквивалентна идентификации собственных троек сингулярного разложения траекторной матрицы ряда, соответствующих тренду, соответствующим колебательным компонентам и шуму.

Что касается шума, то мы всегда должны иметь в виду присущую этому понятию неопределенность при недостатке строгой математической модели. С практической точки зрения, естественный путь выделения шума – это отнесение к нему тех собственных троек, которые не содержат ни тренда, ни колебаний. Действия по выделению случайных компонент направлены на снижение уровня шума в исходном ряде и концентрацию на трендовых и сезонных компонентах.

Прогнозирование временных рядов методом «Гусеница»-SSA.

При помощи метода «Гусеница»-SSA можно строить прогнозы двух типов: рекуррентные и векторные. Остановимся на каждом из них более подробно.

Рекуррентное SSA-прогнозирование.

Входными данными алгоритма является временной ряд $F(N)$, длина окна L , линейное пространство размерности r (пространство для аппроксимации ряда), число M точек прогноза. Задачей прогноза является получение ряда $G(N + M)$, состоящего из $N + M$ точек. После разложения матрицы ряда на сингулярные матрицы и его аппроксимации можно построить его прогноз.

Используя введенные выше обозначения, определим временной ряд

$$G(N + M) = (g_0, \dots, g_{N+M-1}) \text{ по формулам } g_i = \begin{cases} \tilde{f}_i \\ \sum_{j=1}^{L-1} a_j g_{i-j} \end{cases}, \text{ в первом случае для } i = 0, \dots, N - 1,$$

а во втором случае для $i = N, \dots, N + M - 1$. Отметим здесь, что \tilde{f}_i является аппроксимацией, а не истинной функцией процесса.

Числа g_N, \dots, g_{N+M-1} образуют M членов рекуррентного прогноза. Для краткости будем называть рекуррентный прогноз R-прогнозом.

Векторное SSA-прогнозирование.

Алгоритм R-прогноза является основным прогнозирующим элементом в силу его непосредственной связи с линейными рекуррентными формулами. Здесь мы приведем одну его модификацию, которая в ряде случаев может давать более точные результаты прогноза.

Сначала объясним происхождение этого алгоритма. Вернемся к базовому методу SSA как к базовому методу анализа временных рядов и предположим, что нашей целью является извлечение некоторой аддитивной компоненты $F_N^{(1)}$ из ряда F_N (предположим, что она приближенно разделима с остатком). Тогда, выбрав подходящую длину окна L , мы получим сингулярное разложение траекторной матрицы временного ряда F_N и можем выбрать собственные тройки $(\sqrt{\lambda_i}, U_i, V_i), i \in I = (j_1, \dots, j_r)$ из одного собственного числа и двух сингулярных векторов, соответствующие ряду $F_N^{(1)}$. Результирующая матрица будет иметь вид:

$$X_I = \sum_{i \in I} \sqrt{\lambda_i} U_i V_i$$

и, после диагонального усреднения, придем к восстановленному ряду $\tilde{F}_N^{(1)}$, который является приближением к $F_N^{(1)}$.

Коротко идея «векторного прогноза» может быть описана следующим образом. Допустим, что последовательность векторов $X_1^{\epsilon}, \dots, X_K^{\epsilon}$ на M шагов вперед таким образом:

- 1) Векторы-продолжения Z_m , где $K < m \leq K + M$, принадлежат тому же самому линейному пространству, что и исходный ряд.
- 2) Матрица $X_m = [X_1^{\epsilon} : \dots : X_K^{\epsilon} : Z_{K+1} : \dots : Z_{K+M}]$ обладает всеми теми же свойствами, что и без добавления элементов Z_K, \dots, Z_{K+M}

На основе рекуррентного и векторного прогнозирования в практической части будет предпринята попытка сделать прогноз валютного рынка. Как плюс к использованию данного метода можно выделить «достаточность» одного исследуемого временного ряда для построения качественного прогноза.

На данном разделе заканчивается рассмотрение методов прогнозирования в рамках линейного подхода. В следующем разделе будет рассмотрен нелинейный подход на основе теории нейронных сетей.

2.2 Прогнозирование временного ряда при помощи теории нейронных сетей

2.2.1 Введение в теорию нейронных сетей

Обратимся к рассмотрению нелинейного подхода к прогнозированию валютного рынка. Методы данного раздела исследования были взяты из теории нейронных сетей.

Под нейронными сетями подразумеваются вычислительные структуры, которые моделируют простые биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга. Адаптируемые и обучаемые, они представляют собой распараллеленные системы, способные к обучению путем анализа положительных и отрицательных воздействий. Элементарным преобразователем в данных сетях является искусственный нейрон или просто нейрон, названный так по аналогии с биологическим прототипом.

К настоящему времени предложено и изучено большое количество моделей нейроподобных элементов и нейронных сетей, ряд из которых рассмотрен в настоящем разделе.

Термин «нейронные сети» (neural networks) сформировался в 40-х годах XX века в среде исследователей, изучавших принципы организации и функционирования биологических нейронных сетей. Основные результаты, полученные в этой области, связаны с именами американских исследователей У. Маккалоха, Д. Хебба, Ф. Розенблатта, М. Минского, Дж. Хопфилда и др.

В пятидесятые и шестидесятые годы группа исследователей, объединив эти биологические и физиологические подходы, создала первые искусственные нейронные сети. Выполненные первоначально как электронные сети, они были позднее перенесены в более гибкую среду компьютерного моделирования, сохранившуюся и в настоящее время. Первые успехи вызвали взрыв активности и оптимизма. Минский, Розенблатт, Уидроу и другие разработали сети, состоящие из одного слоя искусственных нейронов. Часто называемые персептронами, они были использованы для такого широкого класса задач, как предсказание погоды, анализ электрокардиограмм и искусственное зрение. В течение некоторого времени казалось, что ключ к интеллекту найден, и воспроизведение человеческого мозга является лишь вопросом конструирования достаточно большой сети.

Но эта иллюзия скоро рассеялась. Сети не могли решать задачи, внешне весьма сходные с теми, которые они успешно решали. С этих необъяснимых неудач начался

период интенсивного анализа. Минский, используя точные математические методы, строго доказал ряд теорем, относящихся к функционированию сетей.

Его исследования привели к написанию книги «Персептроны», в которой он вместе с Пайпертом доказал, что используемые в то время однослойные сети теоретически неспособны решить многие простые задачи, в том числе реализовать функцию «Исключающее ИЛИ». Минский также не был оптимистичен относительно потенциально возможного здесь прогресса.

Персептрон показал себя заслуживающим изучения, несмотря на жесткие ограничения (и даже благодаря им). У него много привлекательных свойств: линейность, занимательная теорема об обучении, простота модели параллельных вычислений. Нет оснований полагать, что эти достоинства сохраняться при переходе к многослойным системам. Тем не менее, мы считаем важной задачей для исследования подкрепление (или опровержение) нашего интуитивного убеждения, что такой переход бесплоден. Возможно, будет открыта какая-то мощная теорема о сходимости или найдена глубокая причина неудач дать интересную «теорему обучения» для многослойных машин.

Блеск и строгость аргументации Минского, а также его престиж породили огромное доверие к книге – ее выводы были неуязвимы. Разочарованные исследователи оставили поле исследований ради более обещающих областей, а правительства перераспределили свои субсидии, и искусственные нейронные сети были забыты почти на два десятилетия.

Тем не менее, несколько наиболее настойчивых ученых, таких как Кохонен, Гроссберг, Андерсон продолжили исследования. Наряду с плохим финансированием и недостаточной оценкой ряд исследователей испытывал затруднения с публикациями. Поэтому исследования, опубликованные в семидесятые и начале восьмидесятых годов, разбросаны в массе различных журналов, некоторые из которых малоизвестны. Постепенно появился теоретический фундамент, на основе которого сегодня конструируются наиболее мощные многослойные сети. Оценка Минского оказалась излишне пессимистичной, многие из поставленных в его книге задач решаются сейчас сетями с помощью стандартных процедур.

За последние несколько лет теория стала применяться в прикладных областях, и появились новые корпорации, занимающиеся коммерческим использованием этой технологии. Нарастание научной активности носило взрывной характер. В 1987 г. было проведено четыре крупных совещания по искусственным нейронным сетям и опубликовано свыше 500 научных сообщений – феноменальная скорость роста.

Урок, который можно извлечь из этой истории, выражается законом Кларка, выдвинутым писателем и ученым Артуром Кларком. В нем утверждается, что, если крупный уважаемый ученый говорит, что нечто может быть выполнено, то он (или она) почти всегда прав. Если же ученый говорит, что это не может быть выполнено, то он (или она) почти всегда не прав. История науки является летописью ошибок и частичных истин. То, что сегодня не подвергается сомнениям, завтра отвергается. Некритическое восприятие «фактов» независимо от их источника может парализовать научный поиск. С одной стороны, блестящая научная работа Минского задержала развитие искусственных нейронных сетей. Нет сомнений, однако, в том, что область пострадала вследствие необоснованного оптимизма и отсутствия достаточной теоретической базы. И возможно, что шок, вызванный книгой «Персептроны», обеспечил необходимый для созревания этой научной области период.

Представим некоторые проблемы, решаемые в контексте нейронных сетей и представляющие интерес для пользователей.

Классификация образов. Задача состоит в указании принадлежности входного образа (например, речевого сигнала или рукописного символа), представленного вектором признаков, одному или нескольким предварительно определенным классам. К известным приложениям относятся распознавание букв, распознавание речи, классификация сигнала электрокардиограммы, классификация клеток крови.

Кластеризация/категоризация. При решении задачи кластеризации, которая известна также как классификация образов «без учителя», отсутствует обучающая выборка с метками классов. Алгоритм кластеризации основан на подобии образов и размещает близкие образы в один кластер. Известны случаи применения кластеризации для извлечения знаний, сжатия данных, исследования свойств данных.

Аппроксимация функций. Предположим, что имеется обучающая выборка $((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N))$ (пары данных вход-выход), которая генерируется неизвестной функцией $F(x)$, искаженной шумом. Задача аппроксимации состоит в нахождении оценки неизвестной функции $F(x)$. Аппроксимация функций необходима при решении многочисленных инженерных и научных задач моделирования.

Предсказание/прогноз. Пусть заданы n дискретных отсчетов $\{y(1), y(2), \dots, y(k)\}$ в последовательные моменты времени. Задача состоит в предсказании значения $y(k+1)$ в некоторый будущий момент времени $k+1$. Предсказание/прогноз имеет значительное влияние на принятие решений в бизнесе, науке и технике. Предсказание цен на фондовой

бирже и прогноз погоды являются типичными приложениями техники предсказания/прогноза.

Оптимизация. Многочисленные проблемы в математической статистике, технике, науке, медицине и экономике могут рассматриваться как проблемы оптимизации. Задачей алгоритма оптимизации является нахождение такого решения, которое удовлетворяет системе ограничений и максимизирует или минимизирует целевую функцию. Известная задача коммивояжера является классическим примером задачи оптимизации.

Память, адресуемая по содержанию. В модели вычислений фон Неймана обращение к памяти доступно только посредством адреса, который не зависит от содержания памяти. Более того, если допущена ошибка в вычислении адреса, то может быть найдена совершенно иная информация. Ассоциативная память, или память, адресуемая по содержанию, доступна по указанию заданного содержания. Содержимое памяти может быть вызвано даже частичному входу или искаженному содержанию. Ассоциативная память чрезвычайно желательна при создании мультимедийных информационных баз данных.

Управление. Рассмотрим динамическую систему, заданную совокупностью $\{u(t), y(t)\}$, где $u(t)$ является входным управляющим воздействием, а $y(t)$ – выходом системы в момент времени t . В системах управления с эталонной моделью целью управления является расчет такого входного воздействия $u(t)$, при котором система следует по желаемой траектории, диктуемой эталонной моделью. Примером является оптимальное управление двигателем.

Нейронные сети сегодня:

Имеется много впечатляющих демонстраций возможностей искусственных нейронных сетей: сеть научили превращать текст в фонетическое представление, которое затем с помощью уже иных методов превращалось в речь; другая сеть может распознавать рукописные буквы; сконструирована система сжатия изображений, основанная на нейронной сети. Все они используют сеть обратного распространения – наиболее успешный, по-видимому, из современных алгоритмов. Обратное распространение, независимо предложенное в трех различных работах Вербоса, Паркера и Румельхарта, является систематическим методом для обучения многослойных сетей, и тем самым преодолевает ограничения, указанные Минским.

Однако, обратное распространение не свободно от проблем. Прежде всего, нет гарантии, что сеть может быть обучена за конечное время. Много усилий, израсходованных на обучение, пропадает напрасно после затрат большого количества

машинного времени. Когда это происходит, попытка обучения повторяется – без всякой уверенности, что результат окажется лучше. Нет также уверенности, что сеть обучится наилучшим возможным образом. Алгоритм обучения может попасть в «ловушку» так называемого локального минимума и будет получено худшее решение.

Разработано много других сетевых алгоритмов обучения, имеющих свои специфические преимущества. Следует подчеркнуть, что никакая из сегодняшних сетей не является панацеей, все они страдают от ограничений в своих возможностях обучаться и вспоминать.

Нейронные сети представляют собой область знаний, продемонстрировавшая свою работоспособность, имеющая уникальные потенциальные возможности, много ограничений и множество открытых вопросов. Такая ситуация настраивает на умеренный оптимизм. Авторы склонны публиковать свои успехи, но не неудачи, создавая тем самым впечатление, которое может оказаться нереалистичным. Те, кто ищет капитал, чтобы рискнуть и основать новые фирмы, должны представить убедительный проект последующего осуществления и прибыли. Существует, следовательно, опасность, что искусственные нейронные сети начнут продавать раньше, чем придет их время, обещая функциональные возможности, которых пока невозможно достигнуть. Если это произойдет, то область в целом может пострадать от потери кредита доверия и вернется к застою периоду семидесятых годов. Для улучшения существующих сетей требуется много основательной работы. Должны быть развиты новые технологии, улучшены существующие методы и расширены теоретические основы, прежде чем данная область сможет полностью реализовать свои потенциальные возможности.

Перспективы на будущее:

Искусственные нейронные сети предложены для решения задач, простирающихся от управления боем до присмотра за ребенком. Потенциальными приложениями являются те, где человеческий интеллект малоэффективен, а обычные вычисления трудоемки или неадекватны. Этот класс приложений, во всяком случае, не меньше класса, обслуживаемого обычными вычислениями, и можно предполагать, что искусственные нейронные сети займут свое место наряду с обычными вычислениями в качестве дополнения такого же объема и важности.

Искусственные нейронные сети и экспертные системы:

В последние годы над искусственными нейронными сетями доминировали логические и символично-операционные дисциплины. Например, широко

пропагандировались экспертные системы, у которых имеется много заметных успехов, так же, как и неудач. Кое-кто говорит, что искусственные нейронные сети заменят собой современный искусственный интеллект, но многое свидетельствует о том, что они будут существовать, объединяясь в системах, где каждый подход используется для решения тех задач, с которыми он лучше справляется.

Эта точка зрения подкрепляется тем, как люди функционируют в нашем мире. Распознавание образов отвечает за активность, требующую быстрой реакции. Так как действия совершаются быстро и бессознательно, то этот способ функционирования важен для выживания во враждебном окружении.

Когда наша система распознавания образов не в состоянии дать адекватную интерпретацию, вопрос передается в высшие отделы мозга. Они могут запросить дополнительную информацию и займут больше времени, но качество полученных в результате решений может быть выше.

Можно представить себе искусственную систему, подражающую такому разделению труда. Искусственная нейронная сеть реагировала бы в большинстве случаев подходящим образом на внешнюю среду. Так как такие сети способны указывать доверительный уровень каждого решения, то сеть «знает, что она не знает» и передает данный случай для разрешения экспертной системе. Решения, принимаемые на этом более высоком уровне, были бы конкретными и логичными, но они могут нуждаться в сборе дополнительных фактов для получения окончательного заключения. Комбинация двух систем была бы более мощной, чем каждая из систем в отдельности, следуя при этом высокоэффективной модели, даваемой биологической эволюцией.

Соображения надежности:

Прежде чем искусственные нейронные сети можно будет использовать там, где поставлены на карту человеческая жизнь или ценное имущество, должны быть решены вопросы, относящиеся к их надежности.

Подобно людям, структуру мозга которых они копируют, искусственные нейронные сети сохраняют в определенной мере непредсказуемость. Единственный способ точно знать выход состоит в испытании всех возможных входных сигналов. В большой сети такая полная проверка практически неосуществима и должны использоваться статистические методы для оценки функционирования. В некоторых случаях это недопустимо. Например, что является допустимым уровнем ошибок для сети, управляющей системой космической обороны? Большинство людей скажет, любая ошибка недопустима, так как она ведет к огромному числу жертв и разрушений. Это отношение не

меняется от того обстоятельства, что человек в подобной ситуации также может допускать ошибки.

Проблема возникает из-за допущения полной безошибочности компьютеров. Так как искусственные нейронные сети иногда будут совершать ошибки даже при правильном функционировании, то, как ощущается многими, это ведет к ненадежности – качеству, которое мы считаем недопустимым для наших машин.

Сходная трудность заключается в неспособности традиционных искусственных нейронных сетей "объяснить", как они решают задачу. Внутреннее представление, получающееся в результате обучения, часто настолько сложно, что его невозможно проанализировать, за исключением самых простых случаев. Это напоминает нашу неспособность объяснить, как мы узнаем человека, несмотря на различие в расстоянии, угле, освещении и на прошедшие годы. Экспертная система может проследить процесс своих рассуждений в обратном порядке, так что человек может проверить ее на разумность.

Выводы:

Искусственные нейронные сети являются важным расширением понятия вычисления. Они обещают создание автоматов, выполняющих функции, бывшие ранее исключительной прерогативой человека. Машины могут выполнять скучные, монотонные и опасные задания, и с развитием технологии возникнут совершенно новые приложения.

Теория искусственных нейронных сетей развивается стремительно, но в настоящее время она недостаточна, чтобы быть опорой для наиболее оптимистических проектов. В ретроспективе видно, что теория развивалась быстрее, чем предсказывали пессимисты, но медленнее, чем надеялись оптимисты, – типичная ситуация. Сегодняшний взрыв интереса привлек к нейронным сетям тысячи исследователей. Резонно ожидать быстрого роста нашего понимания искусственных нейронных сетей, ведущего к более совершенным сетевым парадигмам и множеству прикладных возможностей.

2.2.2 Алгоритм работы с нейронными сетями

Для многих экономистов, хорошо знакомых с эконометрикой и поверхностно знакомых с теорией нейросетевых вычислений, нейронная сеть представляется подобием «черного ящика», в который необходимо загрузить входящую информацию (вход), чтобы получить некий желаемый результат (выход). Сам процесс преобразования данных в

процессе вычислений для исследователей-экономистов не играет большой роли. Главное, чтобы результат был приемлемым. С такой точки зрения нейронная сеть может быть отождествлена с волшебной палочкой, которая может сделать все, что угодно исследователю. К сожалению, процесс нейровычислений на самом деле несколько сложнее, чем может показаться.

Представление входных данных.

При прогнозировании валютных рынков при помощи нейронных сетей в качестве входной информации могут выступать: ценовая динамика и ее производные (значение индикаторов, значимые уровни и тому подобное), а также другие рыночные показатели. Часто для прогнозирования ценовой динамики используют тот же ряд, но с временным лагом, в эконометрике это называется авторегрессионной моделью.

Следует отметить, что абсолютные значения валютных котировок нельзя использовать как вход для нейронной сети. Совокупностью параметров, которая будет подана на вход, будем называть «образом». Выходные сигналы будут лежать в рамках значений активационной функции, выбранной для нейронной сети. Следовательно, образ на входе должен лежать в том же интервале, что и выход. Чаще всего рекомендуется преобразовать входные данные таким образом, чтобы значения каждого ряда лежали в пределах отрезка [0,1].

Рассмотрим простейший способ формирования входных образов для обучения нейронной сети. Основным понятием при работе по принципу авторегрессионной модели является «глубина погружения», то есть то количество лагов, которое будет рассматриваться нейронной сетью. Например, при работе с дневной динамикой курсов валют, глубина погружения размером 7 будет означать, что исследователя интересует динамика курса за последнюю неделю и ее влияние на будущую котировку. Количество входов для нейронной сети должно равняться количеству параметров, которые будут поданы на вход. Количество же нейронов на выходе определяется размерностью вектора выходов в задаче.

Суть метода формирования входных образов заключается в следующем. Допустим, что значения каждого ряда входов лежат в некотором интервале, для каждого ряда можно найти его минимум и максимум. В таком случае процесс преобразования входных образов будет описываться следующим уравнением:

$$\tilde{x} = \frac{x - Min}{Max - Min}$$

После такого преобразования каждый образ, ранее принадлежавший интервалу [Min, Max], теперь лежит в интервале [0,1]. Как можно легко убедиться, после проведения

такого преобразования над входными данными, теряется часть информации. Однако при решении задачи значения Min и Max могут быть сохранены, чтобы возможно было потом вернуться к исходному временному ряду. Рассмотрим теперь другие варианты преобразования входных данных.

Одним из наиболее логичных преобразований, позволяющих избежать прямой работы с абсолютными значениями котировок, является переход к первым разностям. Как правило, изменения котировок менее велики по амплитуде и обладают инвариантностью. Иными словами, при работе с первыми разностями рост в 5 процентных пунктов может быть отложен от любого первоначального состояния системы. При всей удобности и логичности данного метода он не удовлетворяет основному требованию входного образа нейронной сети: первые разности (когда за единицу измерения берутся процентные пункты) не лежат в единичном отрезке. Если же первые разности взять по абсолютной величине, где 1 процентный пункт для валютной пары USDCHF равен 0,0001 франка, то главное условие будет соблюдено. Проблема тогда будет заключаться в том, что входной образ будет слишком мал и нейронная сеть может показать плохие результаты. Идеальным вариантом является набор входных образов, в котором одинаково равномерно представлены как величины, близкие к единицы, так и близкие к нулю. Очень удачным здесь может оказаться первое преобразование, которое нормализует входные образы.

Первый вариант, использующий образы нормализованных котировок, мог бы быть использован для решения задачи прогнозирования, однако здесь возникает проблема со статистической зависимостью элементов входного образа между собой. В эконометрической части данного исследования было установлено, что наиболее верной моделью для объяснения котировок валютного рынка является модель «случайного блуждания», нестационарного ряда, смоделированного по принципу «сегодня как вчера». В таком случае первый вариант нормализации данных не может быть использован в решении задачи прогнозирования, потому что смежные котировки \tilde{x} будут зависимы между собой.

Первые разности являются статистически независимыми друг с другом, кореллограмма ряда больше всего напоминает процесс «белого шума» (white noise). Можно заключить, что статистической зависимости между элементами входного образа нет.

Другие варианты представления входных образов основываются не на росте и изменении котировок, а на их приросте, то есть процентном изменении к предыдущему периоду. В таком случае формула перехода будет иметь следующий вид:

$$\tilde{x} = \frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1}} \text{ или } \tilde{x} = \log\left(\frac{x_t}{x_{t-1}}\right) \approx \frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1}}$$

Если при анализе статистической зависимости данных входного образа выяснится, что приросты также влияют друг на друга, то взятие логарифма от отношения настоящей котировки и предыдущей, как правило, обладает наибольшей статистической независимостью.

Существует еще один способ представления входных данных, построенный по принципу экспертных оценок или нечеткой логики. При методе экспертных оценок исследователь вправе сам входным образам ставить в соответствие числа от 0 до 1, согласно принятым им правилам. Данный метод может оказаться довольно точным при квалифицированном подходе, однако требует больших временных затрат, ведь целью исследователя остается передача наиболее ресурсоемких задач технике. Отсюда возникает вопрос о вводе транзитивной функции, которая смогла бы отобразить множество входных образов в единичный гиперкуб. Для решения данной задачи подходит теория нечеткой логики. Скажем несколько слов о самой теории перед тем, как перейти к ее применению для преобразования входных данных.

