

Муравьев Д.М.

Обыгрывают ли российские паевые фонды рынок?

Препринт # BSP/2006/085 R

Эта работа была написана на основе магистерских тезисов в РЭШ в 2005 году в рамках исследовательского проекта “Инвестиционные фонды” под руководством А.П.Горяева (РЭШ, ЦЭФИР).

Проект осуществлен при поддержке Фонда Форда, Всемирного Банка и Фонда Джона и Кэтрин МакАртуров.

Москва
2006

Муравьев Д.М. Обыгрывают ли российские паевые фонды рынок? / Препринт # BSP/2006/085 R. - М.: Российская Экономическая Школа, 2006. – 29 с. (Рус.)

Бурное развитие российского фондового рынка стимулировало быстрый рост индустрии взаимных инвестиций. Данная работа рассматривает два больших вопроса относительно российских открытых паевых фондов (ПИФов) акций за период с 2003 по 2005 годы.

Во-первых, являются ли большие альфы управляющих фондов следствием удачи относительно других менеджеров или же они действительно обладают выдающимися способностями к выбору активов. Для ответа на этот вопрос, мы аналогично работе Kosowski и др. (2006), бутстрапировали совместное распределение для t -статистик альф по всем фондам. В результате оказалось, что многие менеджеры показывают высокие результаты. Однако анализ с использованием симуляций по синтезированным портфелям акций показывает, что большая часть этого эффекта может быть объяснена характерными особенностями российского рынка. Для того чтобы проверить устойчивость результатов, мы используем несколько расширений базовой рыночной модели, так и несколько вариантов генерации синтетических портфелей.

Во-вторых, успешны ли российские фонды в предсказании общей динамики рынка (market timing). При использовании метода основанного на бутстрапе, оказалось, что менеджеры фондов обладают отрицательной способностью к таймингу рынка. Однако если использовать подход с формированием симуляционных портфелей, то гипотеза об отсутствии значимого тайминга не отвергается. Это позволяет сделать вывод, что отрицательный тайминг, полученный с помощью бутстрап подхода, является следствием акций, входящих в инвестиционный портфель, а не активных стратегий менеджеров фонда.

Ключевые слова: паевые фонды, оценка результатов работы, тайминг, бутстрап, Монте-Карло симуляции

Muravyev Dmitriy. Do Russian Mutual Funds Overperform the Market? / Working Paper # BSP/2006/085 R. – Moscow, New Economic School, 2006. – 29 p. (Рус.)

The boom of the stock market has stimulated rapid growth of the financial management industry in Russia. This paper investigates two major questions about Russian equity mutual funds over the period of 2003–2005.

First, we examine whether managers of funds with high Jensen alphas (i.e., risk-adjusted returns) are simply the luckiest in a large pool of managers, or they possess genuine stock-picking skills. Following Kosowski et al. (2006), we bootstrap the joint distribution of alphas across all funds. This approach reveals that a lot of managers have superior performance. However, as we show through simulations with synthetic stock portfolios, this effect is mostly driven by the generic features of the Russian stock market rather than managerial skills. To check the robustness of the results, we use different extensions of the basic market model as well as different synthetic portfolio simulation procedures.

The second major question of the paper is whether Russian mutual funds succeed in timing the market. Both standard and bootstrap methods give evidence of significant negative timing ability of Russian fund managers. However, when we apply the simulation procedure for all extensions of basic model, hypothesis of equality between actual and simulated distributions is not rejected. So it may be concluded that negative timing ability obtained by statistical (bootstrap) approach is, in fact, caused by stocks held by managers, and not by the dynamic strategies they use.

Key words: mutual funds, performance evaluation, timing, bootstrap, Monte Carlo simulations

ISBN

© Муравьев Д.М., 2006 г.

© Российская экономическая школа, 2006 г.

Содержание

1. Вступление	4
2. Данные	7
3. Модели оценки результатов фондов	8
4. Бутстрап подход к оцениванию альфа	9
4.1 Процедура бутстрапа	9
4.2 Эмпирические результаты.....	11
5. Метод, основанный на построении синтетических портфелей	13
5.1 Симуляционная процедура.....	13
5.2 Эмпирические результаты.....	15
6. Тайминг	17
7. Заключение	19
8. Список литературы	20
9. Приложение	22

1. Вступление

В последнее время особенно жаркие дебаты, как среди политиков, так и среди ученых, вызвали два вопроса относительно результатов работы фондов (fund performance). Первый из них состоит в том, являются ли средние относительные результаты работы фонда скорректированные с учетом риска положительными или отрицательными. На текущий момент исследования по рынку США показывают, что фонды скорее показывают отрицательные относительные результаты, которые в большинстве случаев находятся на границе значимости. Наиболее важными являются работы Grinblatt, Titman and Wermers 1995, Daniel et al 1997, Carhart 1997, Chevalier and Ellison 1999, Wermers 2000, Pastor and Stamburgh 2002

Второй же вопрос состоит в том, насколько можно идентифицировать фонды, которые в будущем покажут превосходные результаты, и насколько эти результаты окажутся устойчивыми. Для проверки устойчивости обычно используются либо метод таблиц сопряженности или метод ранговых портфелей. С использованием этих двух подходов получаются довольно противоречивые выводы. Для индустрии фондов США исследования показывают, что поиск фондов, которые покажут сверхрезультаты, является крайне сложной, если вообще разрешимой задачей, если не разрешить частую ребалансировку портфеля фондов (как минимум раз в год) и при этом инвестиционный горизонт должен быть не более года. Наиболее важными работами по этой теме являются: Grinblatt and Titman 1992, Hendricks, Patel and Zechauer 1993, Brown and Goetzmann 1995, Carhart 1997, Wermers 1997, Blake and Morey 2000, Bollen and Busse 2005, Mamaysky, Spiegel and Zhang 2004 .

В данной работе будут освещены два вопроса касательно российских паевых фондов (ПИФов) на основе дневных данных за период с 2003 по 2005 годы.

Во-первых, впервые для российской индустрии фондов было проведено всестороннее исследование скорректированных на риск результатов фондов (т.е. альфы), которое позволяет учесть удачу и при этом не налагать параметрических ограничений на доходности фонда.

Учитывая, что альфы фондов могут иметь распределение, значительно отличающееся от нормального, мы исследуем следующий вопрос. Сколько фондов из большой группы покажут большую альфу просто благодаря удаче, и как это число будет соотноситься с тем числом, которое мы на самом деле будем наблюдать на данных.

Чтобы лучше понять суть проблемы, предположим, что какой то фонд год за годом в течение пяти лет показывает альфу в 10%. Казалось бы, это безусловно выдающийся результат. Однако если учесть, что этот фонд на самом деле показывает лучшую альфу в

группе из 1000 фондов, то такое значение альфы уже не выглядит таким впечатляющим. Действительно, когда резко выделяющиеся фонды ранжируются уже после реализации значения (ex-post) в большой кросс-секции, задача отделения «удачи» от «мастерства» довольно сложна.

Простейшим путем ее решения было бы попытаться воспользоваться стандартными статистиками, основанными на асимптотической теории. Однако есть много причин, почему стандартные статистики не очень хорошие инструменты для статистических выводов в данном случае (например, из-за тяжелых хвостов у получающихся распределений, неравномерного принятия риска; более детальное обсуждение этого вопроса можно посмотреть в Kosowski et al (2006))

Мы используем два подхода к решению стоящей перед нами задачи.

Первый из них – метод, основанный на бутстрапе, который был впервые предложен в Kosowski et al (2006). Этот метод устойчив к гетероскедастичности как временного ряда так и кросс-секции, и к авто- и кросс-корреляции в доходностях фондов. Мы использовали несколько вариантов этого метода для анализа значимости результатов фондов, показавших особенно крупные значения альфы. Как показано в Hovowitz (2003) с помощью Монте-Карло симуляций, бутстрап позволяет «значительно уменьшить» разницу между реальной и полученной вероятностью отвергнуть тестируемую нулевую гипотезу (в нашем контексте, что не существует менеджеров показывающих выдающееся мастерство). Бутстрап отлично подходит для исследования ранжированных результатов фондов, он позволяет учесть ненормальность совместного распределения доходностей фондов, которая получается как результат неравномерного принятия рисков (heterogenous risk-taking) и ненормального распределения альфы отдельных фондов.

Для США (Kosowski et al (2006)) и Великобритании (Cuthbertson et al (2005)) основные эмпирические результаты совпадают. С помощью бутстрап метода получается, что в этих странах в большинстве категорий фондов есть несколько фондов с высоким уровнем мастерства, которое нельзя объяснить удачей, но большинство фондов либо показывает результаты, которые можно полностью объяснить удачей, либо показывают плохие результаты, которые не могут быть объяснены одним только невезением. Таким образом, вкладывая деньги в подобные фонды, инвесторы теряют время и средства.

Результаты, которые нами были получены в России, значительно отличаются от вышеизложенных выводов. В нашем случае на левом хвосте распределения плохие результаты работы менеджеров могут быть списаны на «неудачу», но на правом конце распределения отличные результаты этих менеджеров, нельзя объяснить просто «удачей». Этот факт требует объяснений, т.к. разница между мастерством российских управляющих фондами и их коллег из США вряд ли настолько велика в пользу россиян, как это показывает бутстрап подход. Частичное объяснение удастся дать с помощью второго подхода, используемого в данной работе.

