**МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ**

**БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**

**ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ**

**Кафедра теории вероятностей и математической статистики**

**формирование инвестиционной стратегии   
на основе предсказаний байесовской регрессии**

Курсовая работа

Рымкевич Виктории Сергеевны

студентки 4 курса,

специальность «актуарная математика»

Научный руководитель:

кандидат физико-математических наук,

доцент В.А. Морозов

Минск, 2016

**БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**

Факультет прикладной математики и информатики

Кафедра теории вероятностей и математической статистики

**ЗАДАНИЕ НА КУРСОВУЮ РАБОТУ**

Студент

1. Тема «Формирование инвестиционной стратегии на основе предсказаний байесовской регрессии»

2. Срок представления курсовой работы 17.05.2016

3. Исходные данные для научного исследования:

Devavrat Shah. Bayesian regression and Bitcoin. / Shah Devavrat, Kang Zhang // Massachusetts Institute of Technology [Electronic resource]. – 2014. – Mode of access: <http://arxiv.org/abs/1410.1231>. – Date of access: 09.05.2015.

Медведев Г.А., Морозов В.А.Практикум на ЭВМ по анализу временных рядов: Учеб. пособие. – Мн .: Университетское, 2001. – 192 с

Модельные данные и реальные данные ряда экономических показателей.

4. Содержание курсовой работы

4.1. Изучить математические модели временных рядов.

4.2. Изучить методы байесовского оценивания.

4.3. Реализовать алгоритмы предсказания на основе байесовской регрессии.

4.4 Сформировать инвестиционную стратегию и оценить ее эффективность.

Руководитель курсовой работы \_\_\_\_\_\_\_ 12.09.2015г. /В.А. Морозов/

(подпись, дата)

Задание принял к исполнению \_\_\_\_\_\_\_\_ 12.09.2015г.

(подпись, дата)

**Оглавление**

[Введение 4](#_Toc450777071)

[1. Портфельная теория Марковица 5](#_Toc450777072)

[2. Прогнозирование 9](#_Toc450777073)

[2.1 Байесовская регрессия. Классический подход 9](#_Toc450777076)

[2.2 Модель скрытого источника в рассматриваемом контексте 10](#_Toc450777077)

[2.3 Байесовская регрессия для модели скрытого источника 11](#_Toc450777078)

[2.4 Предшествующие исследования 12](#_Toc450777079)

[3. Разработка торговой стратегии 14](#_Toc450777080)

[3.1 Актуальность применения модели скрытого источника 14](#_Toc450777081)

[3.2 Предсказание изменения цены 15](#_Toc450777082)

[3.3 Торговая стратегия 17](#_Toc450777083)

[4. Результаты практической реализации 18](#_Toc450777084)

[4.1 Исходные данные 18](#_Toc450777085)

[4.2 Оценка параметров и прогнозирование цены 19](#_Toc450777086)

[4.2 Имитация торговли 20](#_Toc450777087)

[4.3 Эффективность стратегии 21](#_Toc450777088)

[Заключение 23](#_Toc450777089)

[Список использованной литературы 24](#_Toc450777090)

Введение

Предсказание финансовых инструментов – необходимый элемент любой инвестиционной деятельности. Сама идея инвестиций – вложения денег сейчас с целью получения дохода в будущем – основывается на идее прогнозирования будущего. Соответственно, предсказание финансовых временных рядов лежит в основе деятельности всей индустрии инвестиций – всех бирж и внебиржевых систем торговли ценными бумагами.

Целью данной работы было разработать алгоритм динамически формируемого портфеля, на основе предсказания цен акций по байесовской регрессии, и применить его на практике. В основу алгоритма легла идея расширения стратегии, разработанной для спекулятивной торговли биткойнами двумя сотрудниками лаборатории искусственного интеллекта при Массачусетском технологическом институте (Massachusetts Institute of Technology – MIT) Девавратом Шах и Каном Чжан[1]. Основные внесенные изменения будут перечислены в главе 3. Эффективность стратегии оценивается путем сравнения полученных результатов с результатами владения оптимальными портфелями Марковица (минимального риска и максимальной доходности).

1. Портфельная теория Марковица

Гарри Марковиц в 1952 году впервые предложил математическую модель формирования инвестиционного портфеля. В основе его модели лежат два ключевых показателя любого финансового инструмента: доходность и риск, которые были количественно измерены. Доходность по модели представляет собой математическое ожидание доходностей, а риск определяется как разброс доходностей возле математического ожидания и рассчитывается через стандартное отклонение.

До модели Марковица инвестирование происходило, как правило, в выборочные активы или финансовые инструменты, предложенная же им модель позволила снизить систематические (рыночные) риски за счет группировки активов с отрицательной корреляцией доходностей.

