

ДИНАМИЧЕСКАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ПОРТФЕЛЯ ИНВЕСТИЦИЙ НА БАЗЕ СТОХАСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ РОССИЙСКОГО ФОНДОВОГО РЫНКА

Г.А. Баутин,

*студент магистратуры факультета Бизнес-информатики и Прикладной математики
Нижегородского филиала Государственного университета – Высшей школы экономики*

В.А. Калягин,

*д.ф.-м.н., профессор кафедры Прикладной математики и информатики факультета
бизнес-информатики и прикладной математики Нижегородского филиала
Государственного университета – Высшей школы экономики*

Рассмотрена многопериодная стохастическая модель оптимизации портфеля инвестиций в условиях российского фондового рынка. Предполагается: рынок имеет некоторый набор состояний, переходы между которыми осуществляются согласно Марковской цепи. Обсуждена эффективная кластеризация состояний с целью улучшения характеристик оптимального портфеля.

Введение

Оптимизация портфеля инвестиций предполагает распределение средств между активами с различными характеристиками доходности, риска, ликвидности и т.п. Основная проблема в том, что высокая доходность влечёт высокий риск, а инвестор действует в условиях неопределённости. Перед инвестором стоит задача отыскания оптимальной стратегии, базирующейся на его предпочтениях о соотношении доходности и риска. В общем случае эта задача не поддаётся строгому математическому описанию, поэтому используются различные модели, упрощающие реальное положение вещей и позволяющие сформулировать набор конкретных рекомендаций. Обзор моделей, основанных на модели Марковица, можно найти, например, в [2]. Более подробное обсуждение многопериодной задачи представлено в [3].

В данной работе рассматривается модель многопериодной (динамической) оптимизации портфеля инвестиций. При этом, предполагается, что рынок

имеет несколько состояний, которые меняются согласно однородной Марковской цепи. От состояния рынка зависит совместное распределение доходностей – их математические ожидания, ковариации. Считается, что состояния рынка зависят от внешних факторов: макроэкономических процессов, политической ситуации, общественного настроения. Как показано в [1], подход к моделированию состояний рынка с помощью Марковских цепей, даёт удовлетворительные результаты. В настоящей работе мы адаптируем эту модель к условиям Российского рынка и исследуем подробно основной вопрос об адекватном выборе состояний. Для моделирования состояний используется блок вычислительных алгоритмов, разработанных и реализованных первым автором в системе Matlab.

Многопериодная модель

Исходная модель для наших исследований описана в статье [1]. В рамках данной модели рассматривается рынок, состоящий из одного безрискового актива, доходность которого известна заранее,

и нескольких активов, доходности которых имеют случайную природу. В каждый момент времени рынок может находиться в одном из состояний, принадлежащих множеству состояний E . Пусть состояние рынка в момент времени n (или в период n) – это Y_n . Тогда предполагается, что $Y = \{Y_n; n = 1, 2, \dots\}$ – это однородная Марковская цепь с пространством состояний E и некоторой матрицей перехода Q . Доходность безрискового актива заранее известна для каждого из состояний рынка и равна $r_f(i)$, где i – это состояние рынка. Доходности рискованных активов $R(i) = (R_1(i), R_2(i), \dots, R_m(i))$ являются случайными величинами.

Необходимо найти оптимальную стратегию инвестирования для некоторого инвестиционного горизонта T . Возникают задачи оптимизации – минимизация риска при фиксированной доходности, или же максимизация доходности при фиксированном риске. В [1] описано решение этих задач методом динамического программирования с помощью промежуточной задачи, сама идея использования которой взята из [3]. В настоящей работе мы рассматриваем вопрос об адаптации данной модели к российскому фондовому рынку.

Основные предположения, на которых основывается исходная модель, таковы:

- ✦ на рынке существует безрисковый актив; по безрисковой ставке можно без ограничений одалживать и занимать;
- ✦ разрешены короткие продажи по всем активам и во всех периодах;
- ✦ в рамках горизонта планирования невозможно пополнение или уменьшение капитала извне;
- ✦ транзакционные издержки пренебрежимо малы.