Второй подход позволяет еще одним образом отделить «удачу» от «мастерства». Суть его заключается в том, что мы случайным образом составляем равновзвешенный диверсифицированный портфель из российских «голубых фишек». Далее к этому портфелю применяется стратегия «покупай и держи» (buy-and-hold), и дальше портфель рассматривается, как если бы это был паевой фонд. Подробный алгоритм формирования пассивных портфелей изложен ниже. Получив выборку t -статистик для альфы по набору таких пассивных портфелей, мы можем делать статистические выводы относительно того, насколько кросс-секция российских управляющих фондами обладает «мастерством», считая, что «мастерство» пассивных портфелей минимально.

Эмпирические результаты показывают, что фонды в среднем немного отстают в «мастерстве» от пассивных портфелей. Можно себе это представить, как если бы российский фондовый рынок (т.е. акции со всеми их характеристиками) «помогает» управляющим фондам получать большие альфы. Можно сделать вывод, что «мастерство», которое мы видели при бутстрап подходе, получается не за счет управления портфелем, а за счет активов, которые торгуются на рынке. Важно отметить, что даже если каждый из активов в отдельности удовлетворяет рыночной регрессионной модели, то пассивный портфель, составленный из этих активов, может уже ей не удовлетворять, т.к. доли активов в портфеле меняются в соответствии с реализовавшейся доходностью (Mamausky et al 2002). Это замечание находит эмпирическое подтверждение в том, когда мы показываем на данных, что, несмотря на то, что отдельные акции не показывают отличных результатов, портфели, которые мы составляем из них в соответствии со вторым подходом, показывают большие значения альфы.

Мы показываем, что предложенный метод симуляций позволяет достаточно хорошо отделять «удачу» от «мастерства». По крайней мере, он позволяет объяснить то расхождение, которое наблюдалось при бутстрап подходе. В общем, симуляции являются достаточно общим методом, позволяющим лучше понять, как модель соотносится с реальностью.

Второй вопрос, который исследуется в рамках данной работы, состоит в том, удастся ли российским менеджерам фондов угадывать общую динамику рынка, т.е. таймить рынок. Для анализа в этом случае мы использовали два метода для оценки тайминга фондов, сходные с теми, что были использованы для оценки результаты работы фондов. Эмпирические результаты, основанные на бутстрап методе, говорят о том, что российские фонды обладают значимой отрицательной способностью к таймингу рынка, т.е. когда рынок растет, фонды скорее уменьшают «агрессивность» своих портфелей. Это опять таки расходится с тем, что получается у исследователей на развитых рынках, данные по США говорят, что в среднем у фондов не показывают значимого тайминга рынка (Bollen and Busse (2001)). Однако когда мы применяем симуляционный метод, то для всех расширений базовой модели получаем, что значимого тайминга не наблюдается. То есть опять приходим

к выводу о том, что отрицательный тайминг полученный с помощью бутстрап подхода является следствием акций входящих в инвестиционный портфель, а не активных стратегий менеджеров фонда.

2. Данные

Мы использовали дневные данные по стоимости пая открытых российских фондов акций за период с сентября 1999 по конец 2005 года. К сожалению, в России нет какой либо «стандартной» базы данных по паевым фондам, поэтому мы создали собственную базу данных, используя информацию из открытых источников¹. Однако, несмотря на все наши усилия, в данных часто случаются пропуски. Эти пропуски обрабатывались следующим образом: предположим, что для некоторого фонда у нас есть только стоимость пая за дни 1,2,5,6, в этом случае рассчитываются только две доходности: $ret(1,2)$ and $ret(5,6)$.

Другой важной особенностью данных является то, что большинство российских паевых фондов начало свою работу в период 2004-2005 годов, и только 9 фондов было в 1999 году.

Мы также исключили из дальнейшего анализа фонды, по которым за весь период было меньше 30 значений доходности, в противном случае пострадало бы качество регрессионных оценок. Всего 59 фондов осталось после этой фильтрации.

Также важно отметить что в этой базе по фондам не исключен «эффект закрывшихся фондов» (survivorship bias), т.е. в базу включены только фонды которые существовали на конец исследуемого периода. Фонды, которые «не дожили» до конца периода могли либо быть поглощены другим фондом, либо просто закрыться из-за плохих результатов работы. Как раз из-за последней возможности важно чтобы выборка содержала закрывшиеся фонды, иначе может наблюдаться положительное смещение в оценке результаты работы «среднего» фонда (Carhart et al 2002). Однако если принять во внимание, что за рассматриваемый период российские индексы выросли более чем в десять раз (см. график 6), вряд ли есть фонды, которым удалось показать настолько отрицательную доходность, которая повлекла за собой закрытие фонда.

В качестве основного индекса акций использовался S&PRUX, во-первых, этот индекс имеет достаточно длинную историю, во-вторых, он включает в себя Газпром, который имеет наибольшую капитализацию среди российских компаний. Также использовались отраслевые индексы АКМ² (второй эшелон, нефть и газ, энергетика, телекоммуникация), дневные данные о цене закрытия по десяти наиболее ликвидным российским акциям за период 2003-2005, а именно Газпром, Лукойл, РАО ЕЭС, Норильский Никель, Сбербанк, Ростелеком, Сургутнефтегаз, Татнефть, Юкос (компания находится на грани банкротства с

¹ Investfunds.ru, rbc.ru, и интернет сайты фондов

² <http://www.akm.ru/rus/index/index.htm> - ссылка на методологию индекса

апреля 2004³) , Уралсвязьинформ. На эти акции в совокупности приходится более 80% объемов торгов на внутреннем рынке. Цена акций бралась без учета дивидендов. Все модельные переменные пересчитывались в российские рубли (обменный курс рубля к доллару США за период с 1999 по 2005 год вел себя довольно стабильно, колеблясь в интервале 25-30 рублей за доллар).

В качестве безрисковой доходности использовалась эффективная доходность к погашению по самой ликвидной российской страновой облигации – России-30. Данные по этому выпуску доступны только с лета 2003 года, этим и вызвано, что исследуемый интервал 2003-2005, а не 1999-2005.

Для лучшего представления о динамике российского рынка за исследуемый период на графике 6 приведен рост индекса РТС за исследуемый период.

3. Модели оценки результатов фондов

В этой работе мы представим результаты по двум достаточно репрезентативным моделям.

Первая модель – однофакторная модель с индексом S&PRUX в качестве рыночного индекса.

$$R_{it} = \alpha_i + \beta^1_i R_t^M + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Основной же моделью будет служить шести факторная отраслевая модель

$$R_{it} = \alpha_i + \beta^1_i R_t^{2dd} + \beta^2_i R_t^{util} + \beta^3_i R_t^{oil\&gas} + \beta^4_i R_t^{telecom} + \beta^5_i R_t^{Nick} + \beta^6_i R_t^{Sber} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

где R_{it} – избыточная доходность (т.е. простая доходность минус безрисковая доходность) портфеля i в день t . Первые четыре регрессора – это избыточные доходности отраслевых индексов АКМ (индекс второго эшелона, энергетика, нефть и газ, телекоммуникации), 5й и 6й – доходности акций Норильского Никеля и Сбербанка, включенные для учета металлургии и банков. Беты при регрессорах могут служить оценкой для доли этой отрасли в портфеле фонда.

Кроме того, несколько слов будет сказано про модель

$$R_{it} = \alpha_i + \beta^1_i R_t^M + \beta^2_i R_{t-1}^M + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

где помимо доходности самого индекса используется еще и ее лагированное значение.

Выбор безрисковой доходности в России – это сложная задача, у любого предложенного метода можно указать на ряд существенных недостатков (Muravyev (2006)) Основной причиной данного эффекта является слабая ликвидность на рынке государственных облигаций, и как следствие всего несколько бумаг удовлетворяют этому

³ Отличное описание самого крупного российского корпоративного дефолта в новейшей истории можно найти в Goriaev A. and Sonin K. (2005)

критерию. В качестве безрисковой доходности использовала эффективная доходность к погашению по России-30, эта бумага обладает значительно большей ликвидностью, чем остальные и используется как ориентир, как российскими, так и зарубежными инвесторами.

В этой работе мы приведем результаты для описанных выше двух моделей, хотя при исследовании использовался более широкий набор моделей, основные результаты мало отличаются, поэтому не приведены для экономии места и доступны от автора по запросу.

Мы не использовали более продвинутых моделей, как, например, модели с меняющейся во времени бетой и альфой. Обычно используются два вида таких моделей. В первом из них считается, что беты и альфы зависят от макроэкономических факторов и характеристик фондов. Однако в этом случае не удастся выделить факторы, которые сильно влияют на беты и альфы всех фондов (Murguyev (2006)). Второй подход заключается в том что, задавая стохастический процесс на альфу и бету, а также динамику и распределение всех факторов в модели, можно оценить динамику альфы и беты методом максимального правдоподобия. Наиболее популярным инструментом в рамках этого подхода является фильтр Калмана (Kalman et al (2002)). В неопубликованной части наших результатов, мы оценивали модель фильтра Калмана, в которой альфа и бета следовали процессу случайного блуждания и обнаружили, что их оценки волатильны и сильно зависят от начальных значений параметров системы. Следовательно, эту модель сложно использовать для оценки результатов работы фондов, хотя, безусловно, существует много аргументов в пользу использования моделей с меняющимися бетами, поэтому в скором будущем, скорее всего, удастся придумать «хорошую» модель для российского рынка.