Следует заметить универсальность модели, так инвестиционный портфель может быть технически составлен для любых видов финансовых инструментов и активов: акций, облигаций, фьючерсов, индексов, недвижимости и т.д.

Выделяют две инвестиционные стратегии при формировании портфеля:

* стратегия максимизации доходности инвестиционного портфеля при ограниченном уровне риска;
* стратегия минимизации риска инвестиционного портфеля при минимально допустимом уровне доходности.

**Расчет доходности.** Общая доходность портфеля будут представлять собой взвешенную сумму доходностей каждого отдельного финансового инструмента (актива):

где: – количество финансовых инструментов инвестиционного портфеля;

– доходность инвестиционного портфеля;

**Оценка риска.** В модели Марковица риск отдельно взятого финансового инструмента рассчитывается как стандартное отклонение доходностей. Для расчета общего риска портфеля необходимо отразить их совокупное изменение и взаимное влияние (через ковариацию), для этого воспользуемся следующей формулой:

где: – количество финансовых инструментов инвестиционного портфеля;

– риск инвестиционного портфеля;

– стандартное отклонение доходностей финансового инструмента;

– коэффициент корреляции между -ым и -ым финансовыми инструментами;

– доля -ого финансового инструмента в портфеле;

– ковариация доходностей -ого и -ого финансовых инструментов.

Рассматривая теоретически предельный случай, при котором в портфель можно включать бесконечное количество ценных бумаг, дисперсия (мера риска портфеля) асимптотически будет приближаться к среднему значению ковариации.

σ*p*

Собственный риск

Общий риск портфеля

Рыночный риск

*N*

Рисунок 1.1 – Риск портфеля

Совокупный риск портфеля можно разложить на две составные части: рыночный риск, который нельзя исключить и которому подвержены все ценные бумаги практически в равной степени, и собственный риск, который можно избежать при помощи диверсификации. При этом сумма вложенных средств по всем объектам должна быть равна общему объему инвестиционных вложений, т.е. сумма относительных долей в общем объеме должна равняться единице.

Проблема заключается в численном определении относительных долей акций и облигаций в портфеле, которые наиболее выгодны для владельца. Марковиц ограничивает решение модели тем, что из всего множества «допустимых» портфелей, т.е. удовлетворяющих ограничениям, необходимо выделить те, которые рискованнее, чем другие. При помощи разработанного Марковицем метода критических линий можно выделить неперспективные портфели. Тем самым остаются только эффективные портфели.

Отобранные таким образом портфели объединяют в список, содержащий сведения о процентном составе портфеля из отдельных ценных бумаг, а также о доходе и риске портфелей.

Объяснение того факта, что инвестор должен рассмотреть только подмножество возможных портфелей, содержится в следующей теореме об эффективном множестве: «Инвестор выберет свой оптимальный портфель из множества портфелей, каждый из которых обеспечивает максимальную ожидаемую доходность для некоторого уровня риска и минимальный риск для некоторого значения ожидаемой доходности». Набор портфелей, удовлетворяющих этим двум условиям, называется эффективным множеством.

На рисунке 1.2 представлены недопустимые, допустимые и эффективные портфели, а также линия эффективного множества.

*R*2

*R*1

σ1

σ2

Доход

Риск

Область допустимых портфелей

Недопустимые портфели

Эффективные портфели

Допустимые, но   
неэффективные портфели

Эффективное множество

Рисунок 1.2 – Допустимое и эффективное множества

**Эконометрический вид модели.** Для того чтобы сформировать инвестиционный портфель необходимо решить оптимизационную задачу. Существует два вида задач: поиск долей акций в портфеле для достижения максимальной эффективности при заданном уровне риска () и минимизация риска при заданном уровне доходности портфеля (). Помимо этого, на уравнения накладываются дополнительные очевидные ограничения: сумма долей активов должна быть равна 1 и сами доли активов должны быть положительными. В таблице 1.1 показаны формулы и наложенные на них ограничения для поиска оптимальных долей финансовых инструментов:

Таблица 1.1 – Два вида оптимизационных задач

|  |  |
| --- | --- |
| Портфель Марковица  минимального риска | Портфель Марковица  максимальной эффективности |
|  |  |

У модели существует ряд недостатков, на которые следует обратить внимание:

1. Модель строится на основании средней доходности по данным прошлых периодов, поэтому ее рационально использовать только при стабильном состоянии фондового рынка.

2. Не всегда выполняется предпосылка о нормальном распределении доходности, следовательно, математическое ожидание и среднеквадратичное отклонение не могут служить адекватными мерами доходности и риска.

3. Существуют ситуации, когда кратность стоимости активов приводит к вынужденному добавлению целочисленных ограничений. Это ведет к росту размерности задачи и трудоемкости ее решения.