Современные вычислительные машины построены по принципу четкой логики, в то время как человеческая мыслительная система действует по принципу нечеткой логики. Смысл ее заключается в способности суждений, отнесению объектов и явлений к классам, в которых нет четких границ. Когда компьютер хранит информацию о возрасте человека, человек может судить о том, что этот человек скорее молод, чем стар. Аппарат нечеткой логики может научить компьютер выдавать суждения о том, что некий объект скорее маленький, чем большой, возможность оценивать при недостатке точных данных об объекте.

Возвращаясь к стоящей перед нами задаче, отметим, что экспертные оценки о каждом объекте могут быть заменены преобразованиями из раздела нечеткой логики. При анализе котировок в виде часовых свечей можно ввести понятие большая белая свеча, средняя белая свеча, маленькая белая свеча, около нулевая свеча, маленькая черная свеча, средняя черная свеча, большая черная свеча. Как можно убедиться, эти понятия сугубо индивидуальны, хотя между суждениями различных исследователей могут иметь много схожего. Для того чтобы компьютер смог провести процесс преобразования из свечей с точными показателями в условные свечи, необходимо определить, что будем включать в каждое понятие. Логичным будет ввести не только абсолютные критерии, но и значения предыдущих свечей, чтобы учесть относительность понятий. На выходе можно получить

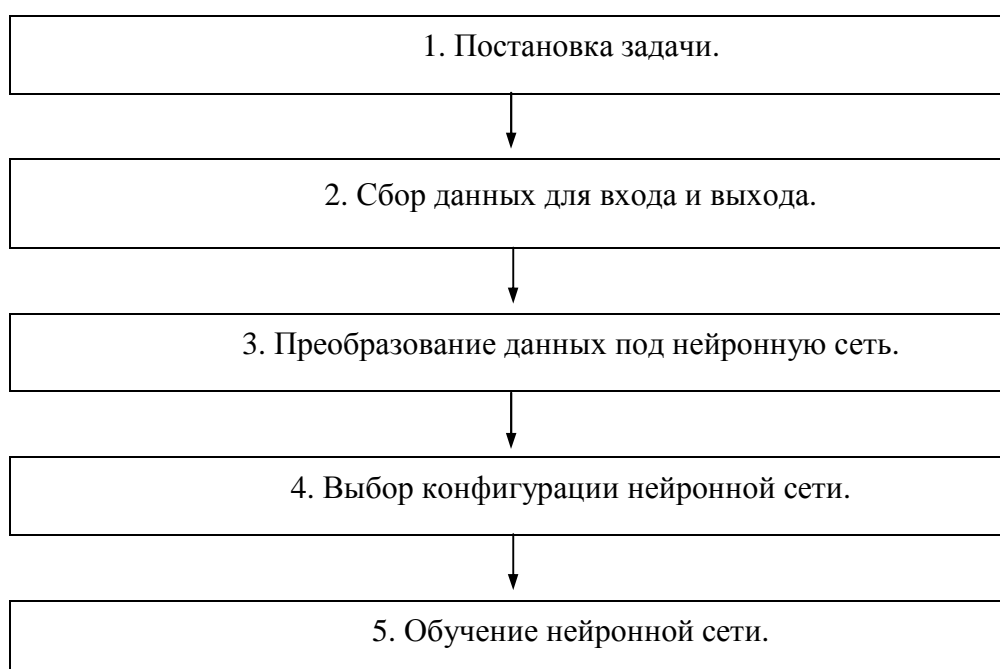
семимерный вектор, каждый элемент которого будет лежать от 0 до 1. каждое число будет мерой (или вероятностью) отнесения конкретной свечи к тому или иному классу. Путем несложных преобразований (лучше всего ввести весовые коэффициенты, которые помогут преобразовать данные для нейронной сети) получаем данные для входа нейронной сети. Рассмотрим простой пример.

Если пакет нечеткой логики на некоторую свечку выдал результат (0,48;0,97;0,34;0,12;0,01;0,01;0,01), то данная свеча с весом 0.48 большая белая, 0.97 средняя белая, 0.34 маленькая белая, 0.12 около нулевая, 0.1 что черная всех видов соответственно. Теперь сопоставим весовые коэффициенты к каждому элементу вектора так, чтобы большой белой свечке соответствовало число, близкое к единице, а большой черной – близкое к нулю (если использовать другую активационную функцию, например, тангенса, то входы можно заключить в отрезок от 1 до -1, и большой черной свече будет соответствовать число, близкое к -1).

На данный момент существует много способов перекодировки данных входных образов, которые используются в задачах прогнозирования. Один из таких методов состоит из двух шагов. На первом шаге первые разности котировок умножаются на константу, например, на 10000, чтобы изменение стало целым числом. Иными словами: $\Delta x_{\text{новый}} = \Delta x_t \cdot 10000$. На втором шаге данные преобразуются функцией сигмоидом, обычно используемой в слоях нейронной сети:

$$\tilde{x} = \frac{1}{(1 + e^{-1.5\Delta x_t})^{-0.5}}.$$

Разобьем задачу для нейросети на пункты:



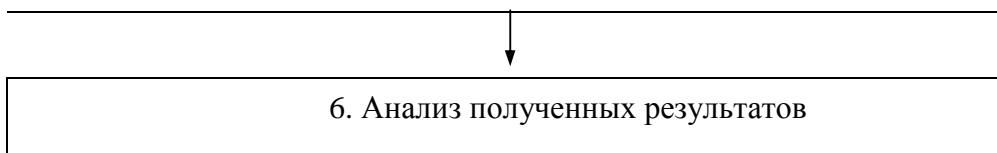


Рисунок 2.2.2.1. Иллюстрация алгоритма работы с нейросетью.

1. Постановка задачи.

Нейронная сеть не может решать задачу, поставленную в произвольной форме. Она может «понять» лишь ограниченный круг задач, представленных в определенной форме. Сильно упростив процесс постановки задачи, можно считать, что необходимо определить, что следует дать на вход сети, а что на выход. Число входов лучше взять с запасом, будет даже лучше, если список окажется избыточным. Связано это с тем, что нельзя заранее определить, какая из зависимых переменных лучше всего объясняет выход.

2. Сбор данных для входа и выхода.

После определения структуры задачи, выявив, какие данные необходимы для входа и для выхода будущей нейронной сети, исследователь должен собрать ряды данных для последующего анализа. Также важно отметить, что данные различных рядов должны быть сопоставимы друг с другом. Здесь выбирается размер выборки, с которой будет в дальнейшем работать исследователь.

3. Преобразование данных под нейронную сеть.

К сожалению, данные в их обычном представлении не могут быть поданы на вход нейронной сети. Обычно на вход могут быть поданы числа, лежащие в отрезке $[0,1]$. Отсюда возникает инвариантность представления входных данных, даже если речь первоначально шла лишь об одном ряде входных данных. Существует множество методов нормализации данных, которые позволяют терять минимум информации о первоначальном ряде. Ввиду наличия большого количества вариантов, как традиционных, так и менее традиционных, данный пункт дает исследователю большое пространство для творчества и индивидуализации исследовательской работы.

4. Выбор конфигурации нейронной сети.

После преобразования данных под возможности нейронной сети, исследователь переходит к выбору конфигурации самой нейронной сети. На данный момент изучено большое количество нейросетевых конфигураций (парадигм), каждая из которых приспособлена к решению той или иной задачи. Внутри каждой парадигмы также существует множество вариантов для построения нейронной сети. На данном этапе выбирается преимущественно количество слоев нейронов, количество нейронов в одном слое. Успешное выполнение этого пункта зависит от опыта исследователя, а также от

времени, которое он потратит на анализ способностей каждой из выбранных конфигураций. К сожалению, на данный момент существуют руководства к выбору конфигураций нейронных сетей, базирующиеся не на теоретических, а на эмпирических результатах.

В большинстве случаев, как уже было замечено ранее, для решения задачи прогнозирования больше всего подходит класс нейронных сетей типа «многослойный персептрон».

5. Обучение нейронной сети.

Существует несколько способов обучения нейронной сети. Наиболее распространенный из них – обучение с учителем. Данный метод построен по следующему принципу: на вход подаются некоторые данные, в результате преобразований получаются некоторый выход. Этот выход сравнивается с эталоном (с реальным выходом, который должен получиться в результате обучения), вычисляется отклонение результата от эталона (просчитывается ошибка нейронной сети). После вычисления ошибки веса изменяются, чтобы выход был больше похож на идеал, после чего процедура повторяется достаточное количество раз, чтобы минимизировать ошибку.

6. Анализ полученных результатов.

В результате пунктов 1-5 исследователь располагает несколькими нейронными сетями, которые показали себя наиболее успешно в решении поставленной задачи. В 6 пункте при помощи нейронной сети решают задачу, поставленную в первом пункте. Если перед исследователем стоит задача прогнозирования, то результатом является значение ряда в следующий момент времени. Анализ же заключается в том, чтобы оценить качество полученного прогноза.

ГЛАВА 3. ПРАКТИЧЕСКИЕ ПРИМЕРЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВАЛЮТНОГО КУРСА

Практическая часть данного исследования поделена на две части: линейный подход к прогнозированию валютного рынка и нелинейный подход. Внутри линейного подхода рассматривается непараметрический метод, представленный эконометрикой, и непараметрический, представленный методом «Гусеница»-SSA. Нелинейный подход базируется на теории нейронных сетей.

Итогом практической части являются построенные прогнозы по каждому из методов и их анализ. В заключении делается вывод о наиболее подходящем подходе и методе для решения поставленной задачи.

Весь анализ и вычисления проводятся на примере обменного курса швейцарского франка на доллар США. Кратко поясним этот выбор. Во-первых, обе валюты являются свободно конвертируемыми, что облегчает их анализ. Во-вторых, швейцарский франк обладает большей волатильностью, чем, к примеру, евро или японская йена. В-третьих, правительство Швейцарии, в отличие от правительства Японии, практически никогда не проводит интервенций на валютном рынке, что позволяет рассматривать котировки в «чистом» виде без необходимости их корректировать. И, наконец, в-четвертых, данная валютная пара является одной из основных во всех дилинговых центрах, что облегчает доступ к историческим данным.

3.1 Линейный подход

3.1.1 Прогнозирование курса USDCHF эконометрическим методом

Возьмем для рассмотрения ряд часовых котировок швейцарского франка к американскому доллару CHFUSD за период с 1 декабря 2009 года по 28 февраля 2010 года. Рассматриваемый файл данных содержит даты, время котировки, цену открытия, максимальной цены за час, минимальной цены за час, цену закрытия и объем совершенных сделок (Date, Time, Open, High, Low, Close, Volume). То есть вектор (20091201, 1500, 1.0002, 1.0020, 0.9990, 1.0010, 5535) означает, что 1 декабря 2009 года в период с 15:00 до 15:59 цена выросла с 1.0002 до 1.001, колеблясь внутри данного периода между 1.0020 и 0.999 франками за 1 доллар. Всего в каждом ряде 1610 элементов.

Анализ рядов и построение регрессий проводился с использованием программного пакета Eviews 4.0, рекомендованного многими исследователями в области эконометрики⁴. Этот пакет является наиболее удобным для быстрого и точного анализа временных рядов при помощи эконометрических методов.

Отметим, что котировки Open и Close довольно условны, потому что очень сильно зависят от конкретного выбора периода анализа данных, в то время как котировки High и Low более независимы, потому что показывают максимальное и минимальное колебание цен за определенный период. Значение ряда Volume показывает не столько объем торгов, как, к примеру, на фондовом рынке, сколько количество совершенных сделок за период времени. Недоступность объемов в их классическом понимании вызвано затруднениями в учете всех сделок, заключаемых на глобальном рынке FOREX. В связи с приведенными выше доводами в большей степени будут анализироваться ряды High и Low как более объективные.

Для начала проанализируем ряды на стационарность. В предыдущих главах были определены основные подходы к проверке рядов на стационарность. Для этого будет проводиться визуальный тест, тест на наличие единичного корня (unit root test), анализ коррелограммы.

Проверка рядов на стационарность.

Проанализируем ряды High, Low и Volume на стационарность.

High. Временной ряд High является тем максимумом, которого колебания цены смогли достичь за определенный интервал времени (для данного случая за 60 минут). График ряда выглядит следующим образом (Рисунок 3.1.1.1):

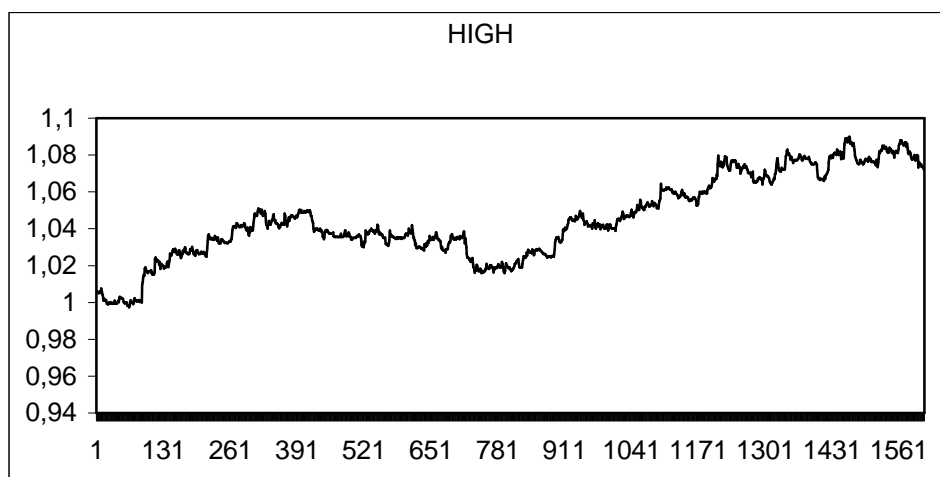


Рисунок 3.1.1.1. График валютного курса USDCHF

⁴ Берндт, Эрис Роюерт. Практика эконометрики классика и современность. Пер. с англ.-М. ЮНИТИ-ДАНА, 2005.863 с

Из приведенного выше рисунка визуально можно установить, что данный процесс не является стационарным, его трудно посчитать стационарным вокруг тренда и константы. Тест на наличие единичного корня показывает, что вероятность единичного корня равна 89% при оценке стационарности с трендом и константой. Коррелограмма также убеждает нас принять гипотезу о наличии единичного корня в операторе сдвига (Рисунок 3.1.1.2):

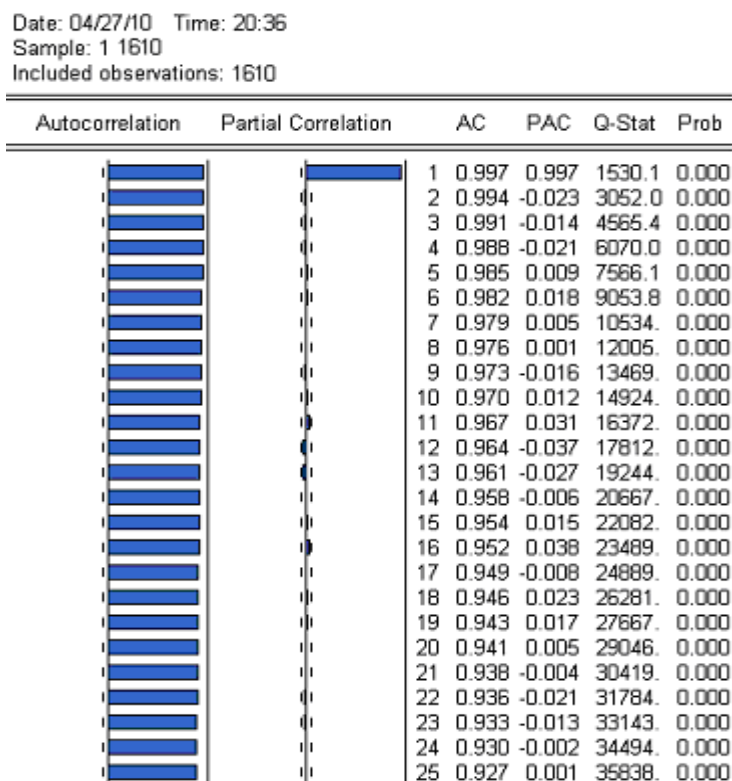


Рисунок 3.1.1.2.

Данный вид коррелограммы (значимые значения ACF для всех временных лагов и первое значимое значение PACF) позволяет сделать предположение о сходстве данного процесса с моделью «случайного блуждания» (random walk). Во всяком случае, процесс нестационарен.

Перейдем к первым разностям ряда High, чтобы посмотреть, являются ли они стационарными и можно ли назвать ряд High интегрированным первого порядка. Если предположить, что мы имеем дело со «случайным блужданием», то, как было показано в теоретической части, взятие разности поможет избавиться от стационарности.

Обозначим ряд Int_High как первую разность ряда High. Для начала обратимся к графику ряда (Рисунок 3.1.1.3), чтобы попытаться визуально определить его стационарность.

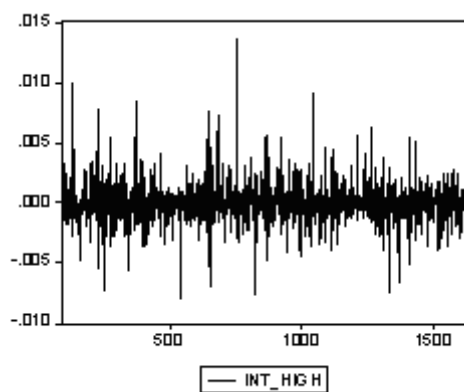


Рисунок 3.1.1.3

По виду график напоминает «белый шум» (white noise), который определяется нормальным распределением с нулевым математическим ожиданием и постоянной дисперсией. Тест на наличие единичного корня дал неплохие результаты и показал, что ряд, вероятнее всего, стационарен вокруг нуля.

Анализ коррелограммы (Рисунок 3.1.1.4) также подтвердил предположение о стационарности:

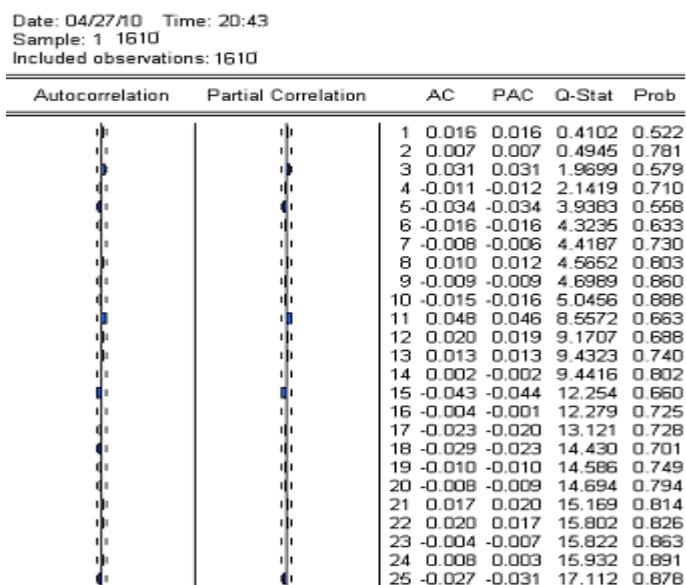


Рисунок 3.1.1.4

Данный вид коррелограммы больше всего напоминает модель «белого шума». Согласно проведенному анализу, делаем вывод о стационарности полученного ряда. Это означает, что ряд High интегрированный первого порядка, $I(1)$, то есть сам он нестационарен, но его первые разности стационарны. Это позволяет нам использовать как ряд Int_High, так и ряд High. Последний ряд, согласно приведенной выше теории, можно использовать только совместно с моделями того же порядка интегрированности.

Попытаемся построить авторегрессионную модель для ряда High. Для ряда Int_high построить какую-либо модель представляется затруднительным, поскольку, согласно проведенному тесту на стационарность, данный ряд представляет собой «белый шум», то есть случайную величину с нулевым математическим ожиданием и асимптотически нормальным распределением.

Раз по коррелограмме ряд High напоминает «случайное блуждание» (random walk), предпримем попытку оценить модель типа $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$. Результат, полученный при помощи программного пакета Eviews, выгладит следующим образом (Таблица 3.1.1.5):

Dependent Variable: HIGH
Method: Least Squares
Date: 04/25/10 Time: 21:35
Sample(adjusted): 2 1610
Included observations: 1610 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.003324	0.002132	1.6255650	0.1042
HIGH(-1)	0.996812	0.001699	571.8872	0.0000
R-squared	0.995478	Mean dependent var	1.170577	
Adjusted R-squared	0.995475	S.D. dependent var	0.022779	
S.E. of regression	0.001632	Akaike info criterion	-10.00765	
Sum squared resid	0.004039	Schwarz criterion	-9.999696	
Log likelihood	7672.160	F-statistic	327880.3	
Durbin-Watson stat	1.963451	Prob(F-statistic)	0.000000	

Таблица 3.1.1.5

Иными словами, коэффициент при лагированной переменной равен 0.997, что очень близко к 1 в теоретической модели случайного блуждания. Константа в модели мала по абсолютной величине и с вероятностью более чем 10% равна нулю (согласно анализу t-статистики). Константа в данной модели была введена лишь для того, чтобы можно было анализировать коэффициент R^2 , являющийся мерой объясненной дисперсии. Для данной модели R^2 равен 99,5% - очень убедительный аргумент в пользу построенной модели. Однако не стоит забывать, что модель, построенная на временном ряде, имеет смысл лишь в том случае, если полученные остатки являются белым шумом. Для данного случая остатки оказались стационарными.

На основе проведенного анализа можно заключить, что ряд High является интегрированным первого порядка и лучше всего описывается моделью случайного блуждания. На этом мы пока закончим анализировать ряд High и перейдем к остальным рядам.

Рассмотрим возможные пути выхода из сложившейся «нестационарной» ситуации. В своей книге⁵ Берндт приводит следующие рекомендации по прогнозированию случайного блуждания.

В данной книге приводится выведенный Джоном Муттом (John Muth, 1960) оптимальный предиктор X_{t+1} для одного частного случая. Если предположить, что X является стохастической переменной и что ее реализации соответствуют процессу скользящей средней первого порядка вида $X_t = X_{t-1} + u_t - l u_{t-1}$, где u_t - независимые и одинаково распределенные случайные возмущения с нулевым средним, то оптимальный или рациональный предиктор, порожденный переменной X_{t+1} , обозначаемый как X^*_{t+1} , будет равняться $X^*_{t+1} = (1-l)(X_t + lX_{t-1} + l^2 X_{t-2} + \dots)$.

Это означает, что если процесс X_t является случайным блужданием, а его ошибки распределены по принципу скользящего среднего первого порядка, то X^*_{t+1} будет оптимальным предиктором, который только можно получить для этого случайного ряда.

К сожалению, хоть ряд High и является случайным блужданием, его ошибки являются «белым шумом», что запрещает использование этой удобной и простой формулы. Остается только надеяться, что найдется среди рассматриваемых рядов ряд, который можно будет спрогнозировать по данному принципу.

Low. По аналогии с рядом High, временной ряд Low показывает минимальную из всех котировок за 60 минут. Ряд очень похож по своему виду на ряд High, он также напоминает «случайное блуждание». Содержательно нового и отличного от предыдущих рассуждений в анализе данного ряда нет. Перейдем к анализу ряда Volume.

Volume. Ряд Volume показывает количество сделок, которое было заключено в данный период времени. График ряда выглядит следующим образом (Рисунок 3.1.1.6):

⁵ Берндт, Эрис Роюерт. Практика эконометрики классика и современность. Пер. с англ.-М. ЮНИТИ-ДАНА, 2005.863 с

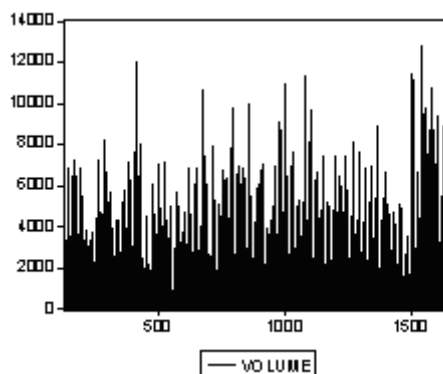


Рисунок 3.1.1.6

На графике выше видна определенная волнообразность процесса Volume. Если разбить весь ряд на дни (в дне 24 свечи). Совместный график произвольно взятых девяти дней представлен ниже.