4. Бутстрап подход к оцениванию альф

4.1 Процедура бутстрапа

В работе Kosowski et al (2006) приведено исчерпывающее описание применения используемого здесь варианта бутстрапа к оценке работы фондов, поэтому здесь будет приведено только краткое описание базовой процедуры для модели (1), для модели (2) все аналогично.

Все результаты изложенные ниже получены с использованием базовой процедуры дополненной стандартными модификациями для учета авто- и кросс-корреляции, которые описаны в конце этого раздела.

Ниже везде в расчетах оценки делаются на основе МНК, а t-статистики считаются по Ньюи-Весту (Newey-West)

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i^1 R_t^M + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Для i -го фонда запоминаем оценки коэффициентов, $\{\hat{\alpha}_i^1, \hat{\beta}_i^1\}$, а также временной ряд остатков $\{\hat{\varepsilon}_{it}^1\}_{t=T_{0i}, \dots, T_{1i}}$ и t -статистику для альфы. Здесь T_{0i} и T_{1i} – даты первой и последней доступной доходности стоимости пая по фонду.

Далее в базовом варианте процедуры, для каждого фонда i выбирается с возвращением ряд из остатков, сохраненных для этого фонда, так чтобы длина «надерганного» ряда была равна длине исходного временного ряда для этого фонда. Обозначим этот псевдоряд остатков как, $\{\hat{\varepsilon}_{it}^b, t = s^b_{T_{0i}}, \dots, s^b_{T_{1i}}\}$, где $b = 1$ (для первой итерации бутстрапа), и где $\{s^b_{T_{0i}}, \dots, s^b_{T_{1i}}\}$ это даты остатков в псевдоряду, как они были в исходном ряде для этого фонда.

Далее, по псевдоряду остатков строится псевдоряд дневных доходностей для этого фонда, при этом жестко фиксируя альфу равной нулю ($\hat{\alpha}_i = 0$ или аналогично для t -статистики $\hat{t}_{\hat{\alpha}_i} = 0$), т.е. налагая условия нейтральности результатов фонда.

$$R^b_{it} = \hat{\beta}_i^1 R^M_t + \hat{\varepsilon}_{it}^b \quad t = s^b_{T_{0i}}, \dots, s^b_{T_{1i}} \quad (5)$$

Важно отметить, что факторы берутся за ту же дату, что и остатки в псевдоряде. Как уже было сказано, мы обнулили константу при формировании ряда псевдодоходностей фонда. Однако когда теперь мы для данного псевдоряда оценим регрессию (1), альфа (t -статистика) может получиться как положительной, так и отрицательной, в зависимости от того, насколько много было выбрано в псевдоряд положительных остатков. В окончании итерации бутстрапа для этого фонда, запоминаем оценки альфы и t -статистики альфы для ряда псевдодоходностей. Прделав эту процедуру для всех фондов в выборке, $i = 1; \dots; N$, мы получим один вектор-исход из кросс-распределения альф, $\hat{\alpha}_i^b$, и их t -статистик, $\hat{t}_{\hat{\alpha}_i}^b$. Повторив эту процедуру много раз, $b = 1; \dots; B$, мы можем оценить совместное распределение, при этом оно будет условным, в том смысле, что при его построении мы наложили ограничение нейтральности результатов работы фондов ($\hat{\alpha}_i = 0$). Далее по этой выборке легко оцениваются порядковые статистики, например, минимум и максимум по всем фондам.

Следует обратить внимание, что это совместное распределение может отличаться от нормального, даже если маргинальные распределения для отдельных фондов нормальны. Полученное распределение позволяет нам делать выводы, о том насколько результаты фондов можно объяснить «удачей». Например, если мы видим, что в соответствии с бутстрапом получается гораздо меньше больших положительных значений $\hat{\alpha}_i^b$ и $\hat{t}_{\hat{\alpha}_i}^b$ по сравнению, с тем что получается непосредственно регрессией (1), т.е. для реального распределения, то можно сделать вывод, что фонды обладают отличными способностями к выбору активов, которые нельзя объяснить просто разбросом в выборке («удачей»). Для

оценки мы задавали достаточно большое значение числа бутстрап итераций $B=1000$, хотя примерно те же результаты получались уже при $B=200$.

На самом деле при исследовании, мы сосредоточились не на альфе, а на ее t -статистике, как показано в Hall (1992) в данном случае t -статистика обладает лучшими статистическими качествами, кроме того, она косвенным образом учитывает эффект закрывшихся фондов.

Как уже упоминалось, мы сделали стандартные дополнения к этой базовой процедуре. Во-первых, мы учли кросс-корреляцию между остатками фондов, которая может наблюдаться, например, из-за того, что фонды держат одни и те же активы в своих портфелях. Таким образом, фонды с сильно положительными альфами могли просто держать большие доли в одинаковых активах, показавших значительный рост. Этот эффект можно учесть, просто, сделав так, чтобы в псевдорядках доходностей фондов была одинаковая последовательность дат для всех фондов. Во-вторых, мы также учли возможную автокорреляцию остатков для отдельных фондов. Стандартным средством в этом случае выступает блочный бутстрап со случайной длиной окна, распределенной по Пуассону, где мы задали лямбду равной 10. Еще раз повторимся, что все презентуемые в данной работе результаты опираются на бутстрап процедуру, в которую включены эти дополнения. Однако мы пробовали базовую бутстрап процедуру и получили, что значительная масса приходится на хвосты бутстрап распределения, так что это распределение значительно отличается от реального.

4.2 Эмпирические результаты

В этом разделе будут представлены основные эмпирические результаты относительно бутстрап метода.

Во-первых, были проделаны тесты на нормальность и автокорреляцию остатков фондов. Для 46 фондов (78% выборки) гипотеза нормальности отвергается на 5% уровне значимости, для 30 фондов отвергается гипотеза об отсутствии автокорреляции (тест Юнга-Бокса с 15 лагами, и 32 фонда – с 25 лагами). Результаты этих тестов говорят в пользу использования бутстрапа.

Во-вторых, в Таблице 2 можно заметить, что R^2 почти одинаков для однофакторной и отраслевой моделей и составляет примерно 48%. Даже если все факторы собрать в одну регрессию, то результат будет только 55%. Для сравнения, для аналогичных исследований в США R^2 получается больше 80%. Это одна из причин, почему исследуются только фонды акций, для фондов облигаций степень соответствия модели данным еще меньше, хотя факторов больше (индекс облигаций). Также была предпринята попытка выбора модели исходя из статистических критериев AIC и BIC, в результате широкое множество моделей

показали примерно одинаковое значение статистик, модели (1) и (2) были выбраны из них как наиболее интуитивно ясные.

Графики 1 и 2 (для моделей (2) и (1) соответственно) показывают соотношение реальным и бутстрап распределением (распределением «удачи») t -статистики альфы. Для обеих моделей, хотя левые хвосты распределений близки, однако, если перемещаться от левого края к правому, то мы видим все больше фондов показывающих хорошие результаты, которые нельзя объяснить просто удачей. Статистические тесты (тест Колмогорова-Смирнова) не отвергают гипотезу о том, что реальное распределение лежит правее чем бутстрап на любом разумном уровне значимости.

Также интересно отметить, что хотя распределение для отдельных квантилей для бутстрап распределения далеко от нормального (График 3), однако само по себе бутстрап распределение хорошо описывается нормальным распределением с нулевым средним по построению, и с сигмой примерно 0.85 (если бы мы пользовались асимптотической теорией, то сигма должна была равняться единице).

Обе модели показывают сходные результаты. Опираясь на бутстрап подход можно заключить, что положительные альфы российских фондов не могут полностью быть объяснены фактором удачи. Отношение «мастерства» к «удаче» весьма значительно, особенно если вспомнить, что для США и Англии результаты скорее обратные тому, что мы видим в России. Как же можно все-таки объяснить это различие? Самое очевидное объяснение состоит в том, чтобы сказать, что российские управляющие просто более квалифицированы, чем их заокеанские коллеги, но вряд ли разница в мастерстве столь значительна, как это получилось у нас. Второе объяснение, что в данном случае сыграла роль ошибка в выборе модели. Однако просто сказать, что модель неправильно специфицирована, это еще ни о чем не говорит, т.к. все модели – это лишь некоторое отражение реальности. Давайте проанализируем, что может служить причиной такого диссонанса в данном случае. Мы использовали достаточно естественную модель, использующую репрезентативный набор факторов. Бутстрап – достаточно гибкий метод, устойчивый к широкому кругу неприятных свойств выборки. Значит, скорее всего, дело не в том статистическом методе, который здесь используется, а скорее в некотором факторе, который влияет на результаты участников рынка.

Что же, или кто, помогает всем российским управляющим получать замечательно высокие результаты? Ответ достаточно ясен, поскольку фонды оперируют на едином рынке, и именно этот рынок, их объединяет и одновременно влияет на их результаты. Возникает вопрос, как велик «взнос» рынка в успех, тех, кто на нем работает. В следующем разделе, мы оценим этот фактор, анализируя стратегии, в которых минимизирована роль «мастерства» и максимизирована роль, которую играет рынок.