1. Прогнозирование
3. 1. Байесовская регрессия. Классический подход

Рассмотрим следующую задачу. Пусть дан ряд из исторических маркированных точек данных , для , где , при некотором фиксированном . Необходимо, используя эти исторические данные, предсказать неизвестный маркер для данного .

Классический подход решения данной задачи предполагает для генерации маркера использование модели следующего типа:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.1) |

где ϵ – независимая случайная величина, представляющая шум. Обычно предполагается, что она является стандартной Гауссовской величиной c математическим ожиданием 0 и дисперсией 1.

Регрессионный метод сводится к оцениванию функции по наблюдениям и использованию ее для прогнозирования будущего.

Например, если – линейная функция, т.е. , то для оценивания можно применить классический метод наименьших квадратов:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.2) |

В классической постановке, предполагается фиксированным и , что оправдывает такую высокую эффективность оценки. В различных современных приложениях, более реалистично или даже , и, таким образом, это оставляет весьма неопределенную проблему оценивания . В этом случае можно сделать предположение о «разрежённости» , т.е.:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.3) |

Правильным решением будет использование регулярной оценки наименьших квадратов (так же известной как оценка Лассо [4]) для соответствующего выбора :

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.4) |

Стоит отметить, что вышеупомянутая конструкция, с различными функциональными формами, была чрезвычайно успешен на практике. На данный момент, это очень активная область исследований.

Ключ к успеху для вышеуказанного подхода заключается в возможности выбирать разумное параметрического пространство, среди которого пытаются оценивать параметры, используя наблюдения. В различных современных приложениях сделать такой выбор кажется сложным. Основная причина этого, заключается в том, что данные очень высокой размерности (например, временные ряды) делают параметрическое пространство либо слишком сложным, либо бессмысленным. Сейчас во многих таких случаях кажется, что есть лишь несколько заметных вариантов, в которых основное событие проявляет себя. Например, фраза или набор слов становятся популярными в социальной сети Twitter по немногим различным причинам: публичное мероприятие, событие, меняющее жизнь знаменитости, природная катастрофа и т.п. Точно так же, есть только несколько различных типов людей с точки их выбора фильмов: те, кто любит комедии и мелодрамы, те, кто любит боевики и фильмы ужасов, и т.д. Таковы были новые идеи, оформленные в работах [2] и [3] как модели скрытого источника. Модель скрытого источника формально описана ниже в контексте рассматриваемой структуры.

* 1. Модель скрытого источника в рассматриваемом контексте

Рассмотрим следующую задачу. Пусть существуют:

1. различных скрытых источников ;
2. скрытое распределение над с соответствующими вероятностями ;
3. распределений над , обозначенных .

Необходимо получить данные, удовлетворяющие данной модели.

Каждая маркированная точка данных генерируется следующим образом:

1. задается индекс так, что для ;
2. , где — *d*-мерная независимая случайная величина, обозначающая шум, которым в нашем случае предполагается Гауссовским с вектором математического ожидания и единичной матрицей ковариации.
3. находится из по распределению .
   1. Байесовская регрессия для модели скрытого источника

Учитывая вышеописанную модель, для предсказания маркера с учетом соответствующего наблюдения , мы можем использовать условное распределение[[1]](#footnote-1) при заданном , которое задается следующим образом:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.5) |

Таким образом, на основании модели скрытого источника, задача предсказания сводится к решению простой задачи Байесовской регрессии. Однако, остаются неизвестными «скрытые» параметры модели. В частности, неизвестны , источники , вероятности и распределения .

Для преодоления данной проблемы, авторы предлагают следующий простой алгоритм: использовать эмпирические данные как основу для оценки условного распределения , приведенного в (2.5). В частности, при заданных точек наблюдений , эмпирическая условная вероятность равна:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.6) |

Предложенная эмпирическая оценка (2.6) имеет следующие применения. В контексте двоичной классификации, т.е. когда принимает значение из множества , для установления значения требуется посчитать следующий коэффициент:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.7) |

Если коэффициент больше , то , а иначе .

В общем случае, для оценки условного математического ожидания при условии наблюдения , из (2.6) вытекает следующая формула:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.8) |

Оценку (2.8) можно рассматривать как линейную. Пусть вектор   
 такой, что:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2.9) |

И пусть вектор – вектор с -ой компонентой . Тогда  
 , исходя из формул (2.8) и (2.9), равен:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1.10) |

Эта оценка (2.10) используется в дальнейшем для предсказания будущей вариации цены.

* 1. Предшествующие исследования

Начать стоит с того, что Байесовский вывод является основополагающим методом и использование эмпирических данных как основу было хорошо известным подходом, который был потенциально обнаружен и повторно открыт в различных контекстах в течение десятилетий, если не столетий.