Как можно видеть, в течение дня почти во всех случаях день начинается с небольшого объема, возрастает к 16-17 часам, потом опять падает к уровню начала дня. На основании вида графиков можно сделать предположение о том, что волатильность котировок развивается аналогичным образом: когда объем сделок небольшой, курс валюты изменяется небольшими темпами, когда же количество сделок возрастает, курс меняется более высокими темпами. Чтобы проверить данную гипотезу, необходимо ввести понятие волатильности и сравнить ее динамику (Рисунок 3.1.1.7) с динамикой ряда Volume (Рисунок 3.1.1.8).

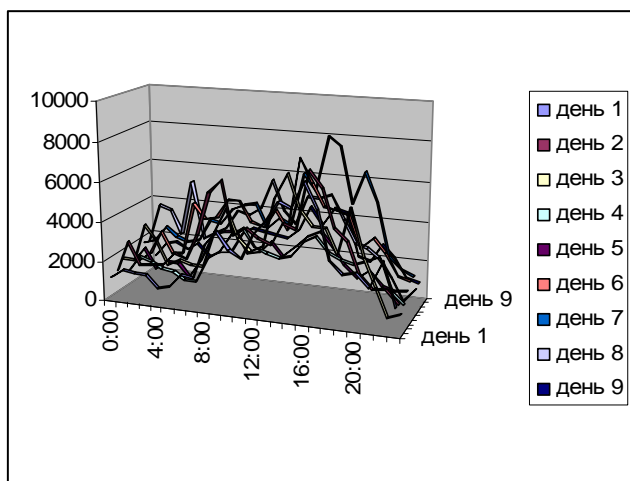


Рисунок 3.1.1.7

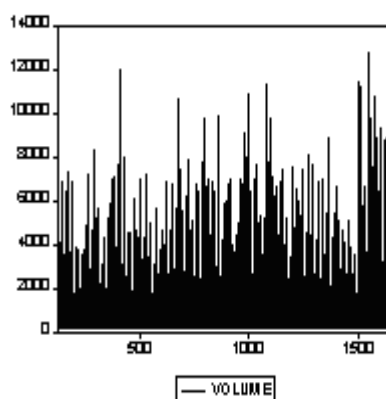


Рисунок 3.1.1.8

Определим волатильность котировок внутри интервала как разницу между значением High и Low для данного интервала. Проверим поставленную гипотезу на часовых данных за апрель 2010 года. Для каждого дня были найдены максимумы объема по дням, а также максимальные изменения объема, и сравнены с максимумами по

волатильности. В среднем за рассматриваемые 546 свечей волатильность равнялась 25 пунктам. Анализ выявил два центра максимумов за день: 7 часов утра и 15 часов дня. Максимумы по волатильности также тяготели к данным часам. В некоторых случаях дневной максимум по волатильности следовал сразу после максимума по объему, однако это происходило не всегда и не смогло быть выявлено как зависимость. Аналогичная гипотеза с использованием дневных максимумов связана с изменением направления движения цены после достижения максимума по объему. Данное предположение подтвердилось в 23 случаях из 47 случаев, то есть в 48,9% случаев, что также не позволяет сделать вывод о наличии значимой связи.

Прокомментируем столь большое внимание, уделенное рассмотрению ряда Volume. Особенность этого ряда заключается в том, что он показывает скорее количество реакции участников, чем направление этой реакции. Однако представляется очень полезным изучить мотивы этой реакции для того, чтобы спрогнозировать развитие ситуации на рынке.

Остановимся теперь на проблеме стационарности ряда Volume. Внешне он выглядит как процесс «белого шума», взятого по модулю. Тест на наличие единичного корня в матрице перехода (тест на стационарность ряда) выявил, что ряд не стационарен вокруг нуля, однако с вероятностью 98,6% стационарен вокруг константы, являющейся математическим ожиданием ряда. Средней величиной для ряда Volume является 3396 – среднее количество сделок в каждом часу в рассматриваемом интервале (Рисунок 3.1.1.9).

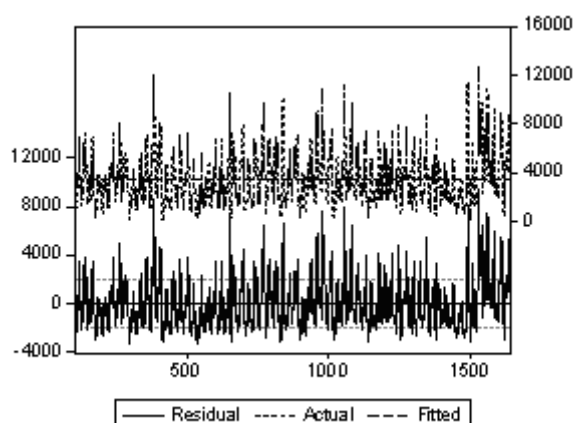


Рисунок 3.1.1.9

Проверив ряд на стабильность (иными словами, проверив, что математическое ожидание одинаково для разных частей ряда), получаем довольно устойчивые результаты. Математическое ожидание за декабрь 2009 года для ряда равняется 3016, а для последнего рассматриваемого месяца, февраля 2010 года, среднее равно 3573 сделкам в час.

Как правило, если ряд стационарен вокруг константы, то и в первых разностях он также стационарен. Для ряда Volume это утверждение выполняется. Коррелограмма интегрированного ряда не несет в себе никакой содержательной информации, а вот коррелограмма первоначального ряда заслуживает более детального рассмотрения (Рисунок 3.1.1.10).

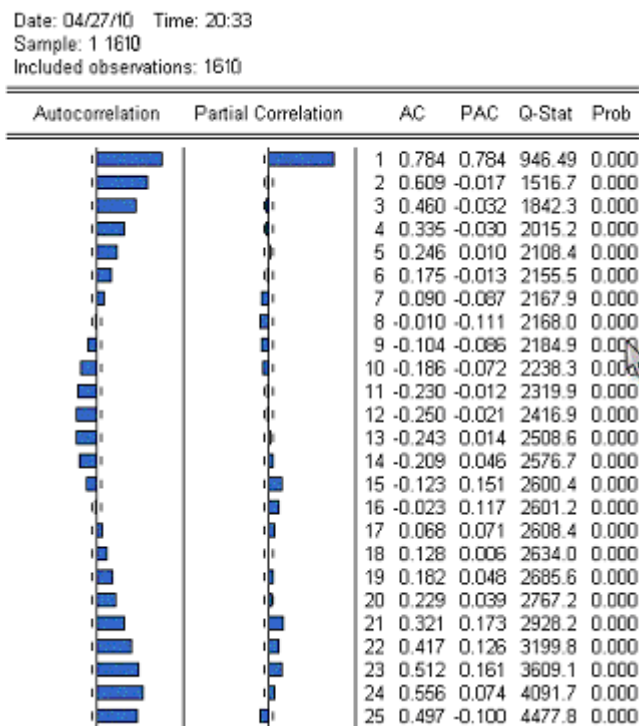


Рисунок 3.1.1.10

По поведению функции PACF (на графике выше это второй ряд столбиков), то можно предположить сходство ряда класса AR(1), однако первый ряд столбиков, представляющих значения автокорреляционной функции (ACF), напрашивается вывод о наличии сезонной компоненты в ряде. Согласно анализу, приведенному в книге Я.Р. Магнуса⁶, коррелограмма ряда Volume почти совпадает с моделью сезонности, солнечных пятен или чисел Вольфа. Возможно, ряд удастся объяснить при помощи авторегрессионной модели.

Класс рядов AR(1) означает, что настоящее значения ряда зависит в основном от его предыдущего значения. Построив авторегрессионную модель первого порядка, получаем «белый шум» в остатках, что означает, что модель была выбрана правильно. Коэффициент объясненной дисперсии для модели равен примерно 60%. Это означает, что есть другие регрессоры, от которых зависит рассматриваемый ряд. Возможно, здесь идет речь о выявленной сезонности, наблюдающейся на некотором количестве лагов назад.

⁶ Магнус Я.Р. Эконометрика. Начальный курс. Москва, М: Дело, 2005

Уравнение полученной модели выглядит следующим образом: $VOLUME = 3401.948108 + 0.7842477489 * VOLUME(-1)$. Заметим, что коэффициент при лагированной переменной меньше единицы, что еще раз подтверждает гипотезу о его стационарности.

Попытаться объяснить ряд Volume можно через введение фиктивных переменных, обозначающих день недели и время суток. Данные переменные называются фиктивными, потому что они принимают только два значения: 1 при наступлении события и 0 во всех остальных случаях. Например, фиктивная переменная «понедельник» равна единице на всех часовых котировках и значениях рядов каждые 24 свечи (когда понедельник) через 144. Переменная «время суток» носит более условный характер, она принимает значение 1 на свечках, когда обычно активность на рынке максимальна, и 0 в остальных случаях. Выявим теперь период «валютного дня» для данной валютной пары.

С одной стороны, сам уровень Volume в эти периоды выше – этот сдвиг мы и пытаемся учесть. Можно вычесть из значений ряда его математическое ожидание и так выявить периоды активности, в которых новый показатель будет преимущественно положительным. С другой стороны, волатильность валютных котировок также должна быть для ряда выше обычной.

По первому методу были проанализированы дни и выделен период с 12 до 18 часов по Гринвичу.

Для данной задачи под волатильностью котировок будем понимать разницу между значением High и Low. Средним значением для рассматриваемого периода является 25 пунктов за час. Можно опять перейти к центрированным показателям и выявить «валютный день» через положительные значения полученного ряда. Однако хороших результатов при помощи данного способа добиться не удалось. Гораздо лучше проводить анализ, вычитая не среднюю, а некое среднее нижнее значение. Условно его можно выбрать равным 15 пунктам. В таком случае период большей трейдерской активности виден более четко. Наиболее устойчивыми рамками является период с 9 до 21 часа. Таким образом, необходимо проанализировать отдельно две фиктивные переменные, описывающих время суток: одну, построенную на основе анализа самого ряда Volume, другую – на основе анализа волатильности.

Теперь попытаемся включить данные полученные фиктивные переменные в авторегрессионную модель. В ходе проведенного исследования выяснилось, что в рамках данной модели день недели никак не влияет на сдвиг в объеме проводимых торгов. Этот вывод несколько не сочетается с тем фактом, что особо крупные и относительно долгосрочные сделки на рынке FOREX заключаются и исполняются по понедельникам и

пятницам. Именно из-за этого практикующие трейдеры советуют воздержаться от торговли в первый и последний день недели, поскольку особо крупные сделки могут сильно исказить результаты проводимого технического анализа.

Что касается фиктивных переменных, отвечающих за световой день, то некоторое их различие не выявило сколько-нибудь значимых различий в полученных результатах. Для каждого случая добавлялся лишь 1 процент объясненной дисперсии. Путем подбора подходящего варианта разбиения наиболее удачно подошло выделение в отдельный кластер период с 8 до 14 часов по Гринвичу, добавивший исходной модели сразу 3% объясненной дисперсии – результат, конечно, небольшой, но значимый по сравнению с другими вариантами.

Попытаемся построить модели взаимозависимости ряда High или Low от Volume на несколько периодов в прошлое. Для удостоверения законности данной операции, можно считать ряд Volume нестационарный (на определенном уровне точности это действительно так). Все ряды являются интегрированными первого порядка.

К сожалению, из общей модели был сделан вывод об отсутствии взаимозависимости между этими рядами. Это побудило перейти от самих рядов High и Low к рядам волатильностей Volat и Volat2 ($Volat = High - Low$ и $Volat2 = \sqrt{(High - Low)(Open - Close)}$). Оба ряда являются стационарными вокруг константы. В результате проведенного исследования на наличие зависимостей получилась модель, данные по которой приведены ниже (Таблица 3.1.1.11).

Dependent Variable: VOLAT
Method: Least Squares
Date: 05/10/10 Time: 15:52
Sample(adjusted): 7502 11458 IF T>7500
Included observations: 3957 after adjusting endpoints
Convergence achieved after 15 iterations
Backcast: 7501

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	2.811843	0.491608	5.719690	0.0000
VOLUME	0.005641	9.68E-05	58.25305	0.0000
INT_HIGH	0.281778	0.009110	30.93129	0.0000
AR(1)	0.831481	0.016762	49.60451	0.0000
MA(1)	-0.527336	0.026045	-20.24715	0.0000
R-squared	0.635537	Mean dependent var	21.42987	
Adjusted R-squared	0.635168	S.D. dependent var	13.83150	
S.E. of regression	8.354407	Akaike info criterion	7.084718	
Sum squared resid	275834.2	Schwarz criterion	7.092658	
Log likelihood	-14012.11	F-statistic	1722.838	
Durbin-Watson stat	1.889726	Prob(F-statistic)	0.000000	

Таблица 3.1.1.11

Недостатком данной модели является ее неприменимость на практике, так как в начале периода, на котором мы будем пытаться предсказать волатильность, не будут известны величины $Volume$ и Int_High . Если же взять лагированные объем и первую разность ряда $High$, то доля объясненной дисперсии снизится до 20,8%. Иными словами, качество прогноза, полученного при помощи данной модели, будет очень низким.

По итогам исследования, проведенного с использованием методов эконометрики, можно сделать вывод о получении неудовлетворительных результатов. Связь, которую мы пытаемся выявить, может быть нелинейной. Перейдем теперь к рассмотрению взятых временных рядов с использованием непараметрического метода в рамках линейного подхода.

3.1.2 Прогнозирование курса USDCHF методом «Гусеница»-SSA

Программный пакет, при помощи которого можно использовать метод «Гусеница»-SSA, называется *CaterpillarSSA*. Он был разработан отечественными учеными совместно с американскими. С помощью данной программы (версия 3.3), построенной по модульному принципу, можно разложить ряд на компоненты, выделить тренд, периодические колебания и шум, аппроксимировать ряд на основе проведенного анализа, а также построить прогноз. Попробуем спрогнозировать колебания обменного курса валютной пары CHFUSD данным методом.

Ряд, загруженный для анализа в *CaterpillarSSA*, содержит часовые изменения котировок за последние 3 года. К сожалению, вычислительные возможности программы не позволили проанализировать весь временной интервал, из-за чего пришлось ограничиться последними тремя месяцами доступных данных. Ряд *Open*, таким образом, выглядит следующим образом (Рисунок 3.1.2.1):

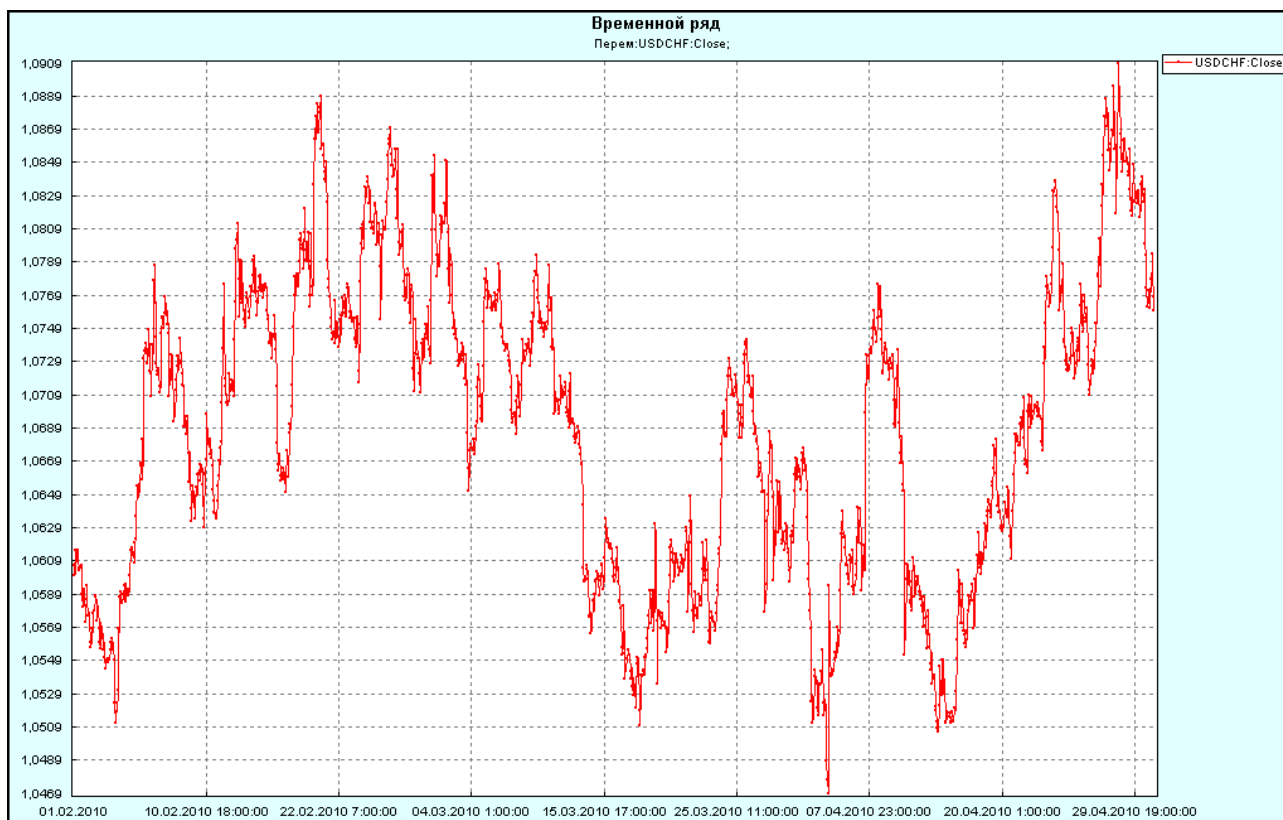


Рисунок 3.1.2.1

Как уже было доказано выше, в эконометрической части данного исследования, ряд Open, как и High, Low, Close, является примером «случайного блуждания», то есть оптимальным предиктором для следующего значения является предыдущее значение данного ряда. Попробуем проверить, сможет ли непараметрический метод «Гусеница»-SSA дать более содержательный ответ на вопрос о прогнозируемости данного ряда. Для решения задачи необходимо следовать следующему алгоритму:

1. Нормализовать или отцентрировать исходный ряд. Альтернативной является взятие ряда в первоизданном виде без изменений.
2. Разложения ряда (Decomposition) на составляющие при заданной длине окна.
3. Группировка (Grouping) элементарных матриц на основе таблицы корреляций. Здесь определяются те компоненты, которые войдут в воссозданный ряд.
4. Воссоздание ряда (Reconstruction) из элементов, выбранных на основе предыдущего этапа. В результате получаем воссозданный ряд.
5. Аппроксимация (Approximation) ряда на основе воссозданного. На этом этапе проверяется адекватность распознанной модели реальной.

6. Прогнозирование (Forecasting) ряда в будущее. Если есть реальные данные, то на этом этапе происходит оценка полученных результатов.

Итоговый ряд, путем усечения хвостов, состоит из 1565 точек. Такой ряд можно назвать скорее длинным, чем коротким. Согласно эмпирическим исследованиям, наиболее «правильным» будет выбор окна $L=N/2$, то есть примерно 782.

Визуальный анализ ряда не позволяет сделать вывод о наличии общего тренда, поэтому не будем пытаться выделить тренд в ряде, где его нет. Можно, конечно, выделить частные тренды на коротких интервалах времени, однако, такое разбиение будет очень субъективным, поскольку трудно будет однозначно решить, когда начинается и заканчивается тренд.

После разложения ряда с окном 782, была проведена группировка для первых 60 элементарных матриц (брать большее количество не позволили технические возможности программы) и построена матрица коррелограмм для проведения анализа ряда (Рисунок 3.1.2.2).

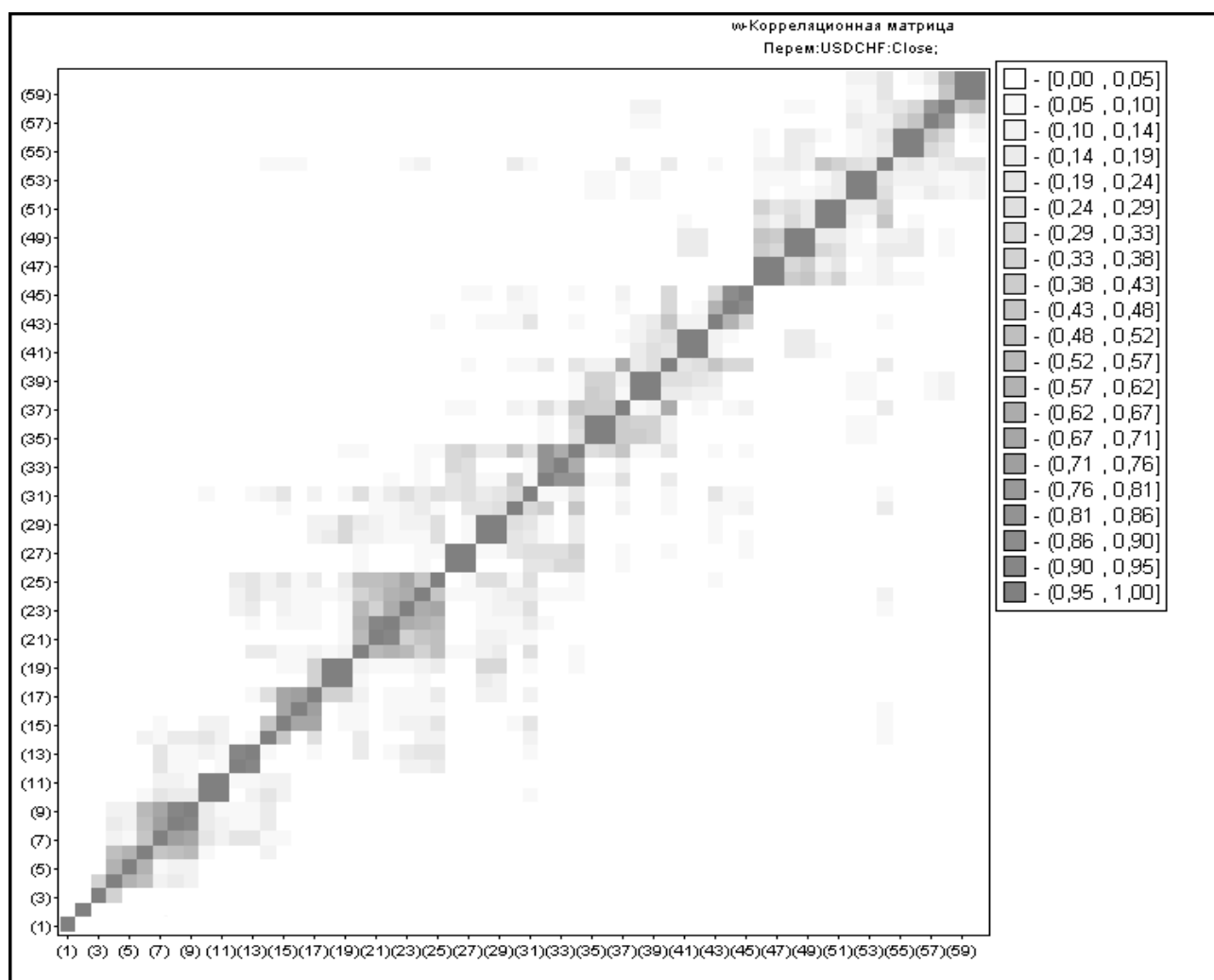


Рисунок 3.1.2.2

Представленная выше матрица зашифрована 20 оттенками черного и белого, где черная клетка соответствует почти единичной корреляции членов между собой, а белая – отсутствие корреляции. Как и следовало ожидать, мы видим черные клетки по диагонали матрицы (корреляция любой элементарной матрицы с собой равна 1). Теперь необходимо определить, какие же элементарные матрицы необходимо взять для воссоздания рассматриваемого ряда. На рисунке эти элементы не «отбрасывают» никакой серой «тени» ни по вертикали, ни по горизонтали. С некоторыми допущениями будем считать, что этому условию удовлетворяют первые 3 элементарных матрицы. Это означает, что все остальные матрицы являются шумом.