5. Метод, основанный на построении синтетических портфелей

Метод симуляций (Монте-Карло) имеет богатую историю в финансах. Он интенсивно используется в течение нескольких десятилетий. Хотя всегда следует помнить, что качество такого метода определяется тем, насколько удачно подобрана модель.

Для российского рынка задача несколько упрощается. Во-первых, на этом рынке всего несколько акций обладают значительной ликвидностью. Во-вторых, большинство акций сильно скоррелированы между собой. В следующем разделе мы предложим достаточно естественную процедуру симуляции инвестиционных портфелей для российского рынка.

5.1 Симуляционная процедура

Мы использовали 11 активов при конструировании портфеля: 11 «голубых фишек» (наиболее активно торгуемые акции) и АКМ индекс акций второго эшелона. Во-первых, этот индекс отвечает за те отрасли, которые не представлены «голубыми фишками» (например, нефтехимия, ретейл, пищевая промышленность). Во-вторых, он состоит из акций со средней капитализацией, а, как известно, в зависимости от экономической конъюнктуры, «большие» компании могут значительно обгонять «маленькие» и наоборот.

На самом деле голубые фишки играют несколько ролей. Во-первых, эти акции занимают значительное место в портфелях управляющих фондами. Во-вторых, они служат «ориентирами» для своих отраслей. Учитывая большую корреляцию между российскими акциями в целом (Таблица 1), то эта статистическая связь внутри одной отрасли еще сильнее. Например, включение Норильского Никеля в синтетический портфель, может помочь учесть динамику менее ликвидных металлургических акций, например, Северсталь. Мы также исследовали случай, только с 10 акциями, без индекса второго эшелона.

Как уже отмечалось, акции отбирались на основе ликвидности за весь рассматриваемый интервал времени. Мы не использовали более многочисленный набор акций, потому что в этом случае разница в капитализации (а также free-float) и ликвидности следует обязательно учитывать. Еще одним аргументом технического свойства является то, что мало российских акций обладают достаточно длинной и полной торговой историей.

Для формирования искусственного инвестиционного портфеля, сначала случайно выбираются 7 из 11 активов, и из них формируется равновзвешенный портфель. К этому портфелю применяется стратегия «купить и держать» (buy-and-hold), т.е. после того как портфель сформирован, он «предоставляется сам себе» и доли активов в портфеле меняются только сами по себе, в зависимости от реализовавшейся доходности, что

минимизирует «мастерство» управляющего. По сути «мастерство» проявляется только при составлении исходного портфеля, но и здесь стратегия зафиксирована, и априорно проста.

Еще одной важной особенностью симуляционной процедуры, является необходимость учета времени функционирования фонда. Как уже упоминалось выше, большинство фондов начали свою работу в период с 2004-2005 годов, и если выбрать в качестве начальной даты для синтетических портфелей начало интервала (т.е. 1999 год), то это приведет к тому, что фонды и портфели будут работать на разных временных интервалах, и следовательно сравнение их результатов будет некорректно. Для того чтобы учесть этот эффект использовалось довольно простое правило. Для каждого синтетического портфеля случайным образом выбирался фонд, и формировали портфель на дату открытия этого фонда.

После того, как мы проследили эволюцию стоимости синтетического портфеля, мы можем рассматривать его как фонд, и применять все те же методы оценки его «результатов управления». Собрав воедино оценки результатов для всех синтетических портфелей, мы тем самым получаем распределение для оценки результатов для «рынка», т.е. репрезентативного набора пассивных портфелей, в которых мы старались минимизировать «мастерство управления». Вот это нейтральное распределение, которое, по аналогии назовем распределением «удачи». Теперь можно сравнивать, реальное распределение результатов работы фондов, с этим распределением «удачи», также как делали при бутстрап методе. С теоретической точки зрения, распределения «удачи», полученные с помощью симуляций и с помощью бутстрапа должны быть близки друг к другу.

Почему выбиралось 7 активов из 11? Во-первых, синтетический портфель должен быть диверсифицирован. Во-вторых, в соответствии с российским законодательством, фонд акций не может держать больше 15% своих средств в одном активе. Далее можно заметить, что мы ни как не корректируем те случаи, когда доля одного из активов превышает 15%. Этому есть несколько причин. Во-первых, совсем не очевидно, что делать с этим излишком, его продажа и покупка других акций входящих в портфель ведет к частым торговым издержкам, которые как то надо учитывать, кроме того при этом наша стратегия перестает быть «пассивной», а это значит, что минимизация «мастерства» может быть поставлено под вопрос. Во-вторых, как мы уже отмечали, каждая из акций используемых при формировании искусственного портфеля является представителем отрасли, а законодательных ограничений на долю одной отрасли в портфеле нет. В-третьих, как будет показано далее, результаты недиверсифицированных портфелей хуже, чем у диверсифицированных.

Подводя итог, хотя, очевидно, что любая процедура построения синтетических портфелей, так или иначе, будет содержать в себе, крупинку того, что мы здесь называем «мастерством», однако мы постарались сделать ее вклад как можно меньшим.

Для лучшего понимания, ниже приведен краткий алгоритм базового варианта симуляционной процедуры:

1. Случайным образом выбираются 7 из 11 активов
2. Случайным образом выбирается фонд из выборки
3. На дату начала работы выбранного фонда формируется пассивный портфель с равными долями из 7 выбранных активов.
4. Применяется стратегия «купить и держать», т.е. портфель активно не управляется
5. Оцениваются «результаты работы» портфеля (t-статистика альфы), как если бы это был инвестиционный фонд
6. Собрав t-статистики альфы по всем пассивным портфелям мы получаем распределение «удачи»
7. Сравнивая распределение «удачи» с реальным распределением t-статистики, полученным по исследуемой выборке фондов, можно делать выводы об эффективности активного управления менеджерами фондов.

5.2 Эмпирические результаты

Сравнение реального распределения и распределения «удачи», полученного с помощью симуляций приведены на Графиках 1 и 2. Можно заметить, что в обоих случаях «симуляционное» распределение находится несколько правее реального распределения. Для проверки этой гипотезы использовался тест Колмогорова-Смирнова, были получены следующие результаты:

- Во-первых, для обеих моделей «симуляционное» распределение «удачи» значительно правее, чем «бутстрап» распределение.
- Во-вторых, как для отраслевой, так и для однофакторной модели «симуляционное» несколько правее, реального распределения.

Результаты тестов Колмогорова-Смирнова приведены в таблице 4.

Теперь встает новый вопрос, почему симулированные портфели так сильно расходятся с тем, что получается по бутстрапу. Одним из возможных объяснений является то, что за период с 1999 по 2005 годы российский рынок вырос более чем в 10 раз, статистически это ведет к тому, что для большинства российских акций распределение смещено вправо. Когда мы оцениваем регрессию по таким акциям, из-за этого смещения константа в регрессии получается положительной. Второй вопрос, почему пассивные портфели «обыгрывают» портфели управляющих фондами. Во-первых, есть некоторая разница в денежных потоках между ними. С одной стороны, на цену пая влияют различные комиссии взимаемые управляющей компанией, объем которых для разных компаний находится на уровне 1-5% в год, с другой стороны симуляционные портфели основаны на ценах не учитывающих дивиденды. Дивидендная доходность сильно зависит от компании и в среднем за период 1999-2005 годов составляет 1-3%, это значение меньше комиссий фондов, но разница относительно невелика. Следовательно, эти два эффекта от части

компенсируют друг друга и вряд ли в совокупности оказывают сильное влияние на результат. Во-вторых, следует отметить, что практически все российские паевые фонды акций не покупают эти облигации, а держат свободные средства на денежном счете в банке, либо на счетах брокера, в обоих случаях процентная ставка по таким операциям почти равна нулю. Фонды, если судить по квартальным отчетам, держат от 3% до 40% всех средств «в деньгах» (счет в банке плюс дебиторская задолженность на брокерском счете), в то время как в базовой симуляционной процедуре портфели не содержали ничего кроме акций. Значительные денежные позиции уменьшают бету и альфу фонда в регрессионной модели. Этот аргумент объясняет, почему симуляционные портфели имели в среднем бету 0.93, что значительно больше средней беты фондов, составляющей 0.6. Довольно сложно точно отследить динамику денежной составляющей в портфелях фондов, т.к. фонды раскрывают свою структуру только в квартальной отчетности. Однако мы попробовали использовать простую процедуру для моделирования денежных остатков, предположив, что симулируемый портфель в каждый момент времени состоит на $k\%$ из денег (по ним зафиксирован нулевой процент). Мы не будем подробно останавливаться на результатах (доступны в полном виде по запросу) этого моделирования, отметим только, что если параметр k установить равным 0.3, то для отраслевой модели (2) средняя бета по симуляционным портфелям снизится до 0.61, R^2 – до 0.7 и альфа до $1.7 \cdot 10^{-4}$, что довольно хорошо соотносится с основными результатами в таблице 2. Однако распределение t -статистики для альфы при такой процедуре моделирования денежных остатков ни как не меняется, а именно эту меру мы используем как показатель «мастерства» фонда. Резюмируя можно сказать, что хотя денежные остатки позволяют отчасти объяснить эффекты связанные с величиной альфы и беты, они не позволяют объяснить разницу в результатах работы. Почему российские фонды так много средств держат на денежных счетах, в то время как 5% от портфеля было бы более чем достаточно для удовлетворения потребностей в ликвидности. Ответ на этот вопрос неясен, скорее всего у работников управляющей компании есть мотивы к стратегическому поведению, требуется глубокое отдельное исследование, чтобы в этом разобраться.