Использование модели скрытого источника с целью определения точной выборки для Байесовской регрессии впервые было исследовано в [2]. В работе [2], авторы показали эффективность такого подхода для прогнозирования тенденций в социальной сети Twitter. С целью конкретного применения, авторам пришлось использовать модель шума, которая отличалась от Гауссовской, что привело к небольшим изменениям в (2.6) – вместо использования квадратичной функции, была взята квадратичная функция, примененная к логарифму лежащих в основе векторов.

В различных современных приложениях, таких как онлайн рекомендаций, наблюдения ( в обозначениях выше) только частично наблюдаются. Это требует дальнейшей модификации вывода (2.6), чтобы сделать его эффективным. Такая модификация была предложена в [3] вместе с соответствующими теоретическими гарантиями для полученной выборки.

Стоит заметить, что в обоих работах [2] и [3], Байесовская регрессия для модели скрытого источника была использована в первую очередь для бинарной классификации. Вместо этого, в данной работе [1], авторы использовали ее для оценки вещественной величины.

1. Разработка торговой стратегии

Как уже упоминалось ранее, для прогнозирования будущих изменений цен была использована байесовская регрессия на основе модели скрытого источника. На основе величины предполагаемого изменения цены, принималось решение о покупке либо продаже определенного количества акций.

В алгоритм из статьи [1] были внесены следующие основные изменения:

1. рассматривается больший период выборки, и используются дневные, а не 10секундные данные;
2. весь временной ряд делится на два, а не три периода, и все оценки производятся на первом;
3. количество переменных регрессии и размер предшествующих интервалов не фиксируется, а выбирается за счет вида данных;
4. вместо отношения объемов спроса к предложению использовался относительный объем сделок по акции;
5. пороговое значение изменения цены не фиксируется, а также измеряется как параметр на первом периоде;
6. количество покупаемых либо продаваемых акций не фиксируется, а определяется как целая часть отношения прогнозируемого изменения к пороговому (единственным ограничением является наличие у нас необходимых ресурсов);

Ниже приведены подробности.

3.1 Актуальность применения модели скрытого источника

Количественные торговые стратегии были тщательно изучены и применены в финансовой отрасли, хотя многие из них и держат в секрете. Один из наиболее распространенных подходов, сообщенный в   
литературе, — это технический анализ, который предполагает, что ценовые движения следуют набору шаблонов и можно использовать прошлые движения цен, чтобы в некоторой степени предсказать будущие [5]. Исследования нашли, что некоторые эмпирически развитые геометрические шаблоны, такие как «голова-и-плечи», «треугольник» и «дважды-сверху», «дважды-снизу» (см. рисунок 3.1), могут быть использована для прогнозирования будущего изменения цены [6], [7].

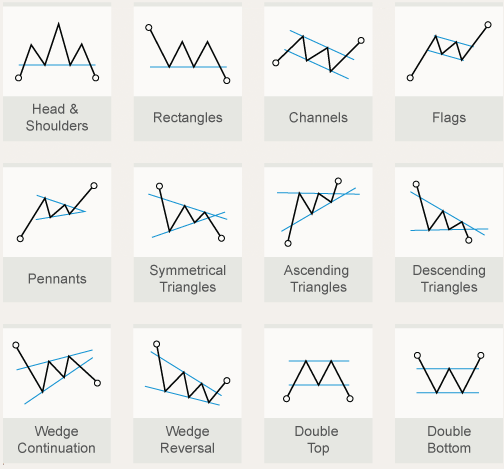


Рисунок 3.1 – Основные геометрические шаблоны

Модель скрытого источника пытается смоделировать существование таких основных шаблонов, ведущих к изменению цены. Попытки разработать модели с помощь человеческого опыта или попытки определить модели в явном виде могут быть сложными и в какой-то степени субъективными. Вместо этого, использование подхода Байесовской регрессии, как описано выше, позволяет нам использовать существование моделей, с целью лучшего прогноза, при этом явно не находя их.

3.2 Предсказание изменения цены

Напомню, что имеющиеся данные разделяются на два периода. Первый период используется для поиска шаблонов и нахождения параметров, а второй – для теоретической торговли и оценки эффективности построенного алгоритма. Далее изложено более подробное описание.

Для конечной оценки изменения цены в заданной точке использовалась следующая формула:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.1) |

где – коэффициент, показывающий относительную величину объема сделок за день, либо наоборот; – среднее изменение цены в некотором предшествующем интервале; – количество переменных регрессии; параметры выражают зависимость последующего изменения цены от текущих данных, а параметр представляет шум.

Коэффициент рассчитывается по следующей формуле:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.2) |

где представляет общий объем сделок по акции за день, а – средний объем сделок, оцениваемый на первом периоде данных.

Для поиска используются исторические данные из задаваемых длин интервалов, обозначаемые , ,…, . Вектор используется с историческими шаблонами для предсказания среднего изменения цены при помощи байесовской регрессии (2.10) для .