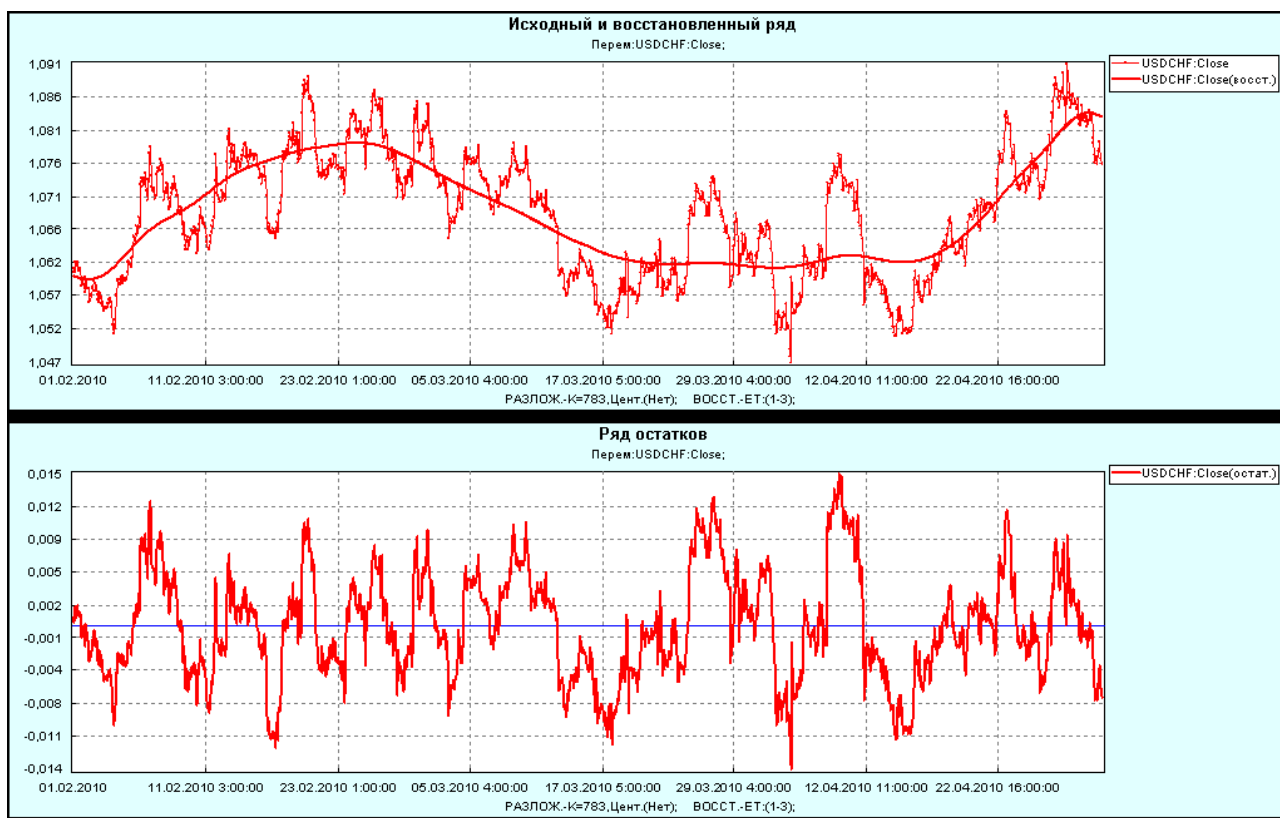


Рисунок 3.1.2.3

На верхней половине представленного выше графика (Рисунок 3.1.2.3) показано наложение реального ряда с реконструированным по первым 3 элементарным матрицам. В нижней половине представлены ошибки, которые можно считать стационарными. Ошибками является сумма всех остальных элементарных матриц, потому что включение их в реконструируемую модель приведет к точной реплике исходного ряда. Анализируя реконструированный ряд, не трудно убедиться, что он достаточно грубо показывает развитие процесса, однако достаточно точно включает в себя основное направление процесса.

Следующим этапом в анализе рассматриваемого ряда является построение аппроксимации на основе реконструированного ряда. Программа CaterpillarSSA предлагает два способа проведения процесса аппроксимации: рекуррентный и векторный. Рисунок 3.1.2.4 показывает результаты применения сначала рекуррентного (выше), а потом векторного (ниже) метода.

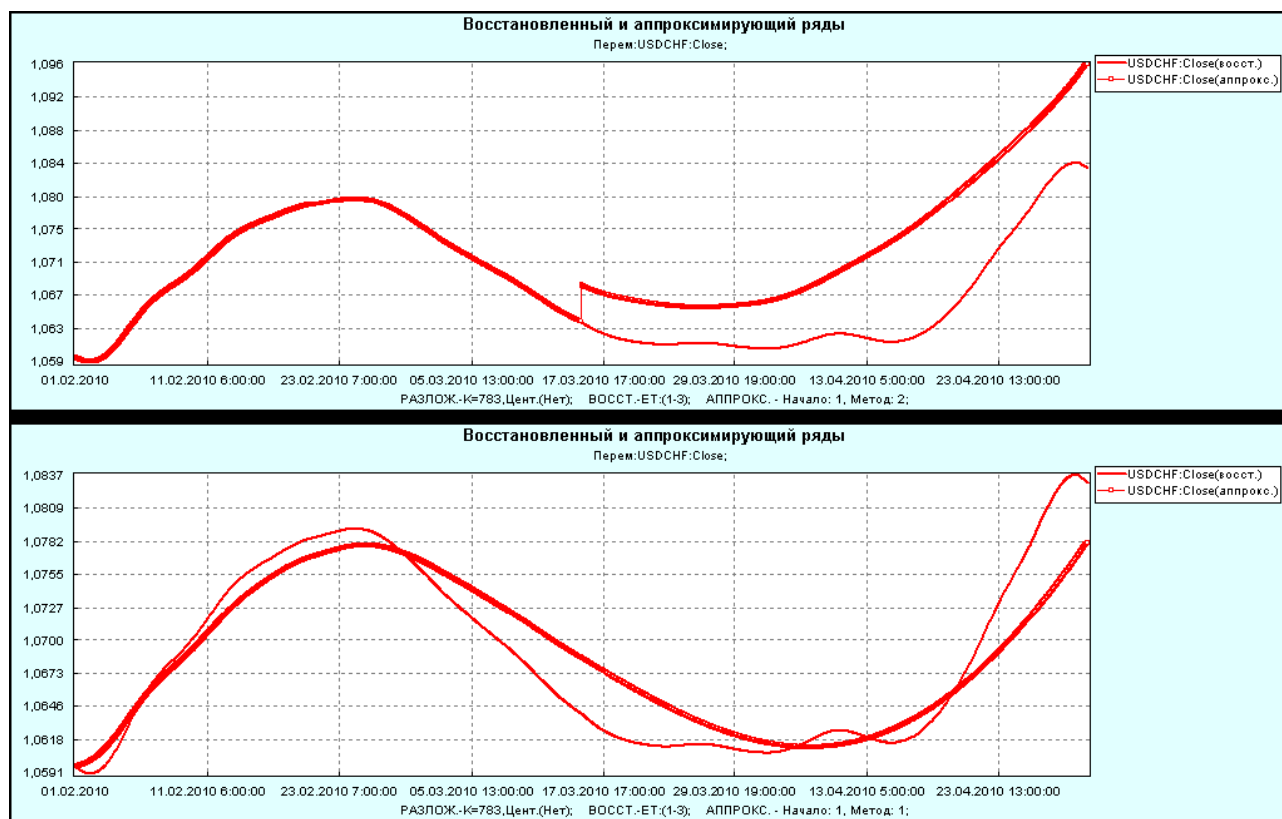


Рисунок 3.1.2.4

Как не трудно убедиться, аппроксимированные ряды в целом повторяют (или пытаются повторить) реконструированный процесс. Трудно отдать предпочтение какому либо из методов аппроксимации, потому что каждый из них практически в равной степени ошибается. Однако, с нашей точки зрения, предпочтительнее будет использовать векторный метод восстановления ряда, так как ошибки аппроксимации с использованием данного метода носят осцилляционный характер, в отличие от рекуррентного метода, ошибки аппроксимации которого, начиная со второй трети выборки, имеют постоянный знак.

После решения задачи аппроксимации ряда мы вплотную подошли к этапу, на котором можно построить прогноз. Период прогноза не имеет особого значения, поскольку чем дальше в будущее мы углубляемся, тем больше накапливается ошибок построенного прогноза. Для простоты будем строить прогноз на 120 точек вперед, что для часовых данных будет означать пять торговых дней.

Модуль Forecasting, встроенный в программу CaterpillarSSA также предлагает два варианта построения прогноза: рекуррентный и векторный. Рассмотрим, какой метод является наилучшим для данного приложения.

Сначала временной ряд был спрогнозирован на 120 точек вперед при помощи векторного метода. Результаты прогноза, а также реальные значения для прогнозируемого интервала, можно увидеть на рисунке, представленном ниже.

Полученные результаты можно в целом назвать неплохими. Метод SSA в данном случае верно определил, что в дальнейшем рост стоимости доллара продолжится и в ближайшие 5 дней цена преодолет уровень сопротивления (1.09). К сожалению, в результатах расчета не в полной мере отражена степень роста: так на картинках (Рисунок 3.1.2.5 и 3.1.2.6) видно, что угол наклона прогнозной цены значительно меньше реального.

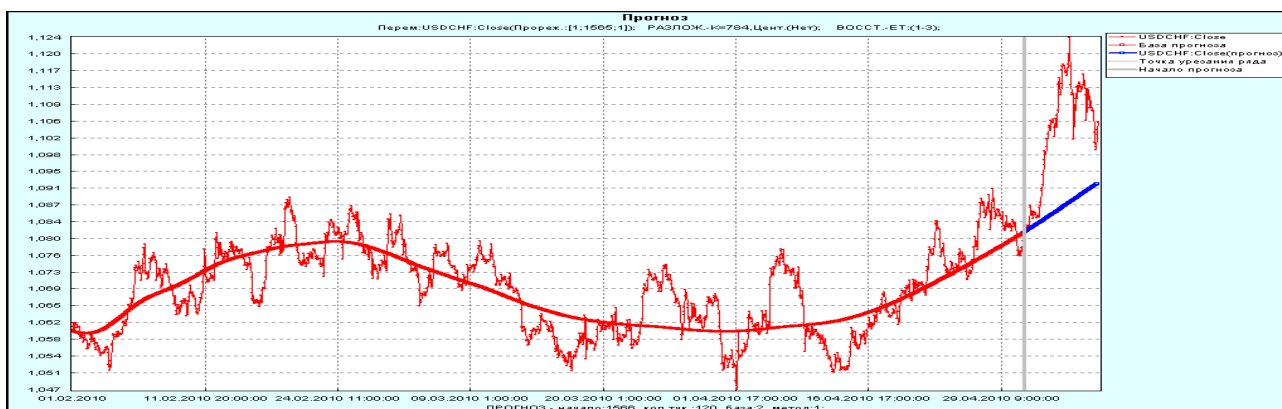


Рисунок 3.1.2.5

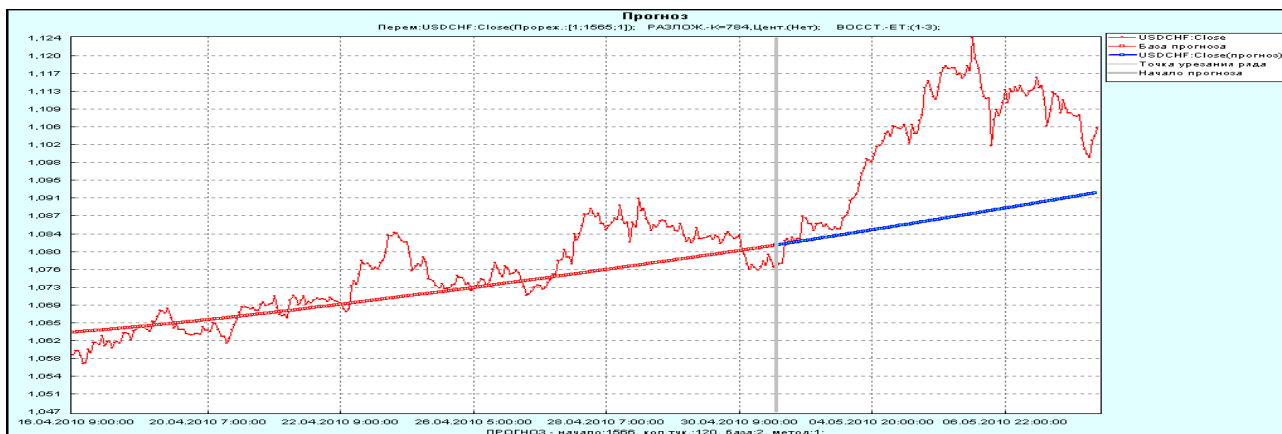


Рисунок 3.1.2.6

Другой метод прогнозирования, рекуррентный, построенный по другому принципу, дал очень похожие результаты прогноза на 120 часов вперед. Результаты рекуррентного прогноза ряда, аппроксимированного рекуррентным и векторным методом, представлены на двух следующих рисунках.

Как и в вышеописанном случае «Гусеница»-SSA смогла верно определить, что в прогнозируемый период цена пойдет вверх, то есть направление движения цены было

спрогнозировано достаточно точно. Что же касается абсолютного значения прогноза и его отличие от реальных величин, то рекуррентный метод прогнозирования, так же как и векторный значительно «отстал» от реального значения. В остальном же построенному прогнозу (Рисунок 3.1.2.7 и 3.1.2.8) можно дать достаточно высокую оценку, потому что верно спрогнозированное направление цены может принести большую прибыль для человека, который сможет правильно использовать полученную информацию.

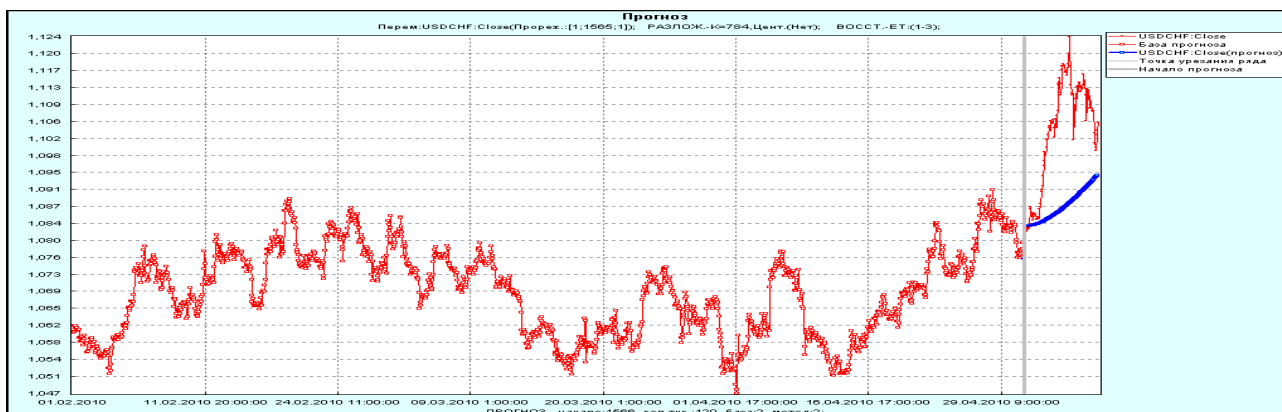


Рисунок 3.1.2.7

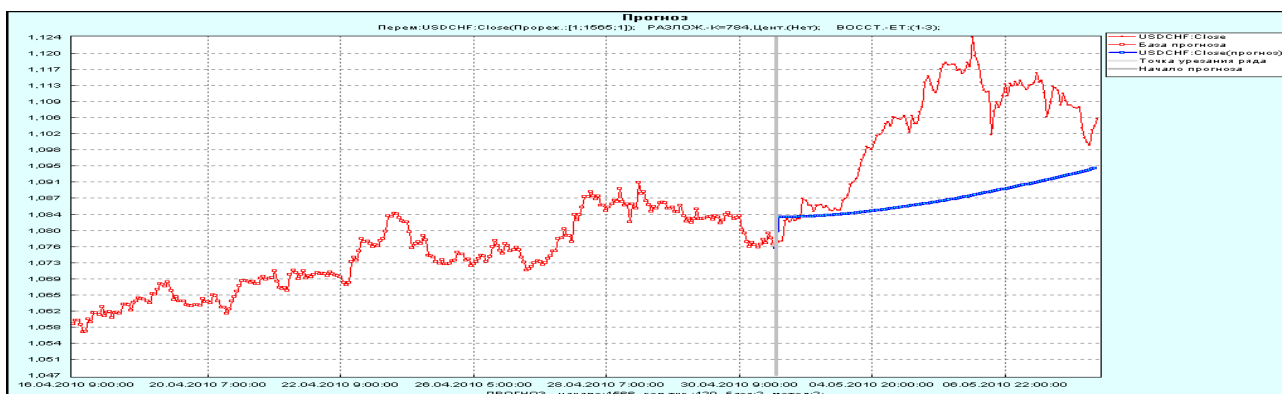


Рисунок 3.1.2.8

Оставим пока рассмотрение данной модели и попытаемся улучшить прогноз путем более верного выбора анализируемой модели. Построим модель на 27 первых элементарных матрицах, предположив тем самым наличие в ряде периодичности колебаний длиной в 27 точек. Как показано на рисунке 3.1.2.9, наши ожидания относительно того, что реконструированный ряд будет более точно повторять колебания исходного ряда, потому что большее количество элементов теперь объясняло его дисперсию, в полной мере оправдались.

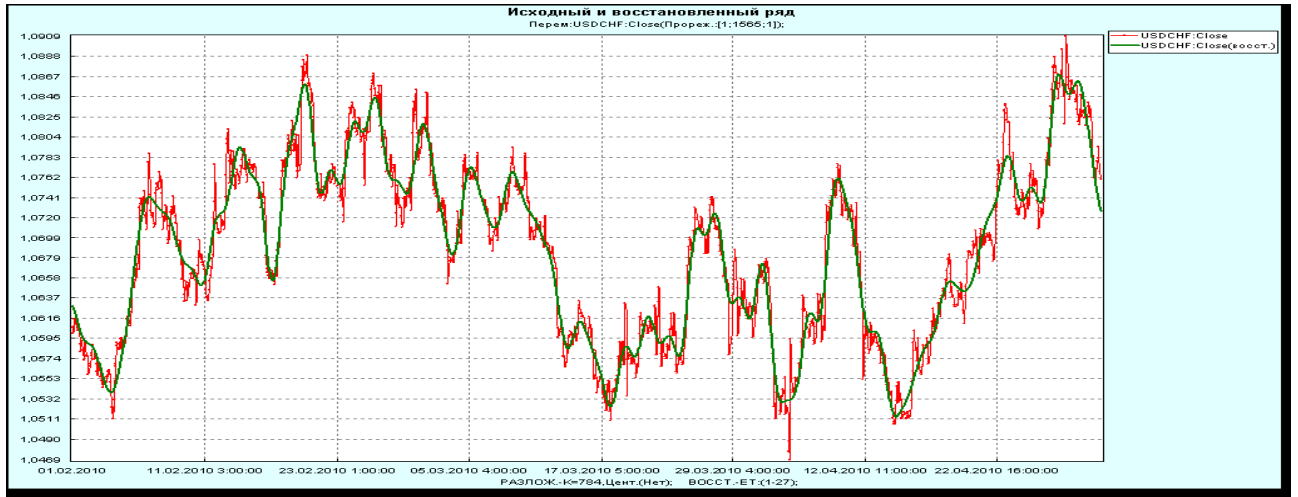


Рисунок 3.1.2.9

Алгоритм построения остальных моделей был аналогичен рассмотренному в первой модели. Среди опасений получения худших результатов было возникновение «насыщения модели», когда метод SSA будет вынужден прогнозировать как периодические составляющие, так и «белый шум», не рекомендованный для прогнозирования. Результат наилучшего из рассмотренных улучшений первоначальной модели представлен на рисунках 3.1.2.10 и 3.1.2.11. Данный результат был получен путем построения модели на 14 элементарных матрицах.

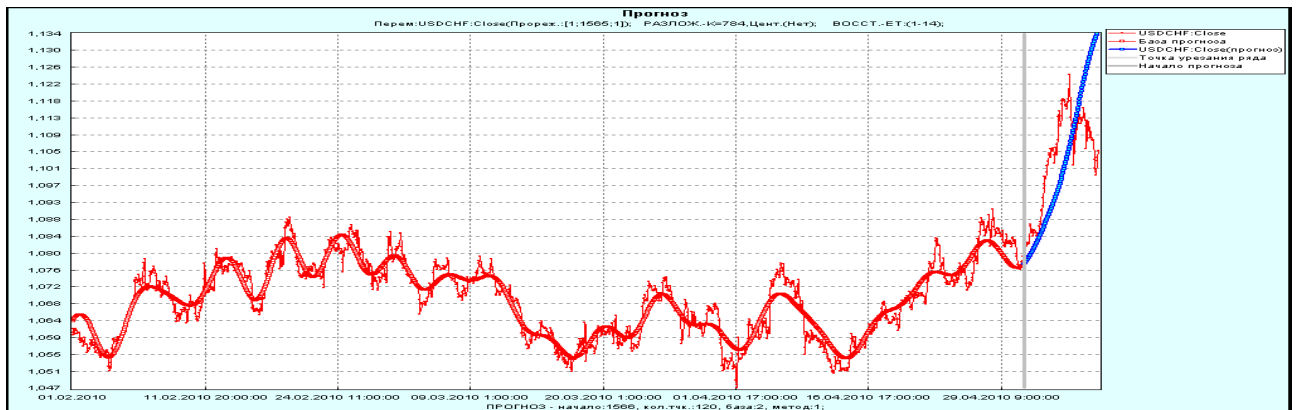


Рисунок 3.1.2.10

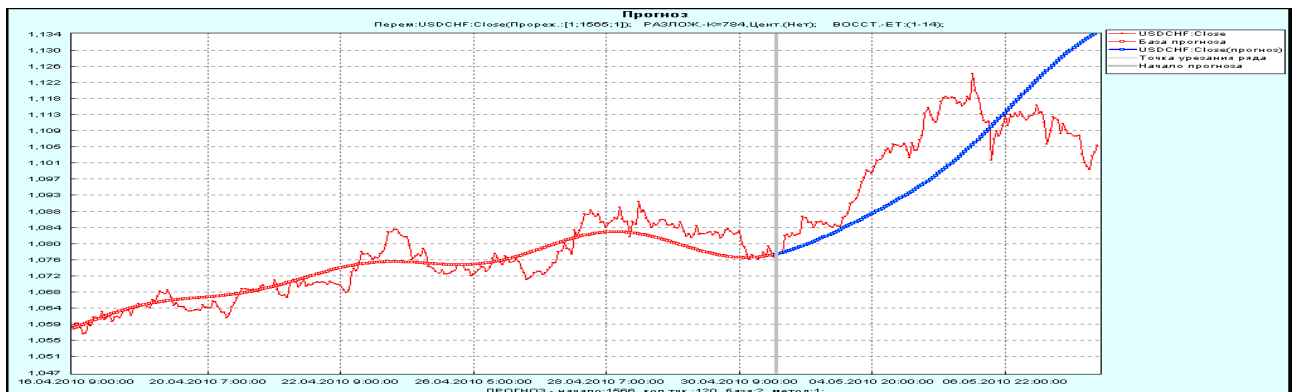


Рисунок 3.1.2.11

Как видно из рисунков, точность прогноза значительно выросла. Угол наклона прогнозной линии гораздо ближе прилегает к реальному ряду, чем в первоначально построенной модели. Казалось бы, на основе полученного результата можно сделать вывод о том, что нам удалось в значительной степени улучшить первоначальную модель. Однако полученный в ходе расчетов аппроксимирующий ряд, который представлен на рисунке ниже, ставит под сомнение вывод о высоком качестве последней модели.