Интересно заметить, что диверсификация является важным условием, для того чтобы симуляционные портфели показывали высокий уровень «мастерства». График 4 показывает распределение «удачи», когда каждый портфель состоит всего из одной акции. Это распределение лежит заметно левее, относительно распределения показанного диверсифицированными портфелями. Этот эффект эмпирически подтверждает точку зрения, что свойства портфеля могут отличаться от свойств входящих в него активов. В нашем случае диверсификация значительно улучшала результаты портфеля.

Кроме того, важно отметить некоторые модификации моделей, которые были оценены. Во-первых, низкие беты от части объясняются особенностями расчета стоимости пая у большинства фондов. У каждого фонда своя методика расчета стоимости пая, но

большинство фондов используют так называемую, «справедливую» стоимость активов, за которую принимается не цена закрытия, а средневзвешенная цена. В результате подобное агрегирование ведет к тому, что доходность пая сегодня зависит не только от сегодняшней, но и от вчерашней доходности индекса, причем положительность этой корреляции можно показать теоретически. Еще одним аргументом в пользу включения в регрессию лагированной доходности индекса служит запаздывание по неликвидным акциям. Суть этого эффекта состоит в том, что по неликвидным акциям входящим в портфель фонда сделки могут проходить раз в несколько дней, а все это время эта позиция в портфеле оценивается «по последней цене⁴» и когда наконец, происходит сделка по этой бумаге то цена сразу «наверстывает» все предыдущие дни, отсюда положительная корреляция с прошлыми доходностями индекса.

Оценивание «лагированной» модели (3) приведено на графике 7 и в таблице 2. В этом случае все лагированные беты положительны и зачастую значимы, что говорит в пользу наличия описанных выше эффектов. Из графика видно, что в данном случае результаты фондов значительно хуже, чем в моделях (1) и (2). Что оставляет открытыми, все вопросы, которые поднимались до этого.

Можно отметить, что временной интервал в два с половиной года недостаточно длинный, чтобы делать какие то выводы. Поэтому в качестве некоторой проверки результатов мы проделали все приведенные вычисления, только за весь период с 1999 по 2005 годы, при этом вынужденно полагая безрисковую доходность равной нулю. Безусловно, с теоретической точки зрения (CAPM) последнее допущение едва ли уместно, однако как проверка на устойчивость результатов такой эксперимент имеет право на жизнь. В результате, мы получили практически те же самые выводы, что и приведены выше, с той лишь разницей, что симулированное распределение для обеих моделей (1) и (2) оказалось еще правее, что опять таки подчеркивает не очень высокие результаты работы российских фондов.

В заключении следует отметить, что нам не удалось найти другого рационального объяснения отставанию российских фондов от простой симуляционной процедуры, кроме как то, что менеджеры фондов действительно уступают этой процедуре в «мастерстве».

6. Тайминг

Под таймингом понимается способность менеджера фонда уменьшать «агрессивность» (для простоты, бету), когда рынок падает, и увеличить «агрессивность», когда рынок растет. Способность к выбору активов (характеризуется альфой) и тайминг являются двумя основными показателями мастерства менеджера фонда.

⁴ На самом деле методика определения стоимости неликвидных акций несколько сложнее, подробнее ее можно почитать в Положении, утвержденном Приказом ФСФР №05-21/пз-н от 15.06.05

Для анализа способности управляющих к таймингу использовались две классические модели:

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i R_t^M + \gamma_i \max(R_t^M, 0) + \varepsilon_{it} \quad - \quad \text{Merton and Henriksson (1981)}$$

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i R_t^M + \gamma_i (R_t^M)^2 + \varepsilon_{it} \quad - \quad \text{Treynor and Mazuy (1966)}$$

Эти модели в композиции с (1) и (2) образуют четыре возможных варианта. Для того чтобы получить тайминг модель для (2) мы добавляли тайминг фактор, за основу для которого брался рыночный индекс (S&PRUX), т.о. эта модель имеет 6 отраслевых регрессора и один тайминг регрессор.

Для анализа использовались те же процедуры, что и для анализа результатов, потребовались однако некоторые простые модификации. Мы использовали две модификации бутстрап подхода. В первой, мы сохраняли оценки для альфы, беты и остатков, и далее обнуляя гамму (отвечает за тайминг) генерировали бутстрап псевдовыборку. Во второй модификации, мы использовали регрессию без константы (альфы), т.е. только с бетами и гаммой. Эта модификация полезна тем, что в случае неправильного выбора модели, как альфа, так и гамма, могут скорректироваться для учета тайминга и в этом случае первая модификация не даст корректные результаты. (В приведенных здесь результатах мы показываем, что действительно добавление тайминга в регрессию ведет к тому, что альфа становится еще положительнее, а гамма оказывается отрицательной.) Аналогично были модифицированы симуляционные процедуры.

Иллюстрация результатов приведена на Графике 5. В соответствии с бутстрап подходом, на российском рынке получается много фондов, которые «плохо» таймят рынок. Как уже было отмечено выше, исследования по рынку США показывают, что большинство американских фондов не показывает как положительную, так и отрицательную способность к таймингу, т.е. они в среднем не таймят рынок. При применении симуляционного подхода получается, что полученное распределение «удачи» для гаммы статистически не отличается от реального распределения для всех расширений, которые мы тестировали. Это означает, что «плохая» способность таймить рынок, которая получается при бутстрап подходе объясняется на самом деле теми активами, которые составляют портфель фонда, а не динамическими стратегиями, которые используются менеджерами. Приходим к выводу, что также как их американские коллеги, российские управляющие не добиваются каких либо значимых результатов как положительных, так и отрицательных в смысле тайминга рынка.

7. Заключение

В этой работе были использованы два подхода для ответа на вопрос о том насколько результаты работы и успех тайминга рынка фондами объясняются «удачей» или все-таки «мастерством» управляющих. Стандартная процедура бутстрапа (Kosowski et al (2006)) показывает, что в России много фондов с большим уровнем «мастерства», а также много «плохих» таймеров рынка. Эти результаты противоречат тому, что показывают аналогичные исследования по рынкам США и Англии. Основная причина этого различия кроется в различии между свойствами развитых рынков (США) и развивающихся, таких как Россия. Однако в целом, эти результаты сочетаются с современными работами в теории микроструктуры рынка, которая большое внимание уделяет рыночной инфраструктуре.

В качестве альтернативного метода, был использован подход состоящий в формировании пассивных диверсифицированных портфелей из российских акций в соответствии со стратегией «купить и держать». После чего каждый портфель рассматривается как если бы это был инвестиционный фонд. Собрав воедино t -статистики для альфы по всем пассивным портфелям мы получаем распределение «мастерства» самого рынка, или как мы его назвали, распределение удачи. Сравнив его с распределением, полученным непосредственно регрессией для самих фондов, получили, что российские фонды несколько отстают от рынка, т.е. их результаты несколько хуже, чем то что можно было получить выбрав портфель «на удачу».

Схожие процедуры применялись к анализу тайминга. В результате получили, что отрицательная способность к таймингу полученная в рамках бутстрап подхода, на самом деле исходит от активов входящие в их портфели, а не от динамических стратегий управляющих.

В ходе этого исследования предложенная процедура построения искусственных портфелей оказалась довольно хорошей моделью для описания портфелей фондов. Некоторое время назад, в России был довольно популярен слоган: «Даже кухарка может управлять российским правительством!», т.е., даже человек, не обладающий каким либо «мастерством» в этом деле, справится с данной работой не хуже, чем те кто сейчас этим занимается. В рамках данного исследования можно прийти к выводу, что «даже кухарка может управлять российским паевым фондом акций». Конечно, это аллегория, но в данной работе мы предложили простой алгоритм для формирования инвестиционного портфеля, который показывает результаты не хуже, чем реально работающие фонды.

Эта мысль косвенно подтверждается тем, что на протяжении последних нескольких лет индексные фонды (по своей идее близкие к нашему алгоритму) обгоняли почти все фонды с активным управлением.