Поиск исторических шаблонов производился на первом периоде. Для этого были взяты всевозможные временные ряды соответствующей задаваемой длины. Для каждого ряда (в обозначениях, используемых в (2.10)) соответствующее значение полагается равным среднему изменению цен в задаваемом количестве последних изменений в . Однако, такое количество шаблонов слишком велико. Поэтому из всевозможных пар было выбрано при помощи алгоритма -средних по несколько кластеров для каждого множества , в нормализированной форме (с математическим ожиданием 0 и дисперсией 1).

Параметры определяются опять же на первом периоде с помощью метода наименьших квадратов (2.2), т.к. количество наблюдений предполагается много большим размерности .

Также, для более быстрого вычисления, вместо нормы пространства в (2.10) было использовано *сходство*. Сходство между двумя векторами  
 определяется следующим образом:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3.3) |

где и (аналогично для ).

Таким образом, в (2.10) вместо используем   
. Постоянная определяется вместе с параметрами .

3.3 Торговая стратегия

Разработанная стратегия заключается в следующем:

1. Задается начальный капитал и выбирается конечный набор активов, которые будут участвовать в торговле. (т.е. на начальный момент ни один актив не приобретается).
2. Активы располагаются в порядке приоритета операций с их участием, опираясь на личные предпочтения.
3. На каждый момент времени прогнозируем среднее движение цены () в последующем интервале, используя байесовскую регрессию (точные детали описаны в предыдущем подразделе).
4. По очереди принимается решение о покупке/продаже некоторого количества каждого вида акций:

* если и , то **покупаем** акций (либо меньше, насколько позволяет текущий капитал);
* если и , то **продаем** акций (либо меньше, смотря сколько акций данного типа у нас есть в наличии);
* в противном случае ничего не делаем.

В конце торгового периода, продаем все имеющиеся акции и оцениваем эффективность алгоритма.

1. Результаты практической реализации

4.1 Исходные данные

Для практического рассмотрения были взяты дневные данные о ценах и объемах торговли некоторых акций, торгуемых на Нью-Йоркской фондовой бирже (New York Stock Exchange, NYSE), с сайта *nyse.com* за 2013 - 2015 года. В таблице 4.1 приведены сведения о выбранных акциях и выпустивших их компаниях.

Таблица 4.1 – Сведения о рассматриваемых акциях

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| № | Тикер | Название | Отрасль | Капитализация |
| 1 |  |  | Программное обеспечение |  |
| 2 |  |  | Компьютерные системы |  |
| 3 |  |  | Средства массовой информации |  |
| 4 |  |  | Пищевая промышленность (напитки) |  |
| 5 |  |  | Фармацевтика |  |
| 6 |  |  | Нефтяная промышленность |  |

Заметим, что выбирались компании с большой, а не малой или средней, капитализаций. Также большинство из них являются лидерами в своих отраслях. На рисунке 4.1 представлены графики изменения цен акций за указанный период.

Весь период выборки составил три года, и был разделен на две части. Оценка параметров модели каждого актива производилась отдельно на данных за первые два года (2013 - 2014). Затем, с использованием полученных значений коэффициентов, производилась имитация торговли на данных последнего года (2015).

Как видно на рисунке 4.1, в большинстве случаев цены акций на последнем периоде падают, что осложняет возможность получения большого дохода. Однако, как будет показано в подразделе 4.3, разработанная стратегия хотя бы позволяет сократить убытки. Эффективность стратегии производилась путем сравнения в конце периода торговли результата нашей стратегии с результатами владения портфелями, построенными согласно портфельной теории Марковица.