Предположение о существовании безрискового актива вызывает определённые сомнения, особенно для российского рынка. Дело в том, что этот актив должен в действительности существовать, поскольку предполагаются вложения в него. В отличие от США, где традиционно безрисковыми считаются государственные облигации, на российском рынке бумаг, отвечающих предъявляемым требованиям, практически нет.

Требования к безрисковому активу таковы:

- (а) его доходность должна быть прогнозируемой, в идеале должна иметь нулевое отклонение;
- (б) актив должен быть абсолютно ликвидным, то есть в любой момент его можно купить или продать в любом объёме;
- (с) актив должен быть бесконечно делимым.

Предположение о возможности коротких продаж

В реальности услуги по предоставлению возможности коротких продаж практикуют многие брокерские фирмы. В случае короткой продажи речь идёт о продаже по поручению инвестора ценных бумаг, принадлежащих в момент продажи не данному инвестору, а другому. Инвестор, осуществляющий короткую продажу, обязан вернуть долг по завершении всей операции не деньгами, а акциями. Поскольку короткая продажа связана с заимствованием акций, то существует риск того, что инвестор не вернёт их (например, разорится, и не будет иметь средств выкупить акции). Если это произойдёт, возвращать акции вынуждена будет брокерская фирма. Чтобы обезопасить себя частично от подобных потерь, брокерские фирмы устанавливают определённые требования, например, чтобы на специальном счёте всегда была сумма, необходимая для покрытия издержек в данный момент. Если такой суммы на счёту инвестора не обнаруживается, брокер требует в неотложном порядке это исправить. При определённых условиях брокер может даже ограничить операции инвестора, если риск невозврата становится слишком велик. Естественно, поскольку при короткой продаже у инвестора должна на счёту находиться определённая сумма, лежащая «мертвым грузом», он несёт дополнительные издержки. Кроме того, за осуществление коротких продаж предусмотрена определённая комиссия.

Предположение о том, что капитал не меняется извне, представляется вполне правдоподобным. Более того, его можно легко обойти, лишь незначительно усложнив модель. Однако, всё же стоит отметить, что в некоторых случаях инвестор может решить уменьшить величину капитала, инвестированного в рассматриваемые активы, если дела идут не очень хорошо, или же наоборот, увеличить его в противном случае. В модели полагается, что весь капитал, который не инвестирован в какой-либо из рискованных активов, полностью вложен в безрисковый актив. Таким образом, капитал, вложенный в рискованные активы меняется динамически в зависимости от текущего положения дел.

Исходная модель не рассматривает транзакционных издержек. Но, как показывает практика, такие издержки достаточно сильно влияют на конечную доходность вложений, хотя они и составляют десятки доли процента.

К слабым местам модели можно отнести достаточно высокую чувствительность результирующих выражений для оптимальной стратегии и эффективного фронта к точности вычислений. Так, наш

количественный анализ показывает, что изменение значения одной из промежуточных переменных на 1% может, при определённых условиях, привести к значительному сдвигу эффективного фронта. На данном этапе обойти эту особенность модели не представляется возможным, поэтому можно лишь сформулировать рекомендацию больше внимания уделять точности численного моделирования.

Еще один недостаток данной модели (свойственный большому классу многопериодных моделей) — это то, что «избыточная» (т.е., незапланированная) доходность автоматически устраняется в следующих периодах. Если в некоторый момент фактическая доходность превышает запланированную, в следующих итерациях модель работает, чтобы эту избыточную доходность устранить. С математической точки зрения, модель работает правильно, но на практике в такой ситуации лучше увеличить планируемую доходность. Можно даже обновить параметры модели, используя свежие данные и «перезапустить» её, поскольку в этом случае задача модели может считаться выполненной.

В этой статье исследован практически неосвоенный аспект данной модели — вопрос об определении состояний рынка. От того, каким образом мы определяем состояния, достаточно сильно зависит эффективность применения модели. Метод определения состояния должен отвечать следующим требованиям:

- ✧ критерий должен базироваться на исторических данных, т.е. мы должны уметь определять состояние рынка на данный момент: инвестор не может заглянуть в будущее и точно узнать, что произойдёт в дальнейшем;
- ✧ в данной модели используется Марковская цепь, поэтому желательно, чтобы при определении состояния рынка использовались данные ровно за один период. Использование данных за несколько периодов исказит логику модели;
- ✧ желательно, чтобы доходности активов в разных состояниях значимо различались.