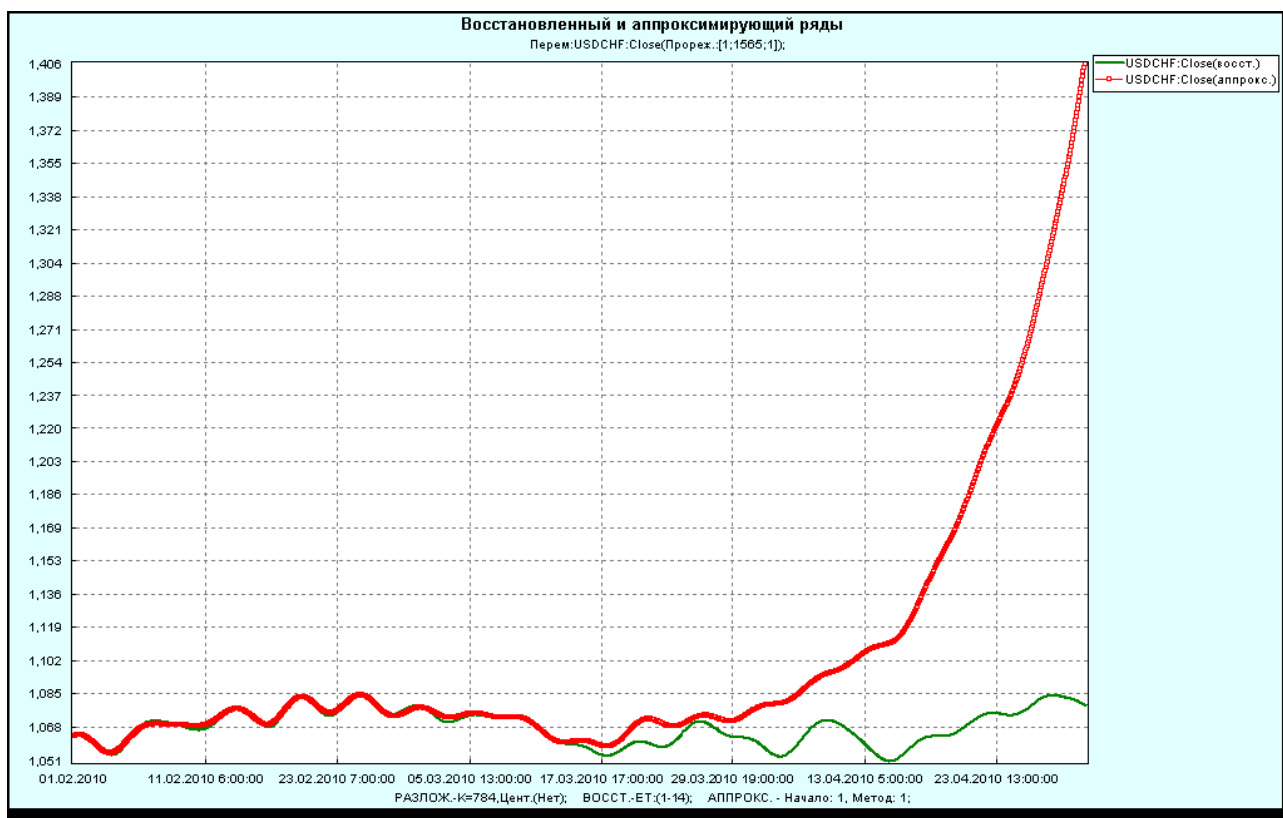


Рисунок 3.1.2.12

Как видно из рисунка 3.1.2.12, расхождение между восстановленным и аппроксимирующим рядами показывает практически экспоненциальный рост. Данный факт, свидетельствует о том, что полученный нами прогноз, скорее по случайным чем по закономерным обстоятельствам оказался лучше первоначального.

В рамках метода «Гусеница»-SSA были также проанализированы ряды волатильности Volat и Volat2, однако это не принесло желаемых результатов.

Подводя итог, можно сделать вывод о том, что построенная нами первоначальная модель является оптимальной в том смысле, что полученный на ее основе прогноз является наилучшим из возможных в рамках данного подхода.

3.2 Нелинейный подход. Искусственные нейронные сети.

Общие замечания.

Данный раздел исследования разделен на три части. В первой части строится прогноз валютного рынка на примере валютной пары CHFUSD на часовом интервале. Во второй части приводится прогноз валютного рынка на дневном интервале, опять же на примере данной валютной пары. В третьей части нейронной сети дается решение задачи классификации рыночных ситуаций.

В последнее время гипотеза эффективного рынка (EMH – effective market hypothesis) подвергается серьезной критике. В своей слабой формулировке эта гипотеза утверждает, что инвестор не может получить дополнительный доход (с учетом компенсации за риск, связанный с данной стратегией) за счет использования правил торговли, основанных на прошлых данных. Иными словами, информация о прошлых ценах и доходах не может принести пользу для извлечения дополнительного дохода. В то же время EMH-гипотеза не конкретизирует ни природу такой информации, ни способы ее извлечения из прошлых цен. Более того, EMH является комбинированной гипотезой в том смысле, что для ее проверки требуется предварительное формирование модели ценообразования, которая, в свою очередь, зависит от степени прогнозируемости.

Отбор и диагностика модели.

Проверка свойств модели – необходимое условие для успешного предсказания и для понимания природы имеющихся закономерностей. К сожалению, этот вопрос слабо освещен в литературе. Наиболее часто применяемым критерием для проверки прогностических свойств модели является анализ ошибок модели, то есть разницы между истинными и оцененными значениями.

Разности между истинными и оцененными значениями должны подчиняться гауссовскому распределению с нулевым средним. Если оказалось, что распределение имеет слишком тяжелые хвосты или несимметрично, то нужно пересмотреть модель. Среди значений разностей могут выявиться закономерности или последовательные корреляции, тогда необходимо дополнительное обучение или улучшение модели.

Характер динамики рынка связан с его формальными и неформальными установками, институциональным окружением, а также сложившейся практикой, предвзятыми мнениями, тенденциями и психологическими барьерами. Все это делает возможным существование (до поры скрытых и выглядящих как случайности) закономерностей в поведении рыночных цен, и эти закономерности, в принципе, можно

предсказать. Научные исследования⁷ выявляют все новые и новые закономерности такого рода. Например, было установлено, что рынок иностранных валют не любит котировок, выраженных круглыми числами, например, обменный курс GBPUSD 1.5000.

3.2.1 Прогнозирование котировок USDCHF с использованием пакета NeuroSolution.

Первая часть была выполнена при помощи программного пакета NeuroSolutions. Как уже было отмечено в предыдущей главе данной работы, NeuroSolutions является универсальной нейросетевой программой, то есть она предназначена не только для трейдеров, но и для исследователей из других областей. Преимущество NeuroSolutions (в работе была использована версия 4.0) заключается в ее почти неограниченной мощности. Это позволяет давать ей в качестве входных данных большие массивы информации, в отличие от специализированных программ, таких как, например, NeuroShell.

Сделаем прогноз часовых свечей валютной пары CHFUSD на месяц вперед. В качестве основной нейросетевой парадигмы был взят многослойный персептрон (multilayer perceptron), сеть обучалась по принципу минимизации ошибки на 18020 часовым свечкам. Перед тем, как начать моделировать нейронную сеть, обратимся к часовому графику USDCHF (Рисунок 3.2.1.1), который представлен на рисунке ниже.

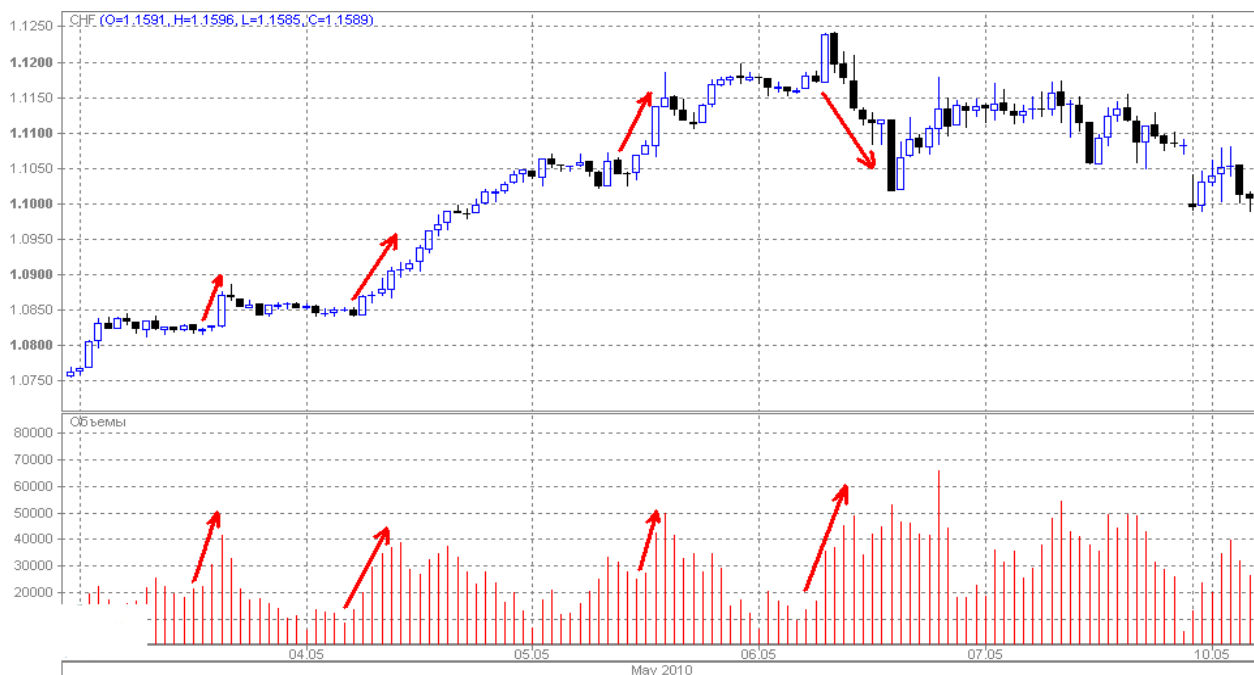


Рисунок 3.2.1.1

⁷ Твид Л. Психология финансов. . — М.: "ИК "Аналитика", 2005 – 376 с

Как нетрудно убедиться из приведенных выше часовых колебаний курсов валют швейцарского франка и доллара, за всплесками трейдерской активности (сильное увеличение количества сделок за период) следует изменение направления рынка, то есть пик или долина. Значению объемов рынка FOREX следует уделить повышенное внимание, поскольку этот показатель напрямую коррелирует с настройками, преобладающими на рынке. Именно поэтому анализу ряда Volume было уделено так много внимания в эконометрической части. Всплески активности по сделкам могут быть спрогнозированы с целью получения прогноза об изменении направления движения рынка. Следует отметить, что наиболее четко такая параллель выявляется на часовом графике.

Попытаемся объяснить временной ряд Open через Volume, а также High, Low и Close. Особое внимание следует уделить вопросу сопоставимости входных и выходных данных, что может быть автоматически учтено в специализированных нейросетевых программах. Иными словами, выходы должны обязательно запаздывать, чтобы сеть не «видела», например, High и Low для свечи, которая по сценарию еще не наступила. Поэтому в качестве выхода был выбран ряд Open, в качестве входов – лагированные переменные High(-1), Low(-1), Close(-1), Volume(-1). Для проверки CV (cross validation) было дано 10% от генеральной совокупности, а для тестового множества – 5%. Проверка CV является очень рекомендуемым методом для прекращения обучения нейронной сети. Этот метод отслеживает ошибку на независимом наборе данных и прекращает обучение, когда ошибка начинает увеличиваться. Таким образом, система пытается оградить исследователя от проблемы «переобучения» нейронной сети, когда в погоне за увеличением правдоподобия на обучающей выборке, общие результаты снижаются. Количество обучающих эпох было ограничено двумястами для снижения затрат машинного времени. Построенная в итоге нейронная сеть с двумя скрытыми слоями, имеет следующий вид:

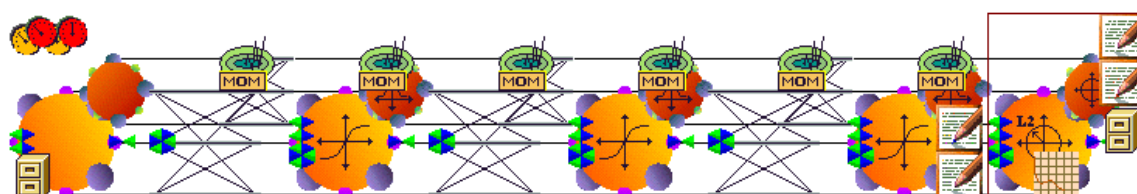


Рисунок 3.2.1.2

Для того, чтобы провести сравнительный анализ, было построено 10 нейронных сетей различной конфигурации (Таблица 3.2.1.3), с различными ошибками на тестовом множестве.

Нейронная сеть	Конфигурация	Средняя ошибка
----------------	--------------	----------------

CHFUSD001	4-32-12-1	0,007607
CHFUSD002	4-24-10-1	0,008300
CHFUSD003	4-48-24-1	0,023870
CHFUSD004	4-24-32-1	0,00791
CHFUSD005	4-10-5-1	0,096310
CHFUSD006	4-10-24-1	0,009661
CHFUSD007	4-12-32-1	0,016280
CHFUSD008	4-20-10-1	0,018240
CHFUSD009	4-20-20-1	0,024220
CHFUSD010	4-32-48-1	0,008256

Таблица 3.2.1.3

Наилучшим вариантом из полученных нейронных сетей с четырьмя входами и одним выходом стала сеть конфигурации 4-24-32-1 (в первом скрытом слое 24 нейрона, во втором скрытом слое 32 нейрона). Заметим, что средняя ошибка вычислялась на тестовом множестве, а не на обучающем, поскольку на тестовом множестве нейронная сеть всегда показывает более плохие результаты. Для данной сети ошибка составила 0,001765, то есть примерно 18 пунктов на свечу. Рассмотрим теперь сам прогноз на примере лучшей сети. Его можно увидеть на рисунке 3.2.1.2, представленном ниже. По оси у мы видим целые числа, поскольку каждую котировку пришлось умножить на 10000, чтобы она стала целым числом. В этом случае в вычислительных процессах делается меньше ошибок.

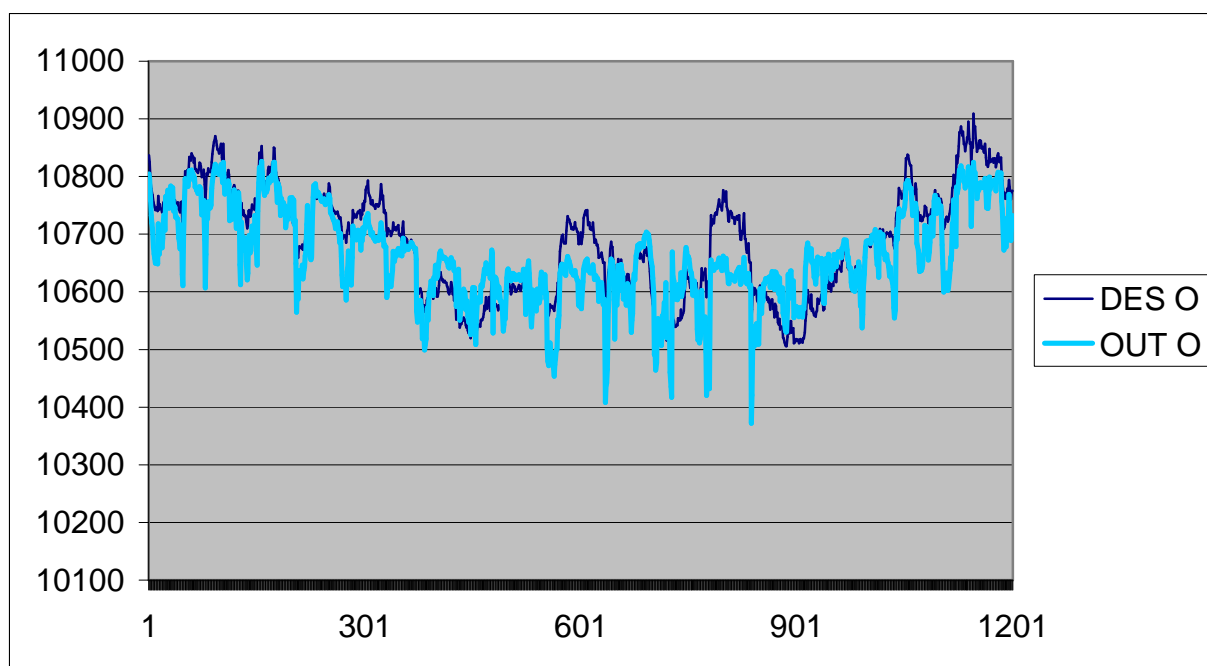


Рисунок 3.2.1.4

Обозначение Des O означает Desired Open (истинный сигнал), а Out O – сигнал, который получился на выходе нейронной сети. Проанализируем качество полученного прогноза. Во-первых, сразу бросается в глаза ценовая долина в середине графика, которую сеть не смогла точно аппроксимировать. Во-вторых, волатильность прогнозных значений гораздо выше, чем сами значения. С другой стороны, пусть и с большими колебаниями, нейронной сети все же удалось увидеть пики (самые высокие точки графика) и довольно грамотно его аппроксимировать.

Проанализируем более подробно два ряда Des O и Out O. Корреляция между этими двумя рядами составляет 78%, то по этому критерию прогноз достаточно хороший. Обратимся теперь к такому показателю, как процент угаданных знаков, то есть процент случаев, когда прогноз верно угадывает направление движения. Из 1200 часовых данных цена открытия шла вверх 604 раза, а вниз 592 раза (выборка практически абсолютно симметрична по этому критерию). Сеть же предсказывала за этот же период 560 и 624 подъемов и спадов соответственно. Это означает, что процент угадывания знаков для данной сети равен примерно 92%.

Сделаем теперь прогноз относительно будущей волатильности ряда (как и в линейном подходе). Для анализа опять были взяты ряды Volat и Volat2, в качестве входных параметров было взято окно размером 3, а также ряд Volume. Тестовое множество было выбрано в размере 10% от имеющейся выборки. Прогноз ряда Volat2 не дал хороших результатов, зато для ряда Volat качества прогноза оказалось достаточно высоким. Средняя ошибка оказалась равной 8,083, то есть примерно 6 пунктам. Средняя волатильность за данный период составила всего 27 пунктов в час, так что такая погрешность вполне приемлема. Сводный график по двум рядам (исходный и прогнозный) приведен на рисунке 3.2.1.5

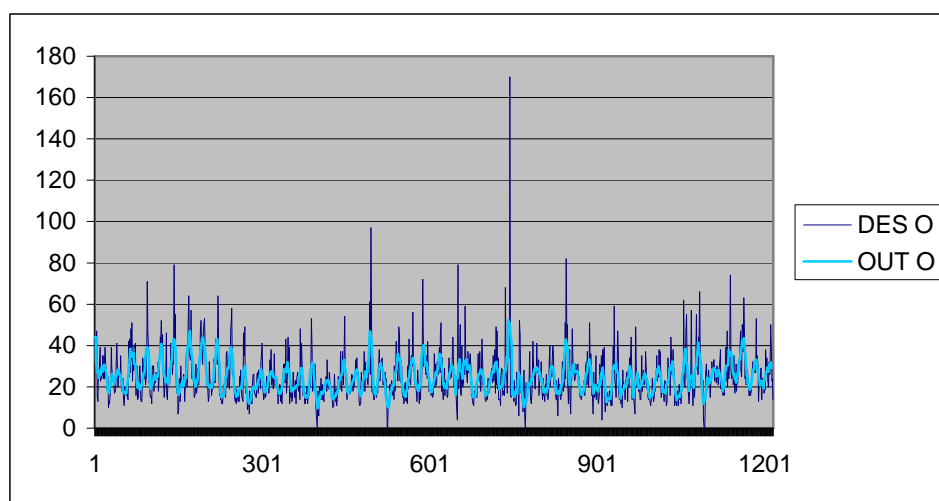


Рисунок 3.2.1.5

Полученный прогноз уже представляет реальную ценность использующему его трейдеру. Сложность заключается лишь в определении направления движения с момента открытия свечи. Если с помощью технического анализа был верно найден тренд, то данный прогноз поможет ему определить силу будущего движения. Гораздо практичней был бы прогноз материальной части свечи, то есть разность между ценой открытия и закрытия.

Были рассмотрен ряд Candle = Open-Close. К сожалению, сколько-нибудь значимых результатов для данного ряда достичь не удалось. При средней свече в 9.6 пунктов средняя ошибка равнялась 16 пунктам, а процент угаданных знаков оказался равен 49%.

Существенным недостатком работы с программой NeuroSolutions является ее сложность в использовании и в представлении полученных результатов. Каждый раз для дополнения существующей выборки (что случается в каждый новый временной период), сеть необходимо перенастраивать. Никакой графической визуализации данных не предусмотрено. Оптимизация не предусматривает изменение критерия обучения ни на максимизацию корреляции, ни на максимизацию R2. Более удобной в этом смысле являются программы их семейства NeuroShell.

3.2.2 Прогнозирование котировок USDCHF с использованием пакета NeuroShell.

Следующий раздел практической части по нейронным сетям выполнен преимущественно с использованием пакета NeuroShell Day Trader Pro 3.8. Рыночные котировки были взяты в формате Metastock, которые предоставила компания FX-CLUB. Далее файл данных Metastock был загружен в программу NeuroShell, где при помощи нее были построены различные нейронные сети, чтобы выявить нелинейные взаимозависимости элементов ряда между собой и объяснить ряд котировок при помощи других временных рядов.

Пакет NeuroShell Day Trader был выбран по нескольким причинам. Во-первых, это специализированный нейропакет, предназначенный специально для прогнозирования финансовых рынков. Такая политика разработчиков обусловила дружественный экономическому восприятию интерфейс и возможность работать с нейронными сетями без навыков программирования. Во-вторых, данный программный пакет предназначен специально для торговли внутри дня, о чем свидетельствует его название и инструкция

пользователя. В-третьих, NeuroShell можно приобрести практически в любом магазине программного обеспечения по сравнительно невысокой цене. Четвертым преимуществом NeuroShell Day Trader является тот факт, что в нем реализован принцип оптимизации с использованием генетическим алгоритмов. Это позволяет сэкономить много машинного времени, ранее расходовавшегося на подбор наилучших параметров того или иного индикатора, на анализ того или иного входа нейронной сети.

NeuroShell Day Trader концентрируется на построении торговой системы. Сама же торговая система может использовать в своих правилах как индикаторы, так и спрогнозированные значения, полученные при помощи нейронных сетей. Сам процесс построения нейронных сетей достаточно прост, однако ни один из ключевых этапов построения нейронной сети не остался в тени. Основная архитектура, которая используется NeuroShell Day Trader – многослойный персептрон, наиболее удобная нейросетевая парадигма для прогнозирования.

В NeuroShell Day Trader были загружены для анализа котировки по 80 рабочим дням с февраля по май 2010 года. Особо важной характеристикой для обучения нейронной сети является хотя бы приблизительная симметрия входных данных. Иными словами, необходимо, чтобы примеров разных категорий было примерно одинаковое количество, чтобы обучение было «беспристрастным». В качестве примера можно привести нейронную сеть, построенную Министерством обороны США для обнаружения танков противника по фотографиям со спутника. В итоге выяснилось, что почти на всех фотографиях, где присутствуют танки, погода была пасмурной, поэтому сети легче было настроиться на угадывание погоды, чтобы успешно справиться с тестовой выборкой. Следовательно, рекомендуется сбалансировать входную выборку.