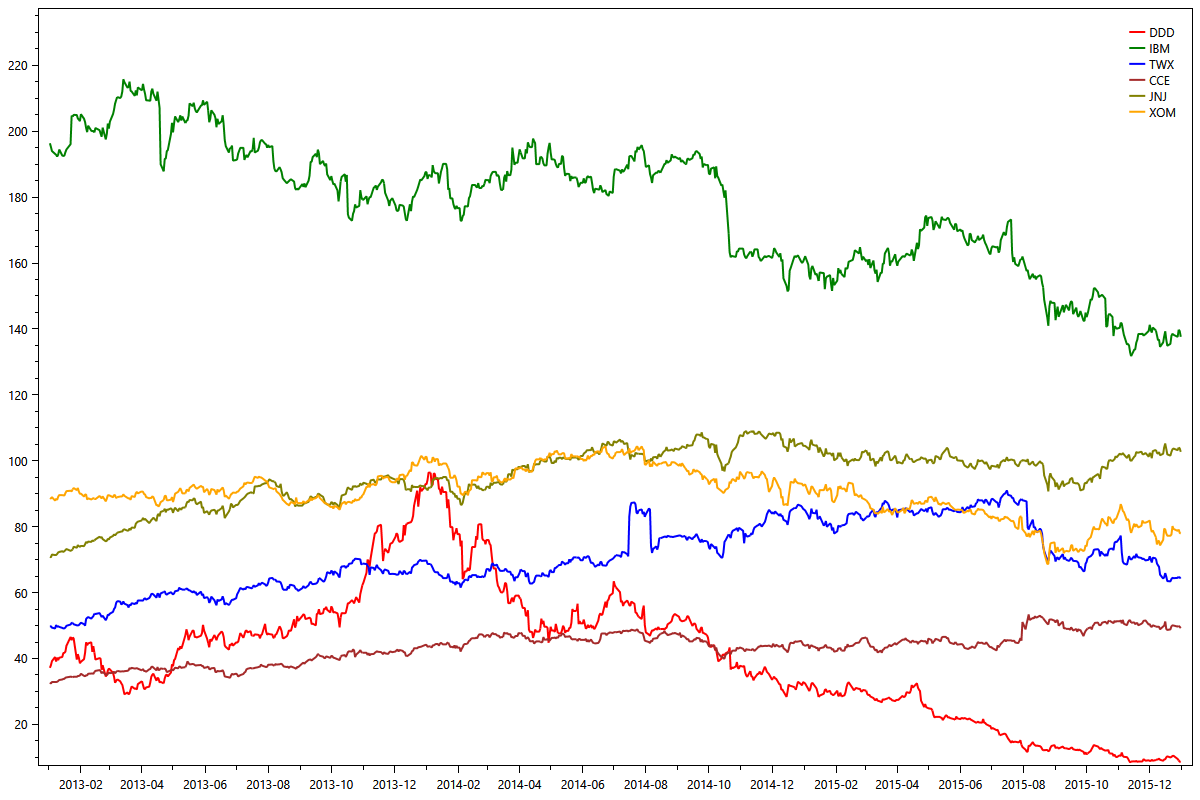


Рисунок 4.1 – Графики цен акций

4.2 Оценка параметров и прогнозирование цены

Было решено использовать три регрессионные переменные (т.к. предыдущие исследования говорят о том, что для большинства моделей этого достаточно), использующие данные о предыдущих интервалах длины 20, 40 и 80 дней соответственно.

На оценочном периоде в подмножествах каждой длины были найдены по 10 наиболее эффективных шаблонов классическим методом k-средних.

Далее методом наименьших квадратов были получены, и использованы в дальнейшем для предсказания изменения цены в (3.1), следующие значения параметров регрессии:

Таблица 4.2 – Оцененные параметры моделей акций

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | TWX | JNJ | CCE | XOM | DDD | IBM |
| Среднеквадратичная ошибка аппроксимации | 1.11333 | 0.83148 | 0.47688 | 0.88627 | 1.78506 | 1.89823 |
|  | 0.06793 | 0.03934 | -0.07795 | -0.15044 | 0.06460 | -4.73667 |
|  | 0.00381 | 0.03468 | 0.00327 | -0.13481 | -0.28486 | 2.34746 |
|  | -0.38539 | 0.00017 | 0.00925 | 0.13164 | -1.74241 | -1.79345 |
|  | 0.30332 | -0.24034 | -0.08113 | -1.27391 | -0.91080 | -14.57292 |
|  | 0.10693 | 0.00298 | 0.10674 | 0.10847 | -0.04477 | -0.27842 |
| Средний объем сделок | 5369534.6 | 7981670.6 | 2218128.5 | 12082829.2 | 4403237.2 | 4492401.7 |
| Пороговое значение | 0.18679 | 0.06620 | 0.03265 | 0.0324 | 0.07417 | 0.13393 |

На рисунке 4.2 для наглядной демонстрации результатов аппроксимации изображены графики реального и предсказанного изменения цены акций DDD за первый период, т.е. 2013-2014 года. Из рисунка видно, что прогнозирование было проведено достаточно точно, т.к. в каждый момент времени использовались последние наблюдаемые данные.