Определение состояний Российского фондового рынка

Мы предлагаем различные методы определения состояний Российского фондового рынка и способы измерения эффективности этих методов. Для тестирования модели используются данные российского фондового рынка, а именно, данные по следующим компаниям: РАО ЕЭС России, Норильский Никель, Лукойл, Сбербанк, Сургутнефтегаз и Татнефть. Рассматриваются недельные

данные по ценам этих компаний во временном интервале 03.12.2001 — 30.04.2007 (284 наблюдения). Выбраны именно недельные данные, потому что, с одной стороны, недельные доходности обладают меньшей волатильностью по сравнению с дневными, а с другой стороны, — получается крупная выборка, достаточная для статистических исследований.

Начнем с выбора безрискового актива на российском фондовом рынке. Приведём небольшой обзор бумаг, которые принято (в теории) использовать в качестве безрисковых. Это государственные облигации и облигации крупных и надежных компаний. В качестве меры безрисковой ставки можно принимать ставку процента по срочным вкладам в надежных банках. Для нас подходят далеко не все эти инструменты. Безрисковый актив в данной модели должен быть ликвидным. Поскольку вклады в банках являются срочными (минимум — год), для нас они не подходят, так как предполагается, что вложение в безрисковый актив можно в любой момент перераспределить в пользу других активов. Для нас не подходят любые облигации, предполагающие выплату купонов, поскольку доходность таких инструментов сильно неравномерна и связана с определёнными датами. Практически все облигации крупных компаний (Газпром, Роснефть) — купонные. Рассмотрим российские государственные облигации. Существуют следующие их виды: ГДО (государственный заём РСФСР, не котируются на торговых площадках), ОГСЗ (облигации сберегательного займа), ГКО (государственные краткосрочные бескупонные облигации), ОБР (облигации ЦБ), ОВВЗ (облигации внутреннего валютного займа) и еврооблигации. Среди всех перечисленных видов нас интересуют бескупонные рублёвые облигации. Несмотря на то, что самыми надёжными являются еврооблигации (по ним не объявлялся дефолт даже в 1998 г., у них максимальный из всех перечисленных бумаг рейтинг надёжности в международных агентствах, обязательства по ним выплачиваются в первую очередь), нас интересуют именно облигации в национальной валюте. Кроме того, покупка еврооблигаций сильно ограничена, инвесторы должны удовлетворять весьма серьёзным требованиям. В итоге остаются два вида облигаций — ГКО и ОБР. Из них выбор делается в пользу второго; он лучше отвечает требованиям о низкой волатильности. Однако, и здесь мы не можем обойтись без некоторых предположений и допущений: сделки по этому виду облигаций проводятся достаточно редко, поэтому не всегда можно адекватно определить рыночную цену. В периоды без сделок рыночная цена определяется посредством прямой, проведённой

через две ближайшие определённые точки (считается, что в периоды без сделок цена растёт линейно).

В исходной модели предлагается следующий способ определения состояний рынка. Состояние рынка в данном периоде зависит от числа ценных бумаг, цены которых выросли в предыдущем периоде. Таким образом, если все активы упали, считается, что рынок находится в состоянии 1, если ровно один актив вырос в цене – рынок находится в состоянии 2 и т.д. Такая метрика для рынка имеет право на существование, тем более, по приводимым в статье [1] данным, она отражает доходности в будущем периоде. Назовём предложенный метод определения (или кластеризации) состояний базовым.