Другой пример больше связан с темой данного исследования. Отечественными исследователями была построена нейронная сеть, предсказывающая дневное изменение обменного курса рубля на доллар. Сеть давала хорошие результаты, ошибаясь только тогда, когда курс не изменялся. Когда же начался процесс укрепления рубля, сеть стала давать только неправильные ответы. Вызвано это было тем, что в обучающей выборке содержались примеры того, что рубль постоянно дешевел, поэтому сеть просто «не знала», что может быть иначе. В таких случаях также рекомендуется регулярно дополнять обучающую выборку свежими данными.

В некоторых исследованиях предлагается использовать исторические данные в их наиболее удобном и компактном представлении – в форме индексов, которые уже являются комбинацией котировок прошлых периодов.

Для начала определим, какое задание будет дано нейронной сети. Ее можно обучить действовать по принципу максимальной прибыли. В программе Metastock эта функция называется Maximum Profit System (MPS). Алгоритм моделирования торговли построен по принципу «зачислять в прибыль все, что возможно». Это может быть изменение цены за одну свечку или удержание позиции в течение очень длительного периода времени. К сожалению, для торговли внутри дня такой принцип трудно реализуем, поскольку часто колебания очень малы. В несколько модифицированном виде MPS может быть применен как критерий для отбора идеальной нейронной сети для прогнозирования. В теоретической части, посвященной теории нейронных сетей, среди критериев обучения обычно использовался принцип минимизации ошибки между идеальным значением и полученным. Как показывает практика, критерий максимизации прибыли может дать как такие же, так и более хорошие результаты. Попробуем разработать MPS, которая была бы более приближена к реальным условиям торговли на рынке.

Во-первых, необходимо определить, сколько пунктов должен содержать в себе «значимый» для торговли ход цены. Среди практикующих трейдеров «взять фигуру» (заработать 100 пунктов) при игре внутри дня является отличным завершением удачной сделки. Несколько меньший выигрыш также вполне устроит трейдера. Таким образом, можно говорить о наличии некоторых ориентиров, на которые нацелен трейдер в своей работе. Эти ориентиры могут быть получены чисто из эмпирических соображений, однако, могут быть вполне обоснованы статистически.

Проанализируем данные по швейцарскому франку с 1 января 2008 года по 3 мая 2010 года. Возьмем сначала изменения курса за 24 часа:

1. Среднее колебание курса за день (High-Low) равно 111 пунктам. За последний год этот показатель равен 91 пункту, то есть значение несколько снизилось.
2. Максимальное колебание курса за день, зафиксированное за период – 542 пункта.
3. Минимальное колебание курса за день, зафиксированное за период – 4 пункта.

Из приведенного выше анализа видно, что в среднем курс валютной пары CHFUSD изменяется на 90-110 пунктов в день. Это тот доход, на который можно рассчитывать, торгуя внутри дня. С учетом рисков и комиссионных положим «значимый» сигнал равным 100 пунктам в день. На исторических данных вполне можно сделать

разметку, в каких местах следует покупать, в каких продавать, а в каких ожидать покупки или продажи. Существуют предпосылки разработки алгоритма, формирующего так называемый шаблон (карту) максимальной прибыли – Maximum Profit Pattern (MPP). MPP имеет сходство с индикатором, однако рассчитывается не по прошлым данным, а по будущим. Сигналами MPP могут, например, быть:

- 1 – покупка
- 0,8 – ожидание покупки
- 0,2 – ожидание продажи
- 0 – продажа

Моделирование торговли на исторических данных с построенным на их основе MPP приносит максимальную прибыль с учетом ограничения, что система будет реагировать только на ход, который будет больше 100 пунктов, которые мы определили как «значимое» изменение курса.

Иными словами, предлагается использовать нейронную сеть как классификатор, который бы в ответ на входные данные на выходе давал сигналы «покупать», продавать, «ждать», то есть классифицировать ситуацию, сложившуюся на рынке.

После определения задачи, которая будет задана нейронной сети, необходимо решить задачу кодирования обучающего правила таким образом, чтобы максимально упростить процесс обучения. Из всех статистических функций распределения, определенных на конечном интервале, максимальной энтропией (оценкой информационной насыщенности) обладает равномерное распределение. Применительно к данному случаю, это подразумевает, что кодирование переменных числовыми значениями должно приводить, по возможности, к равномерному заполнению единичного интервала закодированными примерами (захватывая и этап нормировки). При таком способе кодирования все примеры будут нести примерно одинаковую информационную нагрузку.

Рассмотрим персептрон с одним выходным нейроном. Подавая на входы этого персептрона любые числа x_1, x_2, \dots, x_n , получим на выходе значение некоторой функции $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$, которое является ответом (реакцией) сети. Очевидно, что ответ сети зависит как от входного сигнала, так и от значений ее внутренних параметров - весов нейронов.

Сразу же возникает вопрос о том, может ли нейронная сеть аппроксимировать функцию достаточной сложности. Ученые занимались решением этой задачи долгое время и ответ был получен сравнительно недавно - в 1989 г. В результате продолжительных исследований несколькими учеными практически одновременно была сформулирована

теорема, которая на языке нейронных сетей звучит следующим образом: «Любую непрерывную функцию нескольких переменных можно с любой точностью реализовать с помощью обычного трехслойного персептрона с достаточным количеством нейронов в скрытом слое». Это означает, что с помощью стандартного персептрона возможно решать любые задачи прогнозирования и оценки, в которых существуют функциональные зависимости. Однако теорема не указывает, каким способом можно подобрать веса каждого нейрона, используя набор примеров.

Очень полезными для прогнозирования валютного рынка могут послужить использование в качестве входов для нейронной сети различных индикаторов. С одной стороны, они достаточно информативны, потому что по-разному используют исторические данные. С другой стороны, размерность одного индикатора как входа равна единице, в отличие от «окна» данных в 10-20 свечей. Разберем данный подход более подробно.

Как уже было указано выше, в качестве поступающих на входы нейронной сети данных могут выступать как приращения цен одного типа, например, цен закрытия, так и комбинация приращений разных типов цен в пределах одного временного интервала. Это может быть информация, содержащаяся в свече: цена открытия, цена закрытия, максимальная и минимальная цена за период. Четыре разных цены будут подаваться на 4 разных нейрона. Очевидно, что данный подход влечет трудности в рассмотрении достаточно большого количества интервалов в прошлом. Для кодирования информации о 24 последних часах (24 свечи на часовом графике) потребуется 96 входных нейронов. Задача такой размерности может быть качественно решена только при наличии достаточно мощного оборудования, например, нейрокомпьютеров или нейроплат.

Однако такая постановка задачи имеет смысл при достаточно небольшом размере входного окна. Если мы попытаемся спрогнозировать японскую свечку по 3 предыдущим приращениям, то с задачей справится даже обычный компьютер.

Недостатком метода окон является чисто техническое ограничение «кругозора» сети в прошлом. При использовании методов технического анализа трейдер не обязательно должен рассматривать только последние три-четыре значения, погружаясь в прошлое как угодно глубоко. В некоторых исследованиях утверждается, что максимальные и минимальные значения ряда даже в относительно далеком прошлом оказывают сильное воздействие на психологию игроков, и, следовательно, должны быть значимы для предсказания. Прогнозирование нейронной сетью методом окон не способно предоставить такую информацию, что снижает качество полученных результатов. Увеличение же размера окна до приемлемых значений сильно увеличивает машинное время, потраченное

на обучение сети. Выходом из сложившейся ситуации могут быть альтернативные способы кодирования исторической информации.

Альтернативным представлением входной информации можно считать значения индикаторов, построенных на основе ценовой динамики. Выделим плюсы данного подхода:

- Значение каждого из индикаторов зависит от определенного числа значений временного ряда в прошлом, таким образом, использование совокупности нескольких индикаторов позволяет оценить рынок широким взглядом и оценить рыночную ситуацию в прошлом с различных точек зрения.
- Многочисленность индикаторов затрудняет их одновременное использование в техническом анализе ввиду ограничений со стороны человеческого фактора, тогда как сеть может анализировать одновременно большое их количество.
- Выборка с индикаторами обычно достаточно мала, поскольку сама базируется на переменных, взятых с определенным лагом, и, соответственно, количество задействованных входных нейронов сети также невелико.
- Часто индикаторы уже лежат в промежутке от 0 до 1 (или от 0 до 100), что заметно упрощает подходы к нормализации входных данных.

Стоит отметить, что описанный здесь способ не уступает по информативности методу окон с достаточно большим погружением в прошлое. Подобный способ сжатия информация позволяет из огромного количества входных данных оставить лишь значимые для предсказания будущих значений ряда.

Из множества индикаторов технического анализа для обучающей выборки проанализируем следующие двенадцать:

- Williams' %R;
- Dynamic Momentum Index;
- Price ROC;
- Chande Momentum Oscillator;
- Chaikin A/D Oscillator;
- CCI-Standard;
- Forecast Oscillator;
- Swing Index;

- Stochastic Oscillator;
- Relative Momentum Index;
- Binary Wave Composite (as trend);
- MACD (as trend).

Со своей стороны, разработчики программы NeuroShell Day Trader предпочитают использовать следующие индексы:

- Average Crossover Above
- Average Crossover Below
- Acceleration
- Stochastic %D
- Stochastic %K
- Negative Volume Index
- Positive Volume Index
- Accumulation Dist
- DMI
- Volume Price Trend
- MFI
- % Change
- CCI
- MACD
- RSI
- Linear Time Regression Slope
- Lag(Linear Time Regression Slope)
- High Channel Breakout
- Low Channel Breakout

Особенной популярностью пользуются показатели Volume и Momentum. Возможной трудностью, возникающей при использовании индикаторов на входе в нейронную сеть, является оптимальный выбор коэффициентов, используемых для каждого конкретного индикатора. Например, индикатор Average Crossover Above/Below просит уточнить, какой порядок скользящих средних следует строить. Реализованная программой NeuroShell возможность оптимизации при помощи генетических алгоритмов позволяет отдавать подбор наилучших параметров на откуп компьютеру. Это, однако, сильно снижает быстроедействие при вычислениях.

Есть и другие, менее распространенные индикаторы. К примеру, в книге Е.М. Азоффа приведен индикатор случайного блуждания (RWI – random walk index), предложенный Поулосом. Этот индикатор определяет отклонение от случайного движения. Для временного ряда котировок сначала рассчитывается среднее изменение цены за период, $\Delta\bar{p}_t$, затем и сам индикатор:

$$RWI = \frac{\Delta p_t(N, \tau)}{\Delta\bar{p}_t \sqrt{N}}, \text{ где}$$

$\Delta p_t(N, \tau)$ - изменение цены за интервал времени $N\tau$. Здесь τ - интервал, с которым определены котировки, а N – количество анализируемых котировок. Отклонение индикатора от единицы подразумевает либо наличие тренда (абсолютное значение $RWI > 1$), либо периодического колебания (абсолютное значение $RWI < 1$).

В своей работе Е.М. Азофф предлагает использовать значения RWI как вход для нейронной сети. Однако не стоит забывать, что этот индекс чувствителен к знаку изменения цены и будет отрицательным, когда цена за период упадет. Анализ этого индикатора может быть полезен тем, что непараметрический линейный подход, представленный в исследовании эконометрикой, выявил, что ряды Open, High, Low, Close являются по своей модели «случайным блужданием».

К сожалению, использование данного индикатора представляется затруднительным, поскольку он плохо себя проявил на модельном примере. Было рассмотрено классическое случайное блуждание и для всего ряда в 1536 элементов посчитан RWI. Поскольку случайное блуждание содержит в ошибках «белый шум», то получилось несколько вариантов индекса случайного блуждания. Начальным значением ряда была единица, а ошибки были распределены по нормальному закону с нулевой средней и средним квадратическим отклонением 0,5. Сначала RWI был очень мал и не превышал одной десятой, однако для разных ошибок он показывал разные значения. Окончилось данное исследование тем, что RWI стал равен 14, потому что процесс долго находился выше нуля. Отсюда приходим к выводу, что RWI может плохо выявлять отклонения процесса от случайного блуждания и его сигнал имеет неустойчивый характер.

В той же работе рассмотрен индикатор волатильности того или иного инструмента. Некоторые исследователи предлагают исчислять его следующим образом:

$$VI = \frac{(High - Low)(Close - Open)}{|average_of_numerator|}$$

Индикатор будет положительным или отрицательным соответственно при увеличении или уменьшении цены. Индикатор волатильности может быть прямо подан на

вход нейронной сети. К сожалению, данные индикаторы являются во многом условными, так как применяют нестандартные подходы к определению случайного блуждания и волатильности (с точно таким же успехом можно было ввести индикатор волатильности как среднеарифметическое из произведения (High - Low) и (Close - Open)).

Теперь определимся с тем, что же мы будем прогнозировать при помощи нейронных сетей. Из самих котировок для прогнозирования предлагается изменение цены закрытия, процентное изменение цены закрытия, сигналов на покупку и на продажу, аналогичные показатели для цены открытия. Также для прогнозирования предлагаются другие сигналы и индикаторы. Остановимся на рассмотрении возможных выходов более подробно.

Возможные выходы для нейронной сети.

Выходы, которые могут быть сгенерированы при помощи нейронной сети делятся на четыре больших класса. Первые три описывают преимущественно варианты выходов на основе цен открытия и закрытия, четвертый класс подытоживает возможности прикладных программ.

1. Изменение (или процентное изменение) в цене открытия или закрытия.

Разработчиками программного обеспечения для построения нейронных сетей, прогнозирующих финансовые показатели, рекомендуется прогнозировать изменение цены открытия, а не цену закрытия. Вызвано это тем, что разница между ценой закрытия накануне не всегда равна цене открытия сегодня. Такая логика может быть справедливой для фондовых рынков, поскольку там чаще встречаются разрывы между смежными свечами. Для рынка FOREX же данная ситуация встречается довольно редко, поскольку рынок близок к абсолютной ликвидности.

Что же касается выбора между изменением цены и процентным изменением цены, то здесь нет каких-либо указаний на преимущество того или иного подхода. Обычно приходится строить две нейронные сети (одна предсказывает изменение цены, другая предсказывает процентное изменение цены), а затем сравнивать их между собой.

2. Оптимальное изменение цены открытия или закрытия.

Оптимальное изменение как выход для нейронной сети представляет собой наиболее развитую интерпретацию изменения цены. Сеть в данном случае прогнозирует изменение цены от текущего значения до ближайшего минимума или максимума, найденных среди определенного количества свечей в будущем. Такой подход позволяет избежать проблемы раннего закрытия позиции, как в случае с прогнозированием изменения цены открытия или закрытия.

В качестве примера можно привести следующие рассуждения. Предположим, что текущая цена некоторой ценной бумаги равна 100, причем в ближайшие 5 дней цена возрастет до 125, а в следующие 5 дней упадет до 85. Если мы построим сеть, которая будет прогнозировать изменение цены на 10 вперед, то, скорее всего, получим прогнозное значение около -15. Если на данный момент у трейдера была открыта длинная позиция, то сеть выдала бы ему рекомендацию закрыть ее. В случае же, если нейронная сеть прогнозирует минимумы и максимумы, то у трейдера будет еще 5 дней, чтобы получить еще 25 пунктов по текущей позиции.

Таким образом, в отличие от простого прогнозирования изменения цены на некоторый интервал в будущее, оптимальное изменение цены прогнозирует лишь изменение цены до ближайшего максимума или минимума (пик или долины) внутри определенного трейдером окна прогнозирования. При этом алгоритм следующий:

- Выбирается первоначальный пик или долина,
- Для каждого последующего значения измеряется количество пунктов до выбранной долины или пика.
- По достижении выбранной точки происходит откат к первому пункту.

Для приведенного выше примера, индикаторы оптимального изменения сначала выберут 125 как ближайший пик в цене, пока цена 125 не будет достигнута. После этого, будет принято решения, произойдет ли падение цены на 40 пунктов, до долины 85, или есть какая-нибудь другая долина или пик в рассматриваемом окне.

3. Оптимальные сигналы для входа или выхода из позиции.

Для многих трейдеров вопрос стоит не в том, чтобы спрогнозировать абсолютное изменение цены до следующего пика или долины. Гораздо более полезной информацией могут стать ответы на вопросы: когда будет достигнут новый максимум или минимуму и является ли, например, данный подъем приближением к новой вершине.

Методика получения сигналов для нейронной сети данного класса в точности повторяет методику для прогнозирования оптимального изменения цены. Разница в двух методах состоит в том, что рассматриваемый здесь подход выдает сигналы для оптимального входа/выхода/ожидания, а не абсолютную величину предстоящего изменения.

Выход для такой нейронной сети равен 1, когда цены будут двигаться вверх к новой вершине, и -1, когда цены падают, приближаясь к новому ценовому минимуму. Возможно так же введение дополнительных правил по торговле с индикатором,

построенным с использованием выходов данного типа: держать длинную позицию, когда индикатор больше 0.6, и короткую, когда индикатор меньше -0.6.

4. Использование других инструментов и индикаторов.

Возможности прикладных программ по моделированию нейронных сетей, в том числе и NeuroShell Day Trader не ограничиваются различными интерпретациями цен открытия и закрытия как выходов для нейронных сетей. В качестве выхода нейронной сети может выступать как независимый ряд некоторых показателей, так и некоторый индекс, предложенный к рассмотрению.

В некоторых случаях прогнозирование индекса, а не непосредственно цены открытия или закрытия, может оказаться более полезным для нужд трейдера. Во-первых, спрогнозированный индекс можно непосредственно интегрировать с техническим анализом без каких бы то ни было неудобств. Во-вторых, индексы более сглажены, чем сами котировки, поэтому их аппроксимация представляется более простой и понятной для нейронной сети.

Рассмотрим теперь возможные критерии, по которым можно оптимизировать моделируемую сеть. Программный пакет NeuroShell Day Trader предлагает широкий набор целевых функций для процесса обучения, их можно условно разделить на два класса: подходы, базирующиеся на прибыли и убытках (Profit Objectives), и подходы, базирующиеся на ошибках прогноза (Error Objectives) Остановимся на каждом из них.

- Подходы, основанные на прибыли, оценивают возможность извлекать прибыль из полученных прогнозов. С одной стороны, это очень грамотный подход, поскольку прогноз оптимизируется на способностях приносить прибыль. С другой стороны, часто максимизация прибыли идет в разрез с правдоподобием полученной аппроксимации. Иными словами, построенной сети будут безразличны реальные зависимости входной информации с выходной, если на обучающей выборке она сможет построить успешную торговую стратегию.
- Подходы, основанные на ошибках прогноза, более классические по своей природе, поскольку ставят своей задачей максимально приблизить прогнозируемые величины к реальным. Дополнительным плюсом этого подхода является его универсальность и применимость даже в тех приложениях, которые не имеют никакого отношения к экономическим проблемам.

Наиболее рекомендованным подходом к оптимизации нейронных сетей из первого класса является максимизация соотношения выигрышных и проигрышных сделок (Maximize #Winners - #Losers). Другими рекомендованными критериями являются максимизация чистой прибыли (Maximize Net Profit), максимизация прибыли по счету (Maximize Return on Account) и другие.

Среди второго класса подходов наиболее рекомендованными являются минимизация ошибки (Minimize Error), максимизация корреляции (Maximize Correlation), то есть максимизация правдоподобия между реальным показателем и прогнозом, и другие.

Моделирование нейронных сетей.

Рассмотрим данные по дневным свечкам валютной пары CHFUSD с 27 апреля 2009 года по 4 мая 2010 года. Смоделируем набор нейронных сетей, построенных по разным критериям и на основе разных входных параметров, и оценим их прогностическую силу. Визуально имеющиеся данные выглядят следующим образом (Рисунок 3.2.2.1).

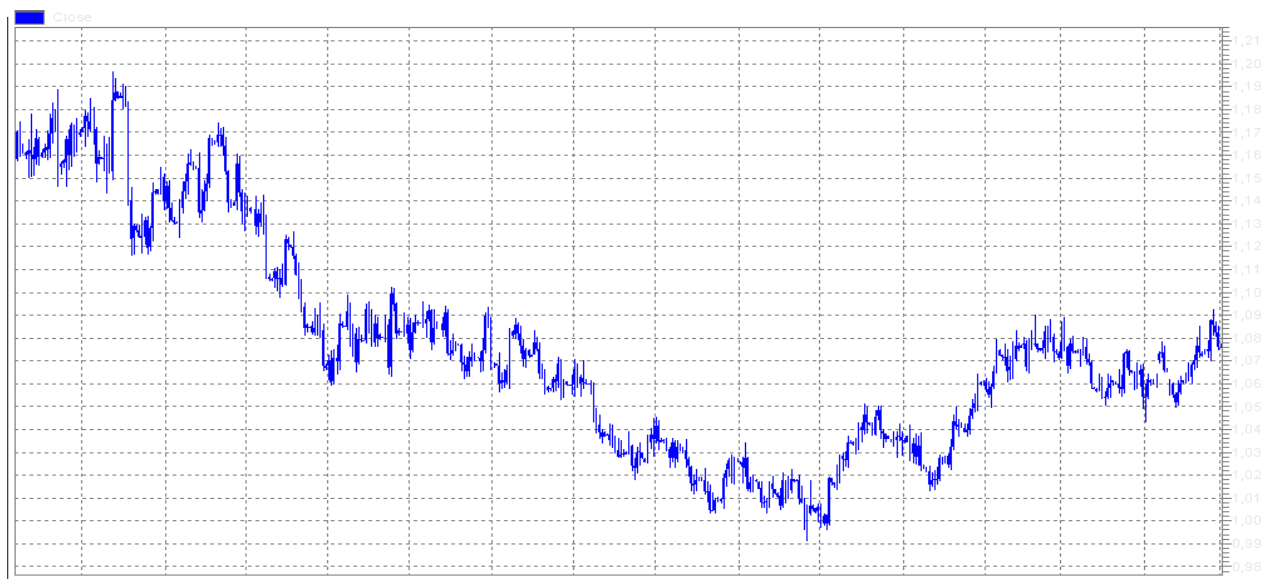


Рисунок 3.2.2.1

Двенадцать представленных выше месяцев данных были разбиты на два множества: обучающая выборка (9 месяцев) и тестовая выборка (3 месяца). Иными словами, нейронная сеть обучалась примерно на 270 дневных свечей, после чего полученная сеть проверялась примерно по 92 свечах (здесь приведены приблизительные числа, потому что прогнозирование нескольких свечей вперед, а не на одну, сжимает оба

множества). Тестовое множество, с одной стороны, может сильно укоротить обучающую выборку (во многих исследованиях, посвященных прогнозированию рынка FOREX, рекомендуется брать как можно больший объем исторических данных). С другой стороны, тестовое множество необходимо для проверки нейронной сети на «переобучение» или неверную аппроксимацию теоретической функции. Практика показывает, что на тестовом множестве нейронная сеть показывает всегда худшие результаты, чем на обучающем.

Еще одним критерием качества прогноза рыночных котировок, построенного при помощи нейронной сети, является результативность построенной на основе этого прогноза торговой системы. Если прогноз построен качественно, то торговая система будет прибыльной как на обучающей выборке, так и на тестовой. Как ориентир для оценки достаточной прибыльности построенной торговой системы является сравнение полученной прибыли в процентах и процентного изменения обменного курса за тестовый период. За рассматриваемые три месяца курс CHFUSD изменился на 2,6%.

Для начала зададим нейронной сети простую задачу и попытаемся спрогнозировать абсолютное изменение цены открытия (Change in Open) на основе данных самой свечи. Это очень похоже на построение авторегрессионной модели в эконометрике, только нейронные сети используют нелинейный подход.

Будем прогнозировать изменение цены открытия на 1 день вперед. В качестве входных параметров были взяты ряды: open, high, low, close, volume. Построенная сеть содержала 10 нейронов в скрытых слоях, то есть ее сложность можно считать невысокой. Критерием оптимизации сети при обучении была взята максимизация прибыли, полученной от сделок на тестовом множестве (Maximize return on Account). Иными словами, при обучении сети программа заключала сделки на основе полученного прогноза, полученная прибыль помогала оценить качество прогноза. Полученные результаты представлены в таблице 3.2.2.2.