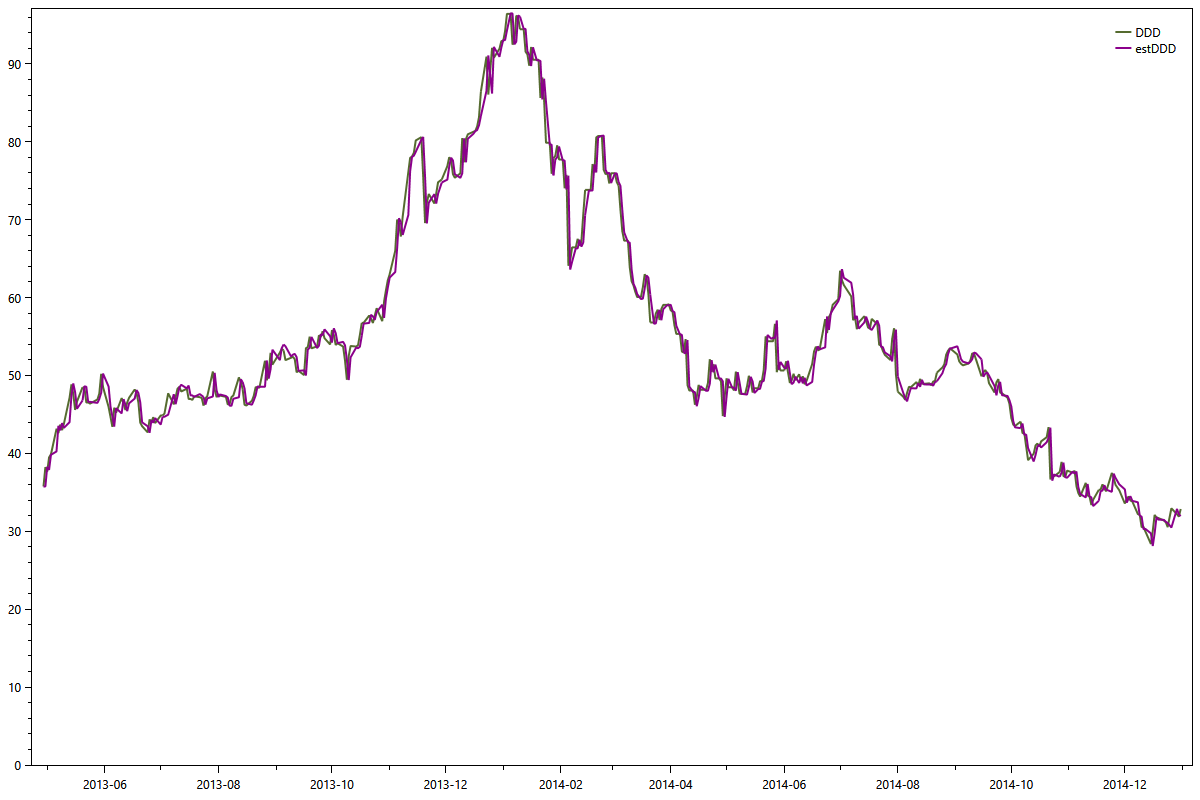


Рисунок 4.2 – Графики реальной и спрогнозированной динамики цены акции DDD

4.2 Имитация торговли

В качестве начального капитала была взята сумма 5000$. Приоритет акции определялся по величине средних ожидаемых доходов на оценочном периоде:

1. TWX, ;
2. JNJ, ;
3. CCE, ;
4. XOM, ;
5. DDD,
6. IBM, .

C учетом данных за оценочный период, были получены следующие веса оптимальных портфелей Марковица:

Таблица 4.3 – Веса акций в оптимальных портфелях Марковица

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Минимальный  риск | Максимальная доходность |
| TWX | 0.073236 | 0.563571 |
| JNJ | 0.369994 | 0.436426 |
| CCE | 0.106351 | 2.37744\*10-6 |
| XOM | 0.257233 | 3.27853\*10-7 |
| DDD | 0.0161861 | 1.54406\*10-7 |
| IBM | 0.177 | 1.49623\*10-7 |

4.3 Эффективность стратегии

В конце периода итоговый капитал, накопленный в ходе торговли по разработанному алгоритму, составил 5031.14$, что немногим превышает первоначальный капитал. Однако владение оптимальными портфелями Марковица минимального риска и максимальной доходности привело в итоге к величине капитала 4546.87$ и 4290.22$ соответственно, что меньше изначальных инвестиций.

Таким образом, доходность составила:

* торговая стратегия:

;

* портфель минимального риска:

;

* портфель максимальной доходности:

.

На рисунке 4.3 приведена динамика стоимости рассматриваемых портфелей, с учетом наличия свободного капитала.