8. Список литературы

- Blake, C.A. and Morey, M (2000) "Morningstar Ratings and Mutual Fund Performance", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 35(3), 451-483.
- Bollen, N., and J. Busse, (2001), "On the Timing Ability of Mutual Fund Managers," *Journal of Finance*, 56, 1075–1094.
- Bollen, N.P.B. and Busse, J.A. (2005) "Short-Term Persistence in Mutual Fund Performance", *Review of Financial Studies*.
- Brown, S.J., W. Goetzmann, R.G. Ibbotson, and S.A. Ross, (1992), "Survivorship bias in performance studies", *Review of Financial Studies* 5, 553-580.
- Brown, S. and Goetzmann, W (1995) "Performance Persistence", *Journal of Finance*, 50(2), 679-698.
- Carhart, M. (1997) "On Persistence in Mutual Fund Performance", *Journal of Finance*, 52(1), 57-82
- Carhart, M., Carpenter, J., Lynch, A. and Musto, D. (2002) "Mutual Fund Survivorship", *The Review of Financial Studies*, 15(5), 1439-1463.
- Chevalier, J. and Ellison, G. (1999) "Are Some Mutual Fund Managers Better than Others? Cross-Sectional Patterns in Behavior and Performance", *Journal of Finance*, 54(3), 875-899.
- Cuthbertson K., Nitzsche D. and O'Sullivan N. (2005) "Who Wants to Be a Millionaire? Mutual Fund Performance: Skill or Luck? ", Working Paper
- Daniel, K. M., Grinblatt, M., Titman, S. and Wermers, R (1997) "Measuring Mutual Fund Performance With Characteristic Based Benchmarks", *Journal of Finance*, 52
- Dimson, E., (1979) "Risk measurement when shares are subject to infrequent trading", *Journal of Financial Economics* 7(2); 197-226
- Gorjaev A. and Sonin K. (2005) "Are political risks company-specific? The market side of the YUKOS affair", forthcoming
- Grinblatt, M., Titman, S. and Wermers, R (1995) "Momentum Investment Strategies, Portfolio Performance and Herding: A Study of Mutual Fund Behavior", *American Economic Review*, 85
- Hall, P. (1992) *The Bootstrap and Edgeworth Expansion*, Springer Verlag
- Hendricks, D., Patel, J. and Zeckhauser, R. (1993) "Hot Hands in Mutual Funds: Short Run Persistence of Performance", 1974-88», *Journal of Finance*, 48, 93-130.
- Horowitz, J.L. (2003), «Bootstrap methods for Markov processes», *Econometrica* 71, 1049-1082.

- Jensen, M., (1968), "The Performance of mutual funds in the period 1945-1964", *Journal of Finance* 23, 389-416.
- Kosowski, R., Timmermann, A., White, H. and Wermers, R. (2006) "Can Mutual Fund "Stars" Really Pick Stocks? New Evidence from a Bootstrap Analysis", *Journal of Finance* forthcoming
- Mamaysky, H., Spiegel, M. and Zhang, H (2002) "Estimating the Dynamics of Mutual Fund Alphas and Betas" Yale School of Management, ICF Working
- Mamaysky, H., Spiegel, M. and Zhang, H (2004) "Improved Forecasting of Mutual Fund Alphas and Betas", Yale School of Management, ICF Working Paper 04-23.
- Merton, R. and Henriksson, R. (1981) "On Market Timing and Investment Performance : Statistical Procedures for Evaluating Forecasting Skills", *Journal of Business*, 54, 513-533
- Muravyev, D., (2006) "Performance of Russian mutual funds" NES Working Paper Forthcoming
- Pastor, L. and Stamburgh, R. (2002) "Mutual Fund Performance and Seemingly Unrelated Assets" *Journal of Financial Economics*, 63(3), 315-350.
- Treynor, J. and Mazuy, K. (1966) "Can Mutual Funds Outguess the Market", *Harvard Business Review*, 44, 66-86.
- Wermers, R. (2000) "Mutual Fund Performance: An Empirical Decomposition into Stock Picking Talent, Style, Transactions Costs, and Expenses", *Journal of Finance*, 55(4), 1655-1703.

9. Приложение

	SP-RUX	2nd div	Ene rgy	Oil& gas	Tele com	Nic kel	Sber Bank	Lukoil	RAO	Rost el	Surg ut	Tatne ft	YUK OS	Gas prom	Urals viaz
SP-RUX (index)	1.00	0.31	0.59	0.81	0.56	0.64	0.62	0.77	0.67	0.66	0.71	0.62	0.52	0.69	0.49
2nd div (index)	0.31	1.00	0.30	0.35	0.40	0.27	0.24	0.24	0.21	0.24	0.16	0.24	0.21	0.19	0.19
Energy (index)	0.59	0.30	1.00	0.62	0.52	0.47	0.42	0.53	0.78	0.52	0.44	0.47	0.34	0.40	0.37
Oil&gas (index)	0.81	0.35	0.62	1.00	0.59	0.55	0.53	0.71	0.54	0.56	0.66	0.56	0.54	0.61	0.42
Telecom (index)	0.56	0.40	0.52	0.59	1.00	0.44	0.42	0.48	0.48	0.69	0.41	0.46	0.31	0.40	0.48
Nickel (metallurgy)	0.64	0.27	0.47	0.55	0.44	1.00	0.49	0.56	0.53	0.53	0.53	0.51	0.37	0.41	0.40
SberBank (bank)	0.62	0.24	0.42	0.53	0.42	0.49	1.00	0.59	0.50	0.54	0.51	0.51	0.36	0.42	0.43
Lukoil (oil)	0.77	0.24	0.53	0.71	0.48	0.56	0.59	1.00	0.65	0.63	0.70	0.63	0.47	0.50	0.45
RAO (energy)	0.67	0.21	0.78	0.54	0.48	0.53	0.50	0.65	1.00	0.67	0.60	0.52	0.40	0.46	0.45
Rostelecom (telecom)	0.66	0.24	0.52	0.56	0.69	0.53	0.54	0.63	0.67	1.00	0.58	0.55	0.40	0.45	0.52
Surgutneft (oil)	0.71	0.16	0.44	0.66	0.41	0.53	0.51	0.70	0.60	0.58	1.00	0.56	0.40	0.41	0.41
Tatneft (oil)	0.62	0.24	0.47	0.56	0.46	0.51	0.51	0.63	0.52	0.55	0.56	1.00	0.34	0.40	0.40
YUKOS (oil)	0.52	0.21	0.34	0.54	0.31	0.37	0.36	0.47	0.40	0.40	0.40	0.34	1.00	0.29	0.28
Gasprom (gas)	0.69	0.19	0.40	0.61	0.40	0.41	0.42	0.50	0.46	0.45	0.41	0.40	0.29	1.00	0.33
Uralsviazinform (telecom)	0.49	0.19	0.37	0.42	0.48	0.40	0.43	0.45	0.45	0.52	0.41	0.40	0.28	0.33	1.00

Таблица 1. Корреляции между российскими акциями за период 1999-2005 годов.

	Альфа	t-стат альфы	Сумма бет	t-стат беты	Число наб.	R^2
Многофакторная модель	0.000215	0.42	0.64		358	0.47
(сред. стан. ошиб.)	(0.000438)	(0.87)	(0.13)			(0.08)
Однофакторная модель	0.000254	0.54	0.52	11.27	358	0.49
	(0.00045)	(0.92)	(0.11)	(3.68)		(0.10)
Однофакторная модель + один лаг индекса	-0.000064	-0.23	0.66		358	0.53
	(0.00048)	(1.09)	(0.14)			(0.11)

Таблица 2. Результаты оценивания моделей (1) и (2) усредненные по кросс-секции за период 2003-2005

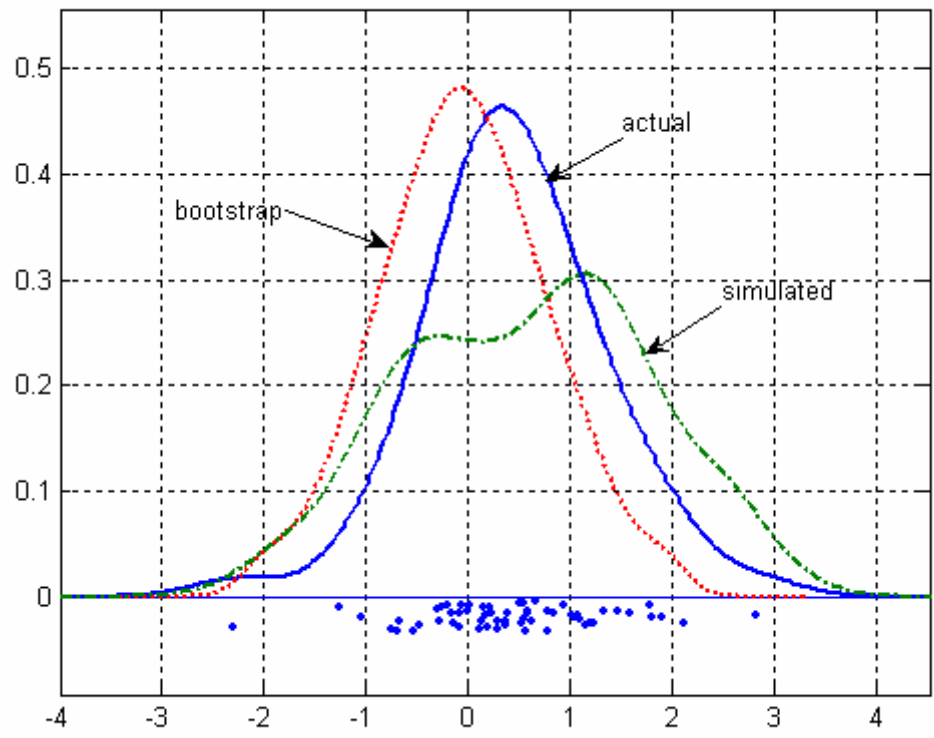


График 1. Отраслевая модель. На этом графике отображена непараметрическая оценка для плотности кросс-секционного распределения t-статистик альф фондов: реальное распределение (жирная синяя линия), бутстрап (точечная красная линия) и симуляционное (штрих пунктирная зеленая линия). Сглаживание с помощью нормального ядра. Точки в нижней части графика обозначают t-статистики отдельных фондов