Performance Statistic	All Trades	Long Only	Short Only
Start Date	30.01.2010		
End Date	30.04.2010		
Beginning Price	1,060		
Ending Price	1,076		
Change in Price	0,017		
Percent Change in Price	1,6%		
Annual Percent Change in Price	6,2%		
Return on Trades	5,5%	3,5%	2,0%
Annual Return on Trades	22,1%	14,1%	8,0%
Return on Account	5,5%	3,5%	2,0%
Annual Return on Account	22,0%	13,9%	8,1%
Net Profit	\$ 0,06	\$ 0,04	\$ 0,02
Gross Profit	\$ 0,13	\$ 0,08	\$ 0,05
Gross Loss	\$ 0,07	\$ 0,04	\$ 0,03
Ratio Gross Profit/Loss	1,83	1,92	1,72
Percent Profitable Trades	61,9%	57,1%	66,7%
Number Trades	42	21	21
Number Winning Trades	26	12	14
Number Losing Trades	16	9	7

Таблица 3.2.2.2

На тестовом множестве (30.01.2010 – 30.04.2010) сеть получила прибыль по торговле 5,5% (для обучающей выборки аналогичный показатель составил 20,7%), заключив за этот период 42 сделки, 26 из которых оказались прибыльными. Как уже было замечено выше, изменение курса за период составило 1,6%, в то время как построенная нейронная сеть принесла более чем в 3 раза больше прибыли, чем могла бы принести открытая длинная позиция. Торговые действия сети приведены на рисунке 3.2.2.3.

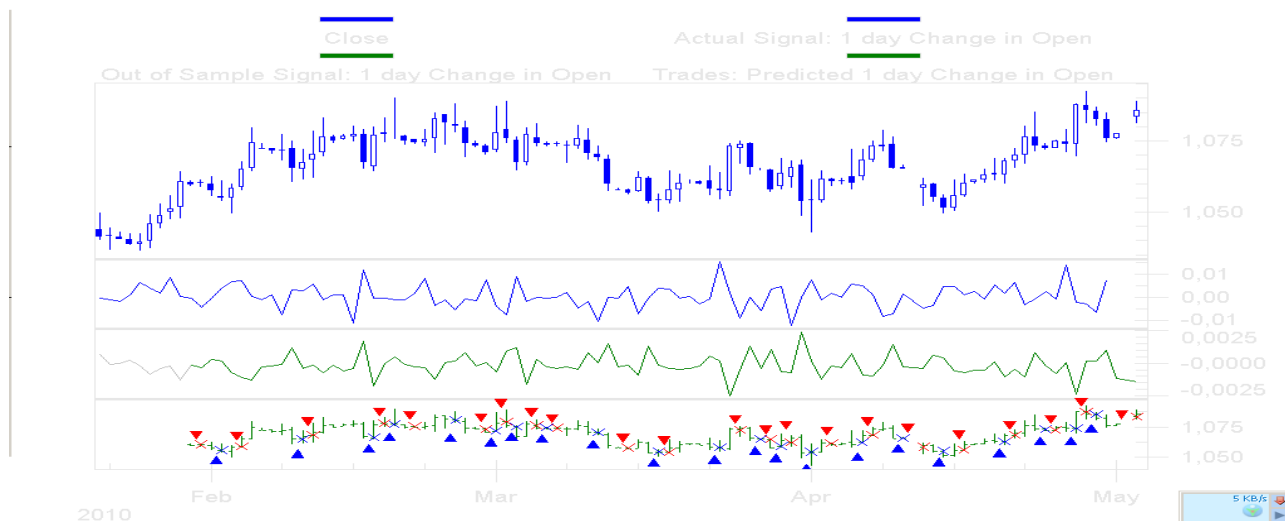


Рисунок 3.2.2.3

Синим цветом на рисунке выделен реальный сигнал, а зеленым – прогнозный. Сеть в этом случае прогнозирует не столько абсолютное или относительное изменение цены, сколько движение процесса к новому максимуму или минимуму. Размер выигрыша по сделкам, заключенным на протяжении тестового периода, можно считать аналогом качества прогноза, так как оценивает, сколько может принести коммерческое использование данного прогноза.

Поскольку оптимизация как самой нейронной сети, так и выбор входных параметров, была поручена модулю генетических алгоритмов (Genetic Algorithms – GA), то в конечную сеть вошли не все предложенные ряды. Входами для данной сети стали High, Low, Close с вкладом в прогноз 30,69%, 39,75% и 29,56% соответственно.

Убрав все лишние входы, предложенные для рассмотрения в предыдущем случае, и оставив только ряды High, Low и Close, попытаемся улучшить полученные результаты. В качестве критерия оптимальности опять возьмем максимизацию прибыли, полученной от торговли. Аналогичная таблица полученных результатов приведена ниже (Таблица 3.2.2.4).

Performance Statistic	All Trades	Long Only	Short Only
Start Date	30.01.2010		
End Date	30.04.2010		
Beginning Price	1,060		
Ending Price	1,076		
Change in Price	0,017		
Percent Change in Price	1,6%		
Annual Percent Change in Price	6,2%		
Return on Trades	6,0%	3,8%	2,2%
Annual Return on Trades	24,1%	15,1%	9,0%
Return on Account	5,9%	3,7%	2,3%
Annual Return on Account	23,8%	14,8%	9,0%
Net Profit	\$ 0,06	\$ 0,04	\$ 0,02
Gross Profit	\$ 0,14	\$ 0,08	\$ 0,06
Gross Loss	\$ 0,08	\$ 0,04	\$ 0,03
Ratio Gross Profit/Loss	1,82	1,91	1,70
Percent Profitable Trades	63,0%	60,9%	65,2%
Number Trades	46	23	23
Number Winning Trades	29	14	15
Number Losing Trades	17	9	8

Таблица 3.2.2.4

Убрав несущественные входные параметры сеть смогла достичь уровня 6,0% прибыли по торговле, совершив за тестовый период 46 сделок, 29 из которых оказались удачными. Процент выигрышных сделок оказался равным 63%, причем данный результат в значительной степени схож по длинным и по коротким позициям.

Попробуем теперь построить прогноз по тем же входным параметрам, только теперь в качестве критерия оптимальности полученной нейронной сети будем брать минимизацию ошибки, то есть разницы между реальными показателями и их прогнозами.

Построенная по критерию минимизации ошибки нейронная сеть дала результат по средней ошибке 0,00459, то есть примерно 46 пунктов ошибки на каждую свечку. В качестве входов были взяты Low, Open и Volume. Анализ построенной нейронной сети представлен в таблице 3.2.2.5.

Statistic	Training Set	Evaluation Set
Input Start Date	30.01.2009	30.01.2010
Input End Date	29.01.2010	30.04.2010
Output Start Date	01.02.2009	01.02.2010
Output End Date	31.01.2010	03.05.2010
Number of Bars	364	90
Average Error	0,00459	0,00381
Correlation (r)	0,199	0,125
R-squared	0,0381	0,00853
Mean Squared Error	4,803E-05	0,0000256
% Correct Sign	59,34	46,67

Таблица 3.2.2.5

Анализ приведенной выше таблице вынуждает заключить, что качество полученного прогноза является очень низким. Во-первых, средняя ошибка равна примерно 46 пунктам (Average Error измеряется в тех же величинах, что и выходной параметр). Во-вторых, корреляция между реальными и прогнозными данными не столько близка к единице, сколько к нулю. Показатель % Correct Sign показывает процентное количество случаев, когда прогнозное значение было того же знака, что и реальная величина. Значение этого показателя в данном случае равно 59,34%, что на 9,34% лучше, чем просто подкидывать монетку. В рамках имеющихся входов улучшить полученные результаты не удалось.

Возможно, проблема кроется не столько во входных параметрах, сколько в выходе, который был задан сети для прогнозирования. При прочих равных, из двух одинаковых прогнозов (один на абсолютное, другой – на относительное изменение цены) второй будет более точным. Например, ошибка в 0,01 для абсолютного прогноза будет значить ошибку в 100 пунктов, а для прогноза процентного изменения цены это будет означать ошибку в 12 пунктов (при базовой цене 1,2000).

К сожалению, замена выходного параметра с абсолютного изменения на относительное не повлияло на качество полученного прогноза. Если в предыдущем случае средняя ошибка была равной 0,00459, то теперь она стала равняться 0,433. Иными словами, если раньше прогноз отклонялся от реального значения в среднем на 46 пунктов, то теперь

отклоняется примерно на 0,43% за свечу от процентного изменения, или на те же 46 пунктов (при базовом обменном курсе 1,09). Поскольку прогноз, построенный по принципу минимизации ошибки, не принес желаемых результатов, перейдем к рассмотрению других подходов к прогнозированию валютного рынка.

Возьмем набор индикаторов, перечисленных выше, как входные параметры для нейронной сети и проанализируем их на предмет прогностической силы. Каждый индикатор уникален тем, что он может быть индивидуализирован под каждый конкретный случай путем настройки его параметров. Обычно параметры индикаторов подбираются в процессе построения торговой системы, которая основана на техническом анализе. Подбираются эти параметры чаще всего вручную, что значительно замедляет процесс оптимизации. К счастью, в программном пакете NeuroShell есть модуль, отвечающий за оптимизацию, поэтому параметры каждого индикатора можно будет настроить при помощи генетических алгоритмов автоматически.

Построим прогноз изменения цены (Change in Open) на 1 свечу вперед, используя в качестве входов набор индикаторов Adaptive Moving Average, ADX, Average Negative/Positive Momentum, CCI, DMI, Hammer, MACD, MACD Signal, Momentum, Negative/Positive Volume Index, RSI, Average Crossover Above/Below, Simple Stochastic %D, Simple Stochastic %K, Stochastic %K, Stochastic %D, Williams %R, Stochastic Crossover Above/Below. Вычислительные возможности программы позволяют внести все индексы на вход нейронной сети одновременно, однако практикующие специалисты не рекомендуют этого делать по следующим причинам. Во-первых, как обычно, сильно возрастает вероятность переобучения нейронной сети, из-за чего на тестовом множестве она будет показывать плохие результаты. Во-вторых, многие индексы являются взаимозаменяемыми, поэтому не рекомендуется использовать их вместе даже в техническом анализе.

Несмотря на большое количество вариантов, предложенных в качестве входов нейронной сети, наименьшей из возможных средних ошибок была величина 0,00503, то есть примерно 50 пунктов. Процент угаданных знаков реального значения также был всегда близок к 50%. Отметим, что нас интересовало любое значимое отклонение величины % Correct Signal в любую сторону.

Таким образом, наиболее результативными (с практической точки зрения) оказываются нейронные сети, критерием для оптимизации которых были подходы, основанные на получении прибыли. Обычно для таких нейронных сетей используется базовая торговая стратегия, построенная по следующему принципу: следует покупать, если

прогнозное значение больше нуля, и продавать, когда прогнозные значения становятся меньше нуля. Возможна оптимизация торговой стратегии внутри прогноза.

Базовая торговая стратегия, построенная на прогнозе, может быть улучшена. Раз среднее изменение цены за день равно примерно 100 пунктам, то можно настроить правила так, чтобы длинная сделка заключалась при прогнозном значении, большем 60, а короткая сделка совершалась при прогнозном значении меньше -60. Сигналом к выходу будут пороговые значения 20 и -20 для длинной и короткой сделок соответственно.

Подводя некоторый итог прогнозирования при помощи нейронных сетей абсолютных и относительных изменений, можно заключить, что точность полученных результатов достаточно низка, хотя на их основе удастся построить успешные торговые системы.

Остановим пока рассмотрение данной проблемы и подойдем к вопросу прогнозирования курсов валют с другой стороны. Попытаемся построить нейронные сети, выходами для которых были бы оптимальные изменения цены и оптимальные сигналы на покупку, продажу.

Попытаемся спрогнозировать оптимальное изменение цены открытия на 10 свечей вперед на валютной паре CHFUSD. В качестве входных параметров возьмем набор индикаторов (CCI, Bollinger Bands, DMI, MACD, Momentum, RSI, Stochastic), предложив модулю генетических алгоритмов выбрать, какие из них использовать для нейронной сети, а какие нет. Обучающая выборка составила 5 лет, тестовая – 3 месяца. Для уменьшения машинного времени, затрачиваемого на решения данной задачи, число входов нейронной сети было ограничено пятью. В качестве критерия качества модели был выбран принцип максимизации прибыли.

Полученная в итоге нейронная сеть показала довольно посредственные результаты не только на обучающей выборке, но и на тестовой. Анализ тестовой выборки представляется более разумным, поскольку именно он и является тем прогнозом, который строится данной моделью (при оптимизации и последующем обучении нейронная сеть «не видит» тестового множества). Сделаем некоторые выводы на основе полученных результатов.

На основе предсказанных оптимальных изменений цены на тестовом множестве было заключено 4 сделки, 2 из которых оказались прибыльными, что позволило получить 3,7% на торговле в отличие от 2,8%, которые могли быть получены простым удержанием длинной позиции в течение всего тестового периода. В основу модели легли следующие

индикаторы: CCI, Bollinger Bands, MACD, Momentum, RSI. Графически результаты построения модели показаны на рисунке 3.2.2.6.

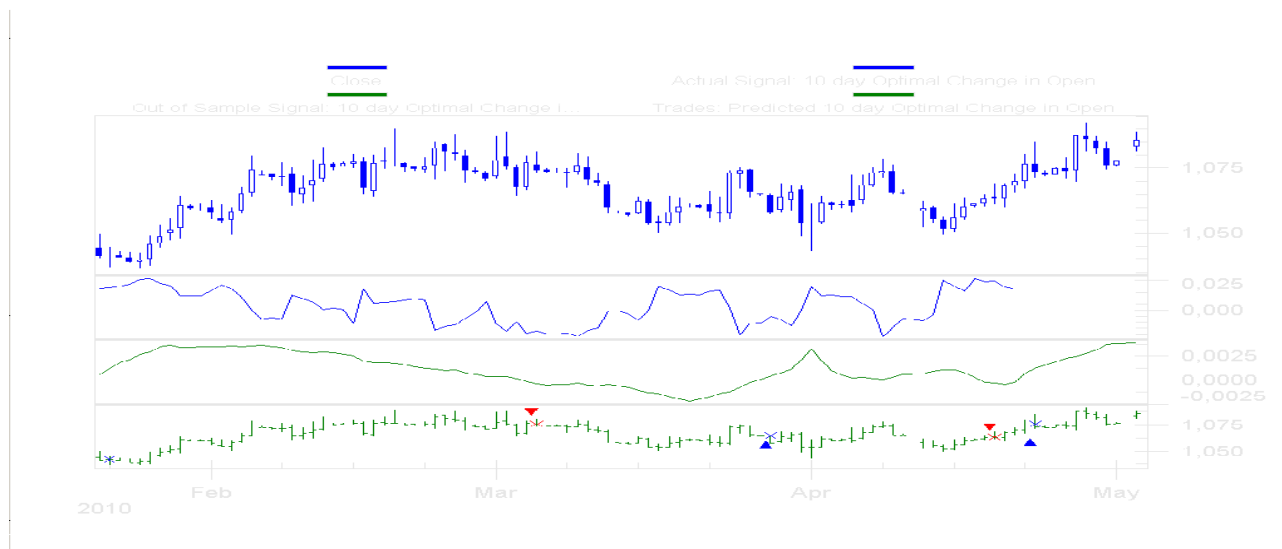


Рисунок 3.2.2.6

Попытаемся усовершенствовать данную модель путем изменения параметров обучения и входных данных. После добавления как входных параметров цен открытия и закрытия, Negative и Positive Volume Index на основе полученной нейронной сети был получен результат по торговле в 6,2% и 4 выигрышных сделки из 4. Напомним, что за данный период цена изменилась на 2,8%. Критерий Maximize Return on Account позволяет нейронной сети самой определять, в каких участках множества ей удалось наиболее точно предсказать сложившуюся на рынке ситуацию.

При отмене ограничения на количество входов для проектируемой нейронной сети подтвердились опасения касательно переобучения. На обучающей выборке результаты были очень впечатляющими, в то время как тестовое множество выявило данный недостаток.

Две нейронных сети можно оставить, чтобы потом вернуться к ним в разделе, посвященном созданию нейроэкспертов.

Перейдем теперь к рассмотрению нейронных сетей, выходами которых будут уже не изменения цен открытия и закрытия, а непосредственно сигналы на покупку и продажу. Попытаемся построить нейронную сеть с выходами оптимальных сигналов на покупку/продажу/удержание (Optimal Buy/Sell/Hold Based on Open). Следует отметить, что данный метод максимально приближен по своим предпосылкам к теории хаоса, которая по своей популярности уже почти сравнялась в трейдерских кругах с теорией нейронных сетей. Напомним, что теория хаоса, в ее упрощенном варианте, построена по следующему

принципу⁸. В нем постулируется, что валютный рынок носит преимущественно случайный характер – это наблюдается в местах скопления близких котировок. Затем появляется точка бифуркации, после которой процесс перестает быть случайным и либо идет вверх, либо вниз. В этих промежутках от одной точки бифуркации до другой, согласно теории хаоса, предсказать развитие процесса возможно. В результате такого движения процесс переходит в новую «точку неопределенности», из которой тоже должен будет выйти. Задача нейронной сети может быть сведена к вылавливанию данных точек или генерации сигналов о приближении к следующей «точки неопределенности».

Для последних трех месяцев рассматриваемого периода реальный график таких сигналов выглядит следующим образом (Рисунок 3.2.2.7).

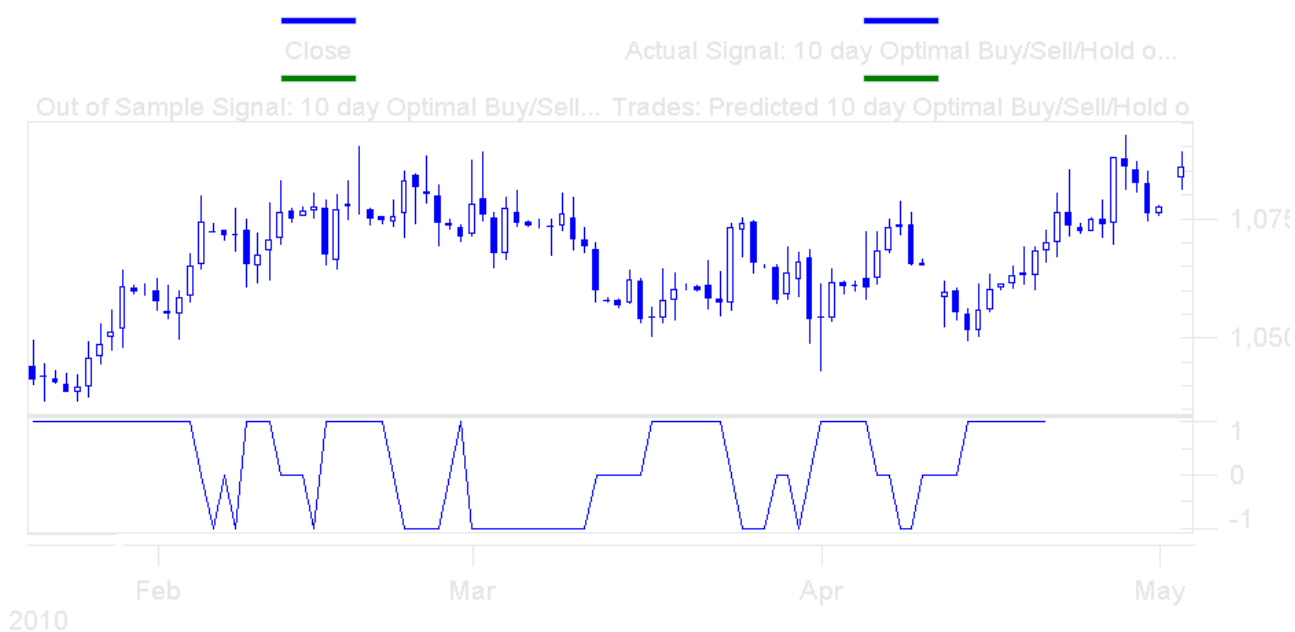


Рисунок 3.2.2.7

Анализируя график, легко убедиться, что в периоды роста он должен показывать 1, в периоды приближения к новому минимуму равен -1. Неопределенное состояние, о

⁸ Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: применение теории хаоса в инвестициях и экономике. М: Интернет – трейдинг, 2004 – 304 с.

котором говорилось выше, соответствует нулевому значению. Переход от одного состояния к другому происходит мгновенно, потому что график оптимальных сигналов обладает абсолютной прогностической силой (то есть все его показания на 100% верны), что и следовало ожидать для реального сигнала.

К сожалению, построенные нейронные сети не смогли точно аппроксимировать данный процесс. Возможно, это произошло из-за неравномерности выборки по данному критерию. Стоит отметить, что оптимальную выборку с этой точки зрения привести достаточно сложно, поскольку даже равенство всех белых свечей черным не гарантирует равновесия.

Как возможное решения проблемы прогнозирования оптимальных сигналов, выдаваемых рынком, предлагается построение нескольких нейронных сетей, отобранных по критерию минимизации среднего отклонения, на их основе будет построен комитет нейроэкспертов, после чего будет принято коллективное решение о будущем поведении рынка. На практике выяснилось, что средняя ошибка для прогнозируемой величины слишком высока, достигая иногда 1, что означает, в среднем, что при наличии истинного сигнала 1, сеть выдает 0. Использовать нейронную сеть такого качества не представляется возможным. Попытаемся подойти к решению задачи прогнозирования с другой стороны.

В результате данного этапа прогнозирования были построены три нейронные сети, выходами которых являлись оптимальные сигналы на покупку/продажу/удержание, основанные на цене открытия. Все три сети были построены по различным входным данным, первая на тестовом множестве принесла прибыль по торгам 3,5%, вторая принесла 4,3%, третья сеть была построена по принципу минимизации ошибки, ее средняя ошибка была равной 0,89. Сводный график по всем трем сетям представлен ниже (Рисунок 3.2.2.8). Попытаемся использовать одновременно все три нейронных сети, что предсказать изменение цены на тестовом множестве. Для этого необходимо сформировать комитет нейроэкспертов, методика построения которого была подробно рассмотрена в теоретической части данного исследования.

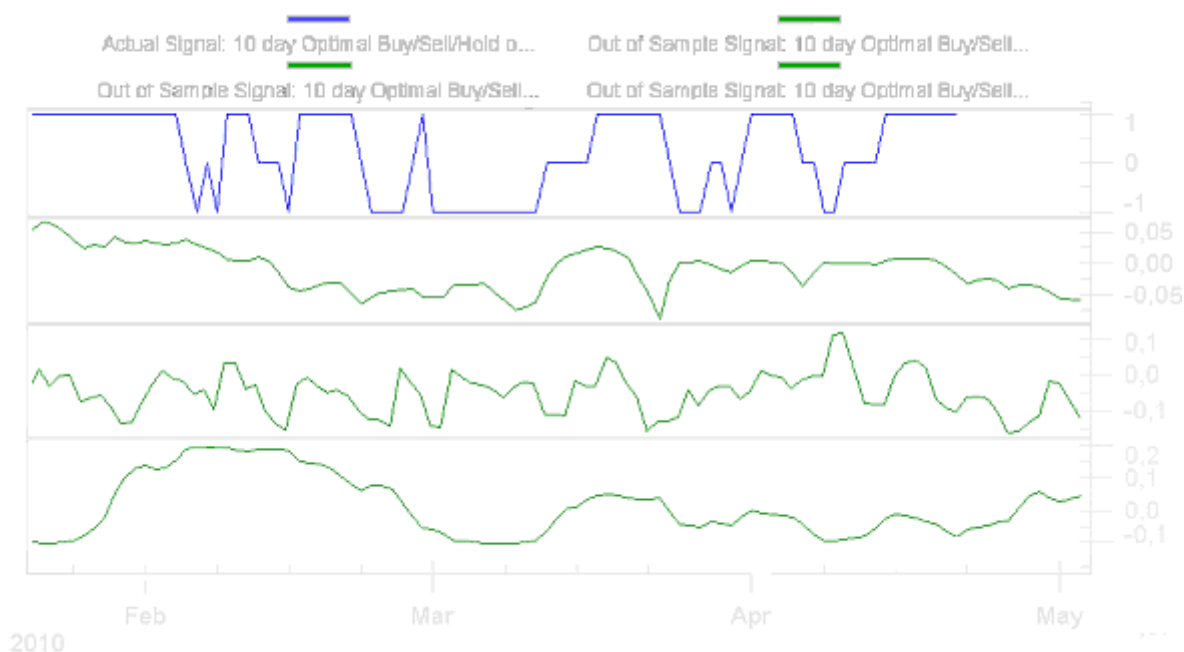


Рисунок 3.2.2.8

Формирование комитета нейроэкспертов.