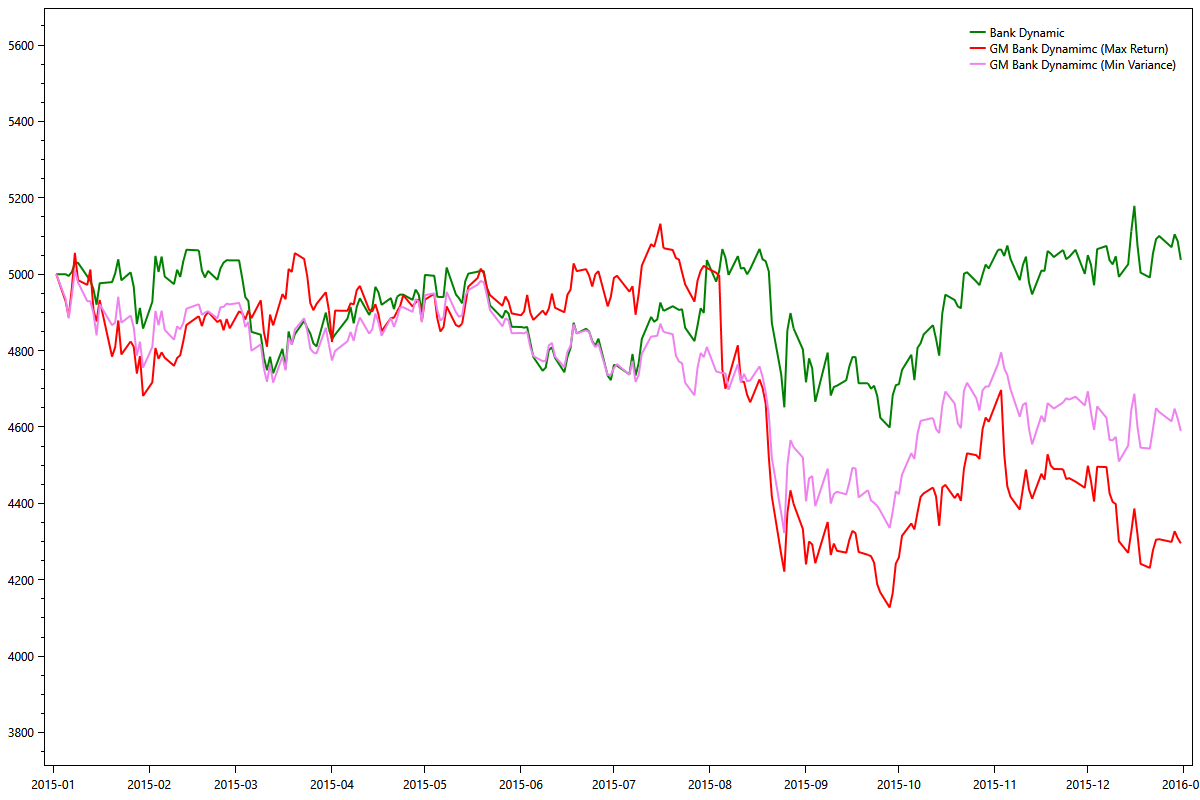


Рисунок 4.3 – Графики динамик стоимости портфелей

Таким образом, на рассматриваемом периоде данных разработанная стратегия не принесла больших доходов, однако помогла избежать убытков. С учетом состояния рынка, это можно считать неплохим результатом.

Заключение

**Масштабирование стратегии.**

Фиксированное количество покупаемых/продаваемых активов заменено на более гибкую величина, который будет определяться на основании текущего и спрогнозированного состояний рынка. Практические исследования показали, что данное изменение позволяет ограничить риски потерь, а также увеличить доходы.

**Масштабирование вычислений.**

Использование в данном случае дневных (а не 10секундных) данных, дает значительно больше времени на машинные вычисления.

…..

Список использованной литературы

1. Devavrat Shah. Bayesian regression and Bitcoin. / Shah Devavrat, Kang Zhang // Massachusetts Institute of Technology [Electronic resource]. – 2014. – Mode of access: <http://arxiv.org/abs/1410.1231>. – Date of access: 09.05.2015.
2. Chen, G. H. A latent source model for nonparametric time series classification. / G. H. Chen, S. Nikolov, D. Shah // Neural Information Processing Systems [Electronic resource]. – 2013. – Mode of access: <http://arxiv.org/abs/1302.3639>. – Date of access: 09.05.2015.
3. Bresler, G. A latent source model for online collaborative filtering. / G. Bresler, G. H. Chen, D. Shah // Neural Information Processing   
   Systems [Electronic resource]. – 2014. – Mode of access: <http://arxiv.org/abs/1411.6591>. – Date of access: 09.05.2015.
4. Tibshirani, R. Regression shrinkage and selection via the lasso / R. Tibshirani // Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological). – 1996. – P. 267-288.
5. Lo, A.W. Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test / A.W. Lo, A.C. MacKinlay // Review of Financial Studies – 1988. – Vol. 1. – P. 41-66.
6. Lo, A.W. Foundations of technical analysis: Computational algorithms, statistical inference, and empirical implementation / A.W. Lo, H. Mamaysky, J. Wang // Journal of Finance. – 2000. – Vol.4.
7. Caginalp, G. The predictive power of price patterns / G. Caginalp, H. Laurent // Applied Mathematical Finance. – 1988. – Vol.5. – P. 181-206.
8. Sharpe, W.F. The sharpe ratio / W.F. Sharpe // Streetwise–the Best of the Journal of Portfolio Management. – 1998. – P. 169-185.

1. Здесь предполагается, что случайные величины имеют четко определенные плотности в соответствующем пространстве. И когда это уместно, условные вероятности эффективно представляют условную плотность вероятности. [↑](#footnote-ref-1)