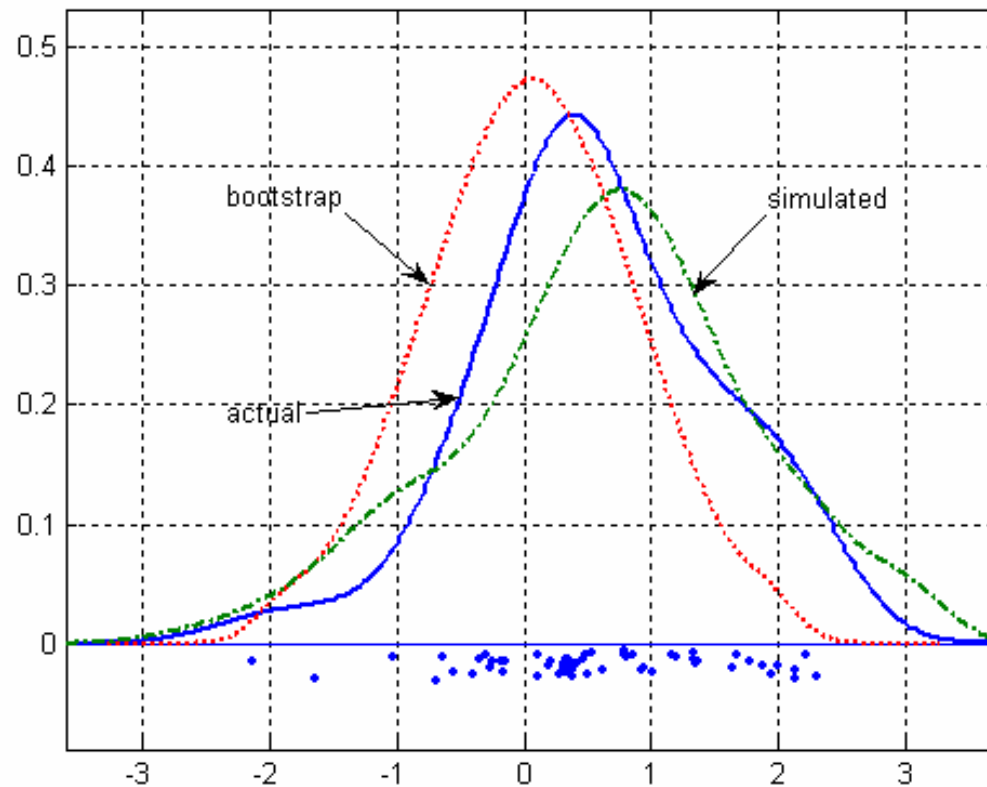


График 2 На этом графике отображена непараметрическая оценка для плотности кросс-секционного распределения t-статистик альф фондов: реальное распределение (жирная синяя линия), бутстрап (точечная красная линия) и симуляционное (штрих пунктирная зеленая линия). Однофакторная модель. Сглаживание с помощью нормального ядра. Точки в нижней части графика обозначают t-статистики отдельных фондов

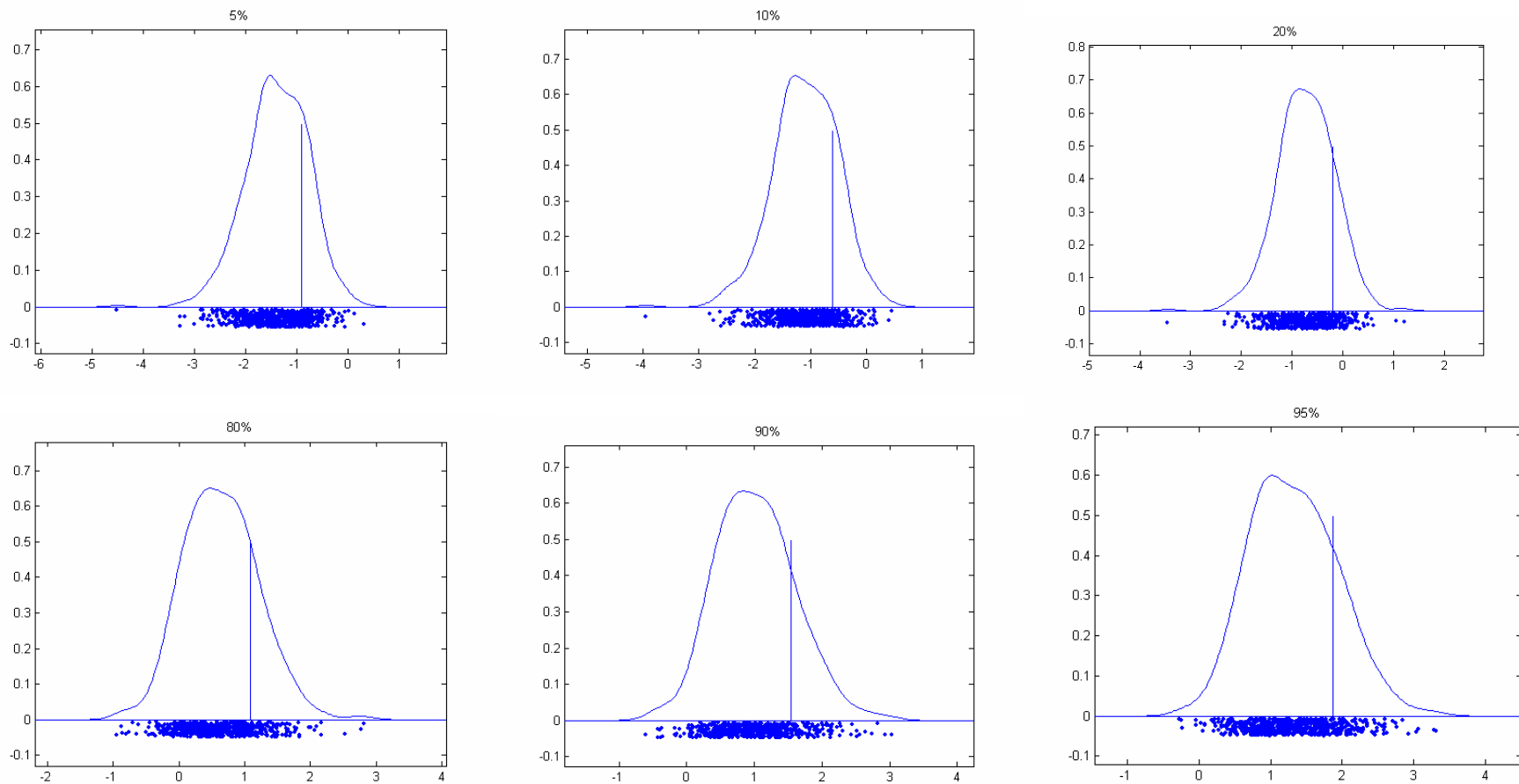


График 3. На графиках изображены плотности распределения t-статистик альфа при применении бутстрап подхода к отраслевой модели(2). По оси x отложена величина t-статистики альфы по дневным данным, по оси y отложена величина плотности. t-статистика соответствующая реальному распределению для данной квантили отмечена вертикальной линией. Верхний ряд графиков соответствует левому хвосту распределения. «5% percentile», например, означает, что рассматривается для уровня 5% худших по этому показателю фондов.

Модель	Квантиль																				
Однофакторная	0.01	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45	0.5	0.55	0.6	0.65	0.7	0.75	0.8	0.85	0.9	0.95	0.99
Реальное	-2.09	-0.88	-0.50	-0.29	-0.18	0.10	0.23	0.31	0.34	0.36	0.38	0.49	0.61	0.81	0.93	1.19	1.34	1.65	1.92	2.13	2.29
Бутстрап	-1.92	-1.33	-1.02	-0.81	-0.65	-0.51	-0.39	-0.27	-0.17	-0.06	0.04	0.14	0.25	0.35	0.47	0.59	0.72	0.88	1.09	1.38	1.94
Симуляции	-2.28	-1.46	-1.03	-0.66	-0.36	-0.10	0.09	0.26	0.41	0.52	0.66	0.78	0.90	1.04	1.18	1.34	1.53	1.76	2.10	2.50	3.09

Отраслевая																					
Реальное	0.01	0.05	0.1	0.15	0.2	0.25	0.3	0.35	0.4	0.45	0.5	0.55	0.6	0.65	0.7	0.75	0.8	0.85	0.9	0.95	0.99
Реальное	-2.20	-0.92	-0.61	-0.29	-0.19	-0.09	0.01	0.14	0.19	0.29	0.37	0.53	0.56	0.62	0.78	1.00	1.08	1.22	1.54	1.86	2.75
Бутстрап	-2.02	-1.41	-1.10	-0.91	-0.74	-0.61	-0.48	-0.37	-0.27	-0.16	-0.07	0.03	0.14	0.24	0.36	0.49	0.63	0.80	1.01	1.32	1.94
Симуляции	-2.05	-1.51	-1.04	-0.76	-0.57	-0.39	-0.22	0.02	0.23	0.46	0.65	0.83	0.98	1.15	1.29	1.41	1.60	1.82	2.18	2.55	3.03

Таблица 3. Эта таблица показывает непараметрические оценки для плотности реального, бутстрап и симуляционного распределения для t-статистики альфы в рамках моделей (1) и (2)

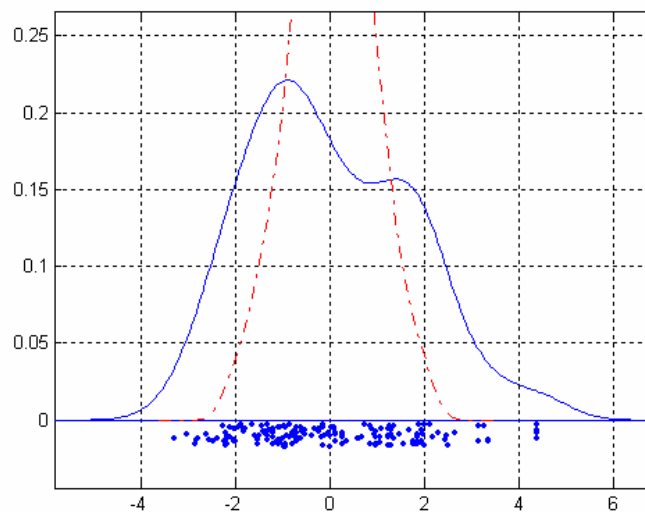


График 4. На этом графике изображены непараметрические оценки плотности для t-статистики альфы для симуляционных портфелей состоящих из одной акции (всего 11 активов). Индекс второго эшелона «ответственен» за точки большие четырех.