Программа NeuroShell поддерживает довольно востребованную среди трейдеров функцию создания нейроэкспертов. Данный подход базируется на принятии коллективного решения с использованием нескольких нейронных сетей. Обычно мнение об открытии позиции принимается большинством голосов. Существует два основных подхода к использованию данной методики. С одной стороны, в комитет входят сети разных конфигураций, каждая из которых построена на разных входных данных. С другой стороны, в комитет нейроэкспертов включаются сети с одинаковыми входами, но с разным количеством нейронов во внутренних слоях. У каждого подхода есть свои плюсы и свои минусы.

За использование сетей с разными входными данными говорит тот факт, что разные данные объясняют регрессор с разных сторон. За использование сетей с одинаковыми входными данными, но с различными конфигурациями говорят эмпирические исследования, в которых показывается, что прогностическая сила комитета будет выше, чем отдельно у каждой сети.

Дополнительным плюсом создания такого рода комитетов является то, что в него могут входить как нейронные сети, так и обычные индикаторы рынка, используемые в техническом анализе. Таким образом, базовая торговая стратегия может быть усилена прогнозными значениями, предоставленными одной или несколькими нейронными сетями. Более сложным, но, как показывают проведенные исследования, результативным методом

принятия коллективного решения является взвешивание «голоса» каждого «эксперта» на вероятность его правильного решения. Иными словами, если на обучающей выборке эксперт дает 20% правильных или около правильных ответов, а другой 60%, то значимость мнения первого должна быть в 3 раза меньше, чем значимость решения второго эксперта.

Построим торговую систему, которая будет давать сигнал на покупку тогда, когда две и больше нейронных сетей будут об этом сигнализировать. Аналогично будет приниматься решение об открытии короткой позиции. Делается гипотеза, что коллективное мнение, принятое голосованием по принципу простого большинства, будет более точным, чем каждое из мнений в отдельности.

Полученная торговая стратегия не дала ожидаемых результатов. На обучающей выборке было совершено 23 успешных сделок из 38, аналогичных показатель за тестовый период оказался равен 3 из 7. Скорее всего, такой неудовлетворительный результат был получен из-за низкого качества сетей входящих в комитет.

Большого успеха удалось достичь, когда были ужесточены условия входа на рынок. Если в предыдущей торговой стратегии для открытия любой позиции достаточно было мнение только двух экспертов, то теперь необходимо было согласие всех. Метод принятия решения о закрытии позиции не изменился. В результате построенная нейронная сеть на обучающей выборке совершила 20 сделок, 15 из которых оказались прибыльными. На тестовом множестве было совершено 9 сделок, 8 из которых оказались прибыльными. Иными словами, торговая стратегия стала осторожней, заключая меньше сделок, однако качество делаемого прогноза значительно выросло, несмотря на то, что эксперты по отдельности не смогли дать таких результатов.

3.2.3 Решение задачи классификации с использованием программного пакета NeuroShell Classifier

Обратимся теперь к рассмотрению возможностей программы NeuroShell Classifier, входящую в семейство NeuroShell. Программа NeuroShell Classifier предназначена для решения задач распознавания образов (классификации), связанных с определением принадлежности предъявляемого образа (ситуации) к той или иной категории. Процедура решения задач достаточно проста:

- Подготовить файл данных, содержащий примеры того, что необходимо предсказать или распознать.

- Указать, в каких столбцах содержатся независимые переменные (входы для нейронной сети) и в какой столбце содержится зависимая переменная (выход нейронной сети), то есть то, что должно быть распознано или классифицировано.
- Выбрать стратегию тренировки. Программа NeuroShell Classifier предлагает на выбор два варианта тренировки: простую или с использованием генетических алгоритмов.
- Натренировать нейронную сеть на обучающей выборке.
- Использовать полученную нейронную сеть для предсказания или классификации существующих или новых данных.

Попытаемся в этом разделе реализовать подход, основанный на экспертных суждениях исследователя. Иными словами, исследователь сам на обучающей выборке классифицирует сложившуюся рыночную ситуацию, кодируя сигнал, обучая сеть узнавать эти сигналы и генерировать аналогичные на тестовом множестве.

В качестве базы возьмем дневные свечи по валютной паре CHFUSD, что и для NeuroShell Day Trader. Рыночную ситуацию мы будем классифицировать как: приближение к пику (PP), приближение к долине (PD), пик (P), долина (D), неопределенная ситуация (NS). Заметим, однако, что данное разделение, как сама процедура классификации, очень субъективна и зависит от предпочтений исследователя. На графике (Рисунок 3.2.3.1) представлена часть обучающей выборки, для которой была выполнена данная классификация. Синими стрелками была обозначена ситуация на рынке (рост, максимум, спад, минимум).

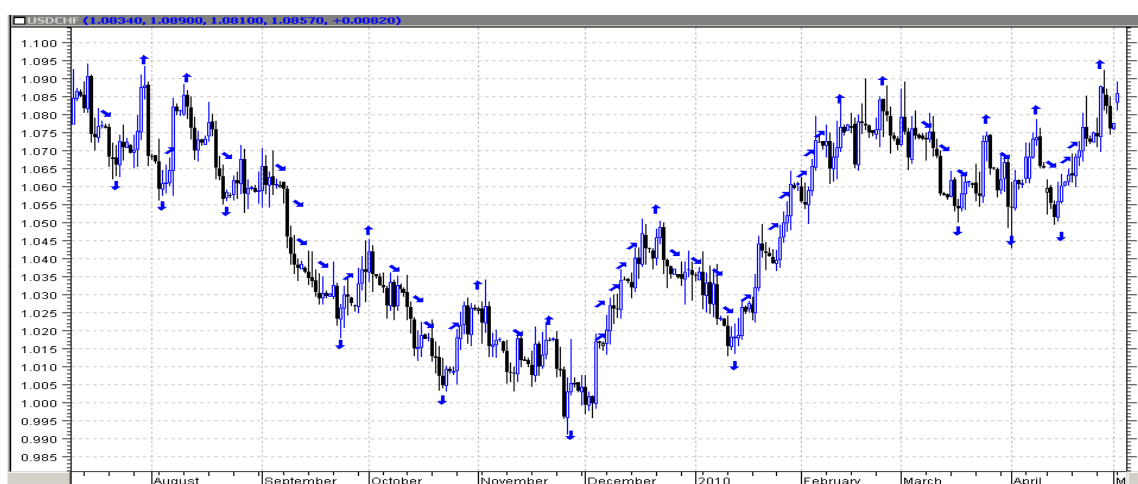


Рисунок 3.2.3.1

В результате проведенной классификации было принято 524 решения, из них: 44 о наличии долины, 42 о наличии пика, 181 о приближении к долине, 164 о приближении к

пику, 93 неопределенных состояния (часто внутри ценового канала). Распределение, таким образом, можно считать достаточно равномерным, хотя, вероятнее всего, сеть будет тяготеть к ответам типа PP и PD, нежели P или D. График распределений выглядит следующим образом (Рисунок 3.2.3.2).

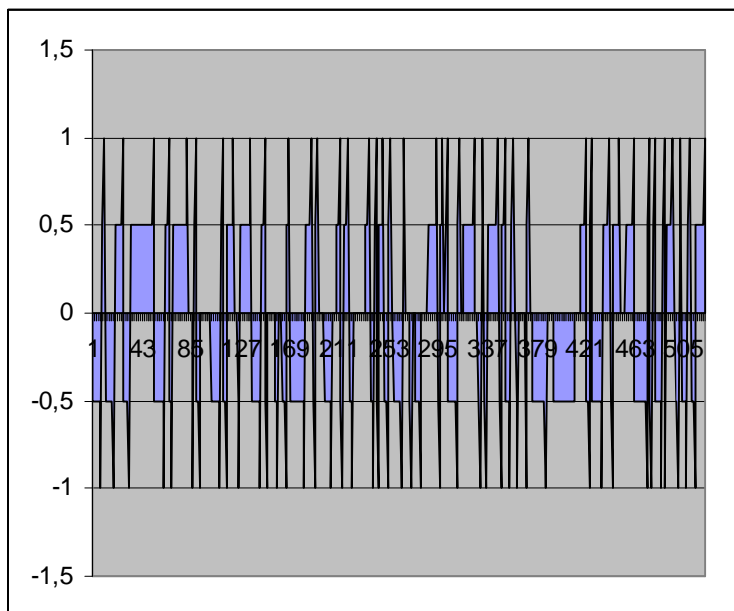


Рисунок 3.2.3.2

Если последнюю часть графика сделать тестовой выборкой, то в ней будут содержаться примеры каждого состояния рынка. Теперь необходимо определить, какие входы необходимо сформировать для представления нейронной сети, чтобы она смогла справиться с поставленной перед ней задачей.

С одной стороны, это должно быть окно данных свечей (Open, High, Low, Close) на несколько периодов в прошлое, показатель объема совершенных сделок Volume, а также сведения о предыдущих минимумах и максимумах (вся эта информация теоретически доступна на момент распознавания той или иной ситуации).

Сеть, которая была построена для классификации рыночной ситуации на пять вариантов, была построена на 17 входных параметров (3 свечи, содержащие по 4 ряда, 3 лагированных показателя Volume и два показателя о предыдущих минимумах и максимумах). Программа NeuroShell Classifier также поддерживает функцию генетической оптимизации моделируемой нейронной сети. К сожалению, полученная нейронная сеть получила очень низкую оценку, поскольку угадывала образы с вероятностью 30%, что не может быть использовано в качестве прогноза. Вероятнее всего, плохие результаты были вызваны неравномерным соотношением между приближением к пикам и долинам к самими пиками и долинами. Чтобы улучшить рассматриваемую модель, уменьшим количество классов для распознавания: все P заменим на PP, а все D – на PD. Итоговое

распределение оказалось таким: 225 PD, 206 PP и 93 NS. Входные параметры оставим такими же. Для проверки модели на адекватность возьмем 100 векторов (входные данные; выходные данные) для формирования тестового множества.

Получившаяся в результате нейронная сеть смогла правильно распознать 68% тестового множества. Из 49 сигналов PP было распознано 35, из 45 сигналов PD верно было распознано 33 (Таблица 3.2.3.3). Такая модель уже может быть использована как консультирующая для дополнительного подтверждения принимаемого решения.

	Actual "NS"	Actual "PD"	Actual "PP"	Total
Classified as "NS"	0	0	0	0
Classified as "PD"	2	33	14	49
Classified as "PP"	4	12	35	51
Total	6	45	49	100

Таблица 3.2.3.3

Заметим, что в тестовом множестве нейронная сеть ни разу не дала ответ “NS”, хотя их было 6. Данная сеть была обучена без применения генетических алгоритмов. К сожалению, полученные результаты не смогли быть улучшены при оптимизации структуры нейронной сети. Любая оптимизация, показывающая 80 и 90% правильных ответов на обучающем множестве, неизбежно приводила к «переобучению» нейронной сети. Однако полученная на втором этапе модель, давшая 68% правильных ответов на тестовом множестве, сама по себе прекрасно доказывает, что рыночная ситуация может быть предсказана с достаточной степенью точности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На основе полученных в ходе исследования результатов можно с уверенностью сказать, что упомянутый в начале работы дискуссионный вопрос о наличии или отсутствии возможности прогнозирования финансовых рынков, имеет положительный ответ. Однако, стоит сделать оговорку, что далеко не все существующие в настоящее время подходы к прогнозированию финансовых рынков, в том числе весьма популярные в академическом и инвестиционном сообществах, способны дать положительный результат.

В теоретической части исследования были рассмотрены два подхода к прогнозированию финансовых рынков: линейный (эконометрические модели, модель «Гусеница»-SSA) и нелинейный (искусственные нейронные сети). В практической части на примере валютной пары USDCHF была сделана попытка на основе рассмотренных в теоретической части подходов построить качественную прогнозную модель.

Исследование валютной пары USDCHF линейными методами выявило наличие нестационарности в характере поведения временного ряда, в результате чего был сделан вывод о невозможности создания качественной прогнозной модели на основе параметрических методов. Попытка построить прогнозную модель на основе непараметрического подхода («Гусеница»-SSA) дала более обнадеживающие результаты. Полученный на основе построенной модели временной ряд верно указывал основное направление движения ряда. В то же время построенная модель не могла прогнозировать колебания ряда в пределах основной тенденции. Для улучшения качества прогноза была предпринята попытка отойти от теоретических рекомендаций по созданию модели и попробовать установить параметры исходя из интуитивных соображений. Однако данный результат не привел к желаемому результату. В итоге был сделан вывод об оптимальности построенной в соответствии с теоретическими рекомендациями модели и соответствующем ей пределе точности прогноза.

Значительно более обнадеживающие результаты были получены в ходе исследования ряда USDCHF нелинейными методами. Так, модель, построенная с использованием программного пакета NeuroSolution, построила достаточно точную аппроксимацию часовых колебаний валютной пары CHFUSD. Однако данные результаты были получены с использованием неспециализированного нейросетевого пакета, выкладки которого трудно использовать на практике. Это заставило нас обратиться к моделированию нейронных сетей с помощью специализированных программ. В данной части исследования уклон был сделан на практическую применимость строящихся моделей и их способность своими прогнозами приносить прибыль трейдеру. Наиболее

удачными в процессе исследования оказались нейронные сети с различными индикаторами как входными параметрами. Было показано, что прогноз оптимальных изменений цен или прогноз оптимальных сигналов гораздо качественнее простого предсказания абсолютного или относительного изменения цен. Наилучший прогноз был получен при настройке сети на выдачу оптимального изменения цены в ближайшие пять рабочих дней (нейронная сеть была построена на дневных свечках). Качественных результатов удалось добиться при прогнозе оптимальных сигналов на покупку/продажу/удержание комитетом нейроэкспертов, состоящим из 3 различных сетей.

На последнем этапе исследования была предпринята попытка вручную классифицировать рыночную ситуацию, сложившуюся на каждом временном интервале, после чего нейронная сеть была обучена распознавать эти сигналы и самостоятельно принимать решение о приближении к новому пику или к новой долине. В данной части удалось достичь существенных результатов, натренировав сеть так, что она смогла примерно в 70% случаев дать правильные ответы. Данная часть была выполнена, исходя из субъективных суждений о наличии или отсутствии тренда, что могло заметно снизить качество получаемых результатов.

В заключение следует отметить, что качество прогнозов, полученных при помощи нейронных сетей, выше, чем в любом из рассмотренных линейных случаев. Это позволяет сделать вывод о наличии нелинейной зависимости между котировками валютного рынка. Именно поэтому линейные методы регрессионного анализа не дали ожидаемых результатов. Безусловно, теория линейных параметрических и непараметрических методов прогнозирования изучена более подробно, чем относительно молодая (в ее современной форме) теория нейронных сетей. Однако по итогам полученных результатов предпочтение по праву отдается нелинейным методам.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Айвазян С. А., Мхитарян В. С, Прикладная статистика и основы эконометрики., Москва, Издательское объединение «Юнити». 1998.
2. Батыршин И. З., Основные операции нечеткой логики и их обобщение. – Казань: Отечество: 2001-100 с., ил.
3. Берндт, Эрис Роюерт. Практика эконометрики классика и современность. Пер. с англ.-М. ЮНИТИ-ДАНА, 2005.863 с
4. Беркинблит М. Б., Нейронные сети: учебное пособие. – М.: МИРОС и ВЗМШ РАО, 1993 – 96 с.: ил.
5. Борселино Л. Задачник по дэйтрейдингу — М.: "ИК "Аналитика", 2002 – 168 с.
6. Борселино Л. Учебник по дэйтрейдингу — М.: "ИК "Аналитика", 2002 – 272 с.
7. Бэстенс Д.-Э., ван ден Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях. - Москва: ТВП, 1997. - 236 с.
8. Вильямс Д. Г., Вильямс Б. Торговый хаос 2. — М.: "ИК "Аналитика", 2005 – 237 с.
9. Вороновский Г. К., Махотило К. В., Петрашев С. Н., Сергеев С. А., Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. – Х.: Основа, 1997. – 112 с.
10. Голяндина Н. Э., Метод «Гусеница»-SSA: анализ временных рядов; Учеб. Пособие. – СПб.,2004. – 76 с.
11. Губко М. В., Новиков Д. А., Теория игр в управлении организационными системами. Издание 2, М.: 2005.
12. Демарк Т. Технический анализ - новая наука. - М.: Диаграмма, 1997.
13. Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе (серия “Учебники экономико-аналитического института МИФИ” под ред. проф. В.В. Харитонов). М.: МИФИ, 1998. – 224 с.
14. Занг В. Б. Синергетическая экономика. Время и перемены в нелинейной экономической теории: Пер. с англ. – М.; Мир 1999. – 335 с. ил.
15. Змиртович А.И. Интеллектуальные информационные системы. - Мн.: НТООО «ТетраСистемс», 1997. - 368 с.
16. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс» - 2001. – с.: ил.
17. Кохэн Д. Психология фондового рынка: страх, алчность и паника. М. Интернет-трейдинг.- 364 с.

18. Лиховидов В.Н. Практический курс распознавания образов. - Владивосток, Изд-во ДВГУ, 1983.
19. Лиховидов В. Н., Фундаментальный анализ мировых валютных рынков: методы прогнозирования и принятия решений. — г. Владивосток — 1999 г. — 234 с.; ил.
20. Магнус Я.Р. Эконометрика. Начальный курс. Москва, М: Дело, 2005
21. Наговицин А.Г., Иванов В.В. Валютный курс. Факторы. Динамика. Прогнозирование. - М.: Инфра-М, 1995. - 176 с.
22. Патрик Э. Основы теории распознавания образов: Пер. с англ. / Под редакцией Б. Р. Левина – М.: Сов. радио, 1980 – 408 с. ил.
23. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: применение теории хаоса в инвестициях и экономике. М: Интернет – трейдинг, 2004 – 304 с.
24. Пискулов Д.Ю. Теория и практика валютного дилинга = Foreign Exchange and Money Market Operations: Прикладное пособие. - 3-е изд., испр. и доп. - М.: Диаграмма, 1998. - 256 с.
25. Рудык Н. Б., Поведенческие финансы или между страхом и алчностью. – М. Дело, 2004. – 272с.
26. Сорос Дж. Алхимия финансов/ Пер. с англ. Аристова Т.С. - М.: ИНФРА-М, 1999. - 416 с.
27. Суворов С.Г., Азбука валютного дилинга.— СПб.: Издательство С.-Петербургского университета, 1998.— 296 с.
28. Твид Л. Психология финансов. . — М.: "ИК "Аналитика", 2005 – 376 с.
29. Уошем Т. Дж., Паррамоу К. Количественные методы в финансах: Учебное пособие для ВУЗов/ Пер. с англ. под редакцией М. Р. Ефимовой. - М: Финансы, Юнити, 1999. - 527 с.
30. Швагер Д. Технический анализ. Полный курс. — М.: Альпина Паблишер, 2001. — 768 с
31. Элдер А. Как играть и выигрывать на бирже/ Пер. с англ. М. Волковой, А. Волкова. - М.: Крон-Пресс, 1996. - 336 с.
32. Эрлих А. Технический анализ товарных и фондовых рынков. М.: Юнити, 1996.
33. Анил К. Джейн, Жианчанг Мао, Моиуддин К М. Введение в искусственные нейронные сети. - <http://www.osp.ru/os/1997/04/index.htm>.
34. Борисов Ю., Виталий К., Сорокин С. Нейросетевые методы обработки информации и средства их программно-аппаратной поддержки. - <http://www.osp.ru/os/1997/04/index.htm>.

35. Галушкин А.И. Применения нейрокомпьютеров в финансовой деятельности. - <http://www.user.cityline.ru/~neurnews/primer/finance.htm>.
36. Галушкин А.И. Современные направления развития нейрокомпьютерных технологий в России. - <http://www.osp.ru/os/1997/04/index.htm>.
37. Гроссберг С. Внимательный мозг. - <http://www.osp.ru/os/1997/04/index.htm>.
38. Дорогов А. Структурные модели и топологическое проектирование быстрых нейронных сетей. - <http://www.orc.ru/~stasson/fann.zip>.
39. Короткий С. Введение в теорию нейронных сетей и программная реализация их основных конфигураций. - <http://www.orc.ru/~stasson/index.htm>.
40. Короткий С. Нейронные сети: основные положения. - <http://www.orc.ru/~stasson/n1.zip>.
41. Короткий С. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения. - <http://www.orc.ru/~stasson/n2.zip>.
42. Короткий С. Нейронные сети: обучение без учителя. - <http://www.orc.ru/~stasson/n3.zip>.
43. Короткий С. Нейронные сети Хопфилда и Хэмминга. - <http://www.orc.ru/~stasson/n4.zip>.
44. Митья Перус Нейронные сети, квантовые системы и сознание. - <http://www.tribunes.com/tribune/art97/peru1.htm>.
45. Назаренко М. Курс лекций. Теория и практика формальных нейронных сетей. - http://nuweb.jinr.ru/~nazaren/unc/nn_ru.html.
46. Пономарев С. Нейронные сети, «iNFUSED BYTES OnLine». - <http://www.enlight.ru/ib/tech/neural/index.htm>.
47. Стариков А. Нейронные сети - математический аппарат. - <http://www.basegroup.ryazan.ru/tech/neural-4.htm>.
48. Стариков А. Практическое применение нейронных сетей. - <http://www.basegroup.ryazan.ru/tech/neural3.htm>.
49. Струнков Т. Думал ли Гильберт о нейронных сетях? - <http://www.neuroproject.ru/papers.htm>.
50. Шумский С.А. Избранные лекции по нейрокомпьютерингу. - <http://www.computerra.ru/dav/>
51. Шумский С.А. Нейросетевые агенты в Интернете. - <http://www.computerra.ru/2000/4/>.
52. Шумский С.А. Современный технический анализ: самоорганизующиеся карты Кохонена на фондовом рынке. - www.com2com.ru/~dav/practika2.htm.

53. Часто задаваемые вопросы (FAQ) по нейронным сетям. - <http://www.utica.kaman.com/techs/neural/neural.html>.
54. © Ward Systems Group, НейроПроект. Описание программного комплекса NeuroShell Day Trader - <http://www.neuroproject.ru/DayTrader.htm>.
55. © Ward Systems Group, НейроПроект. Описание программного комплекса NeuroShell Predictor- <http://www.neuroproject.ru/Predictor.htm>.
56. © Ward Systems Group, НейроПроект. Оптимизация в NeuroShell Trader Professional. - http://www.neuroproject.ru/T_optim.htm.
57. © Ward Systems Group, НейроПроект. Электронный учебник по нейронным сетям. - <http://www.neuroproject.ru/oglavl.htm>.
58. Dickey, D.A. and S.G. Pantula, "Determining the Order of Differencing in Autoregressive Processes," Journal of Business and Economic Statistics, 5 (1987), 455-461
59. Dickey, D. A and W. A. Fuller, "Distributions of the estimators for autoregressive time series with a union root ", Journal of American Statistical Association, 75 (1979), 427-431
60. Engle, R. F. and C. W. J. Granger, "Co-integration and error correction representation, estimation and testing" Econometrica, 55 (1987),455-461