Альтернативная гипотеза	p-значение (однофакторная модель)			p-значение (отраслевая модель)		
	1 правее 2	1 и 2 различны	1 левее 2	1 правее 2	1 и 2 различны	1 левее 2
Реальное и симуляционное	0.3670	0.1835	0.0918	0.1101	0.0460	0.0230
Бутстрап и симуляционное	0.5420	0	0	0.8244	0	0
Бутстрап и реальное	0.9674	0	0	0.9674	0	0

Таблица 4. Таблица показывает результаты тестов Колмогорова-Смирнова, где нулевой была гипотеза о равенстве распределений. “1 левее 2” означает, что альтернативой является $F1 > F2$, где $F1$ - функция распределения первой случайной величины.

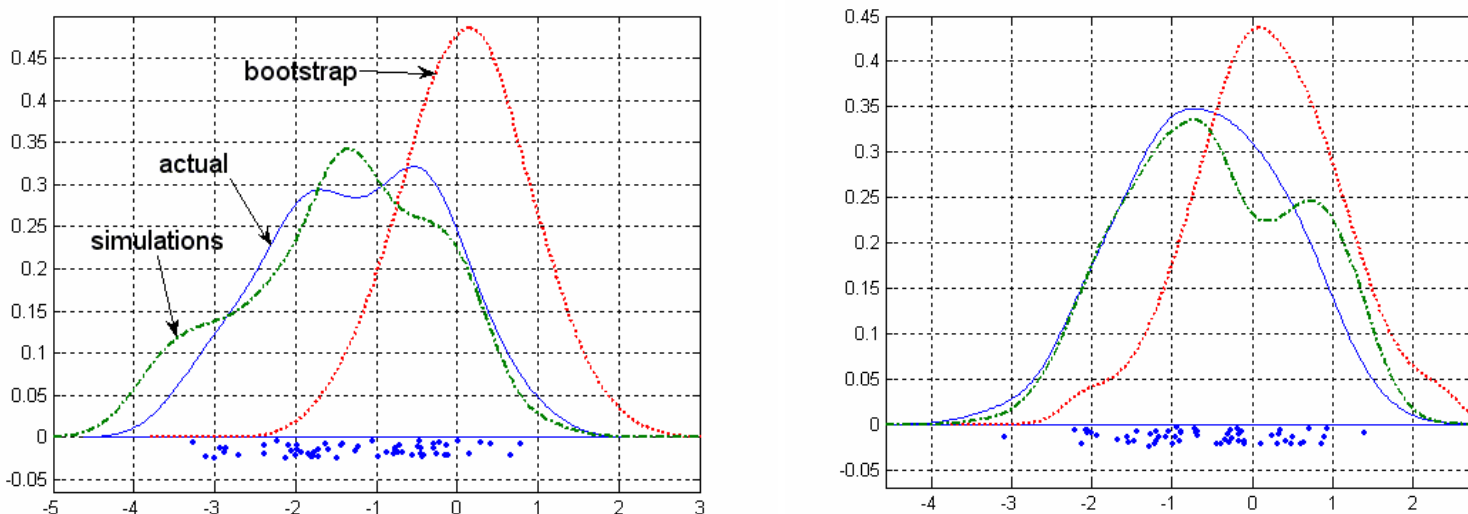


График 5. На графиках отображены непараметрические оценки плотности для t-статистики гаммы кросс-секции фондов: реальная (сплошная синяя линия), бутстрап (красная линия из точек) и симуляционная (зеленая штрих пунктирная линия). Левый график соответствует спецификации модели с константой в регрессии, а правый – спецификации только с бетой и гаммой. Использовалась однофакторная модель (1) с таймингом по Merton и Henriksson, сглаживание с помощью нормального ядра. Точки в нижней части графика обозначают t-статистики гаммы отдельных фондов

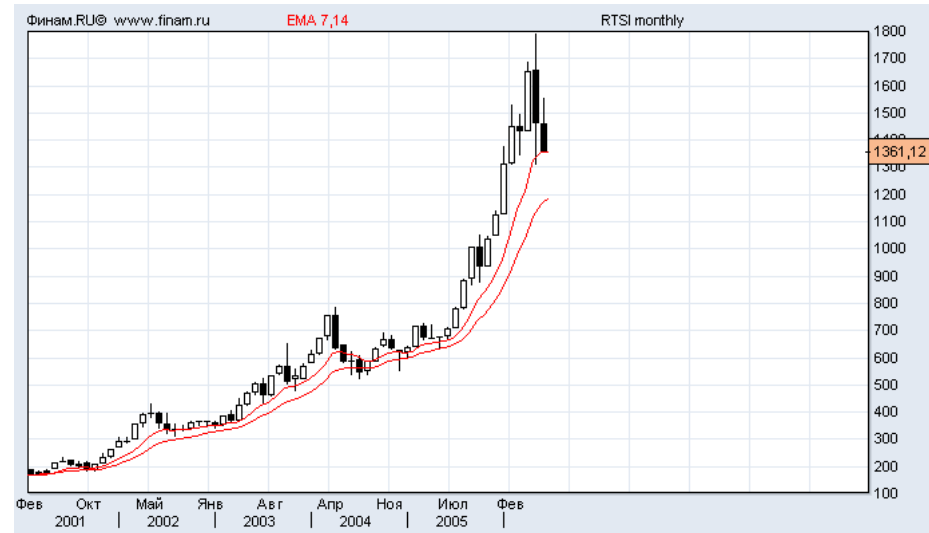


График 6. На этом графике изображена помесечная динамика индекса РТС (основной российский индекс акций) за период с 2001 по 2006 годы.

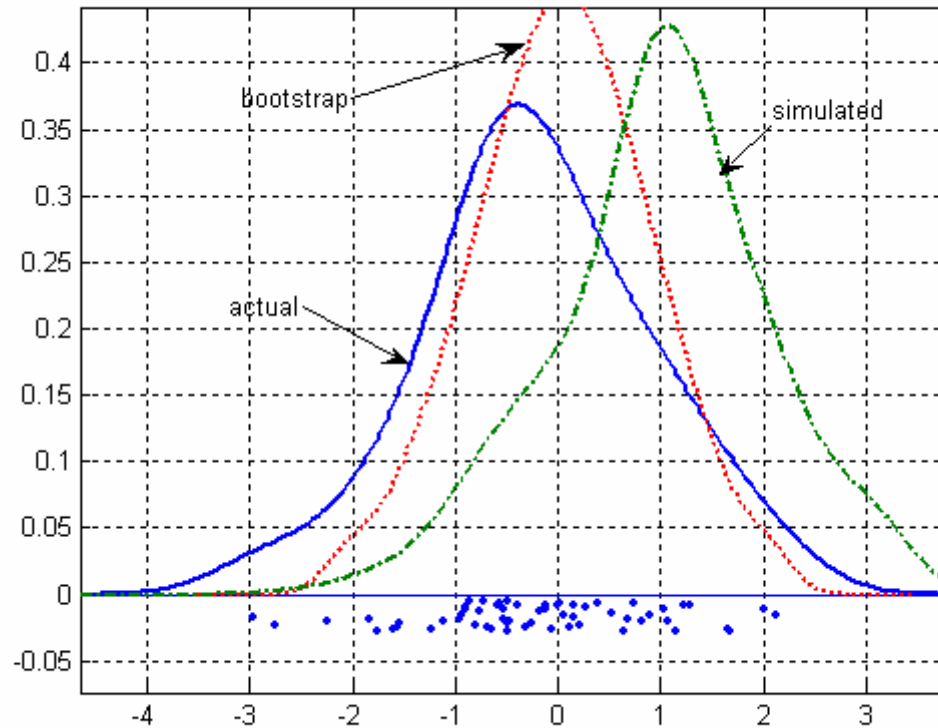


График 7. На этом графике отображена непараметрическая оценка для плотности кросс-секционного распределения t-статистик альфа фондов: реальное распределение (жирная синяя линия), бутстрап (точечная красная линия) и симуляционное (штрих-пунктирная зеленая линия). Все это проделано для однофакторной модели с добавленным лагом (3). Сглаживание с помощью нормального ядра. Точки в нижней части графика обозначают t-статистики отдельных фондов.