Построим следующую таблицу для российских компаний – для каждого состояния, определенного по базовому методу выпишем ожидаемые доходности активов:

i	$r_i(i)$	$R_1(i)$	$R_2(i)$	$R_3(i)$	$R_4(i)$	$R_5(i)$	$R_6(i)$
1	1.0012	0.9996	1.0017	1.0010	1.0094	0.9981	0.9963
2	1.0011	0.9972	1.0029	0.9982	1.0000	0.9916	1.0058
3	1.0010	1.0056	1.0169	1.0089	1.0186	1.0089	0.9997
4	1.0010	1.0165	1.0421	1.0156	1.0102	1.0066	1.0099
5	1.0013	1.0163	1.0253	1.0105	1.0242	1.0177	1.0153
6	1.0013	1.0236	1.0148	1.0167	1.0300	1.0155	1.0198
7	1.0009	1.0016	0.9875	1.0006	1.0085	1.0007	1.0083

Из таблицы видно, что зависимость доходностей активов от состояния рынка не очень явная. Можно проанализировать значимость различия между доходностями активов в выделенных состояниях. Для этого выдвинем гипотезу о равенстве математических ожиданий доходностей и проверим её с помощью критерия Крамера-Уэлча. В данном случае он наиболее подходящий, поскольку не требует равенства дисперсий и достаточно точно работает при небольших объёмах выборок (см. [4]). Для каждой двух состояний выдвигается гипотеза H_0 о равенстве их математических ожиданий, противоположная гипотеза H_1 . Результаты проведённого теста показывают, что гипотеза о равенстве математических ожиданий отклоняется только в нескольких случаях (примерно в 7,94% случаев), т.е. в большинстве случаев, используя базовый метод кластеризации состояний, мы не получаем хорошего, статистически значимого разбиения.

Для определения наиболее эффективного метода кластеризации состояний, рассмотрим сначала

оптимизацию портфеля из трех активов: РАО ЕЭС России, Норильский Никель и Лукойл. В дальнейшем будет проведено сравнение наиболее успешного метода с базовым при оптимизации портфеля с большим числом активов. Для численной проверки используется следующий метод. Сначала по исходным ценам акций вычисляются доходности для каждого периода. Далее проводится кластеризация состояний по одному из методов (в данном случае – по базовому). После этого вычисляются оценки параметров модели: математических ожиданий, матриц ковариаций, матрицы переходов, т.е. рынок анализируется с учётом выделенных состояний. Далее проверяется работа модели на данных, следующих непосредственно за исходными. Хорошей визуальной оценкой работоспособности модели может служить график доходности портфеля за весь горизонт планирования, вычисленный для каждого периода некоторого временного интервала. По такому графику можно визуально оценить, насколько качественно работает модель в разных условиях, сопоставить планируемую доходность μ и реальную; посмотреть, как фактическое отклонение реальной доходности соотносится с планируемым риском σ (который, в свою очередь, определяется из эффективного фронта).

Кроме визуальных наблюдений, для оценки качества работы модели полезно использовать оценку стандартного отклонения доходности за весь инвестиционный период (по фактическим данным), среднюю доходность, разброс доходности. Будем использовать следующие обозначения:

μ – ожидаемая доходность;

σ – ожидаемое стандартное отклонение;

μ_r – оценка реальной средней доходности;

σ_r – оценка реального стандартного отклонения;

Δr – величина разброса реальной доходности.

Если провести эксперимент с базовым разбиением, получим следующую таблицу:

T	μ	σ	μ_r	σ_r	D_r
4	1.06	0.0516	1.0531	0.0447	0.1671
8	1.12	0.0719	1.1240	0.0674	0.3120
12	1.19	0.1039	1.2217	0.0387	0.1707
24	1.26	0.1059	1.2907	0.0360	0.2037

Это данные для инвестиционного горизонта $T = 4, 8, 12$ и 16 периодов. Планируемые доходности выбирались соответственно на уровне 1.06, 1.12, 1.19 и 1.26.

В дальнейшем будем сравнивать результаты для различных наблюдений именно по этим характеристикам. Наиболее интересная для нас характеристика – оценка стандартного отклонения реальной доходности, поскольку именно она в конечном счёте определяет качество работы модели. Поэтому, в первую очередь будем сравнивать по ней. Однако и оценка математического ожидания доходности должна быть близка к прогнозируемой.

Рассмотрим ещё несколько достаточно очевидных методов разбиения, когда состояния рынка определяются не по количеству активов с доходностью больше единицы, а по средней доходности всех активов. В простейшем случае можно выделить два состояния – когда средняя доходность оказалась больше или меньше единицы. Более сложные случаи – выделение трёх или пяти состояний. Назовем такой тип разбиения «разбиением по средним». В следующей таблице представлены оценки стандартных отклонений для различного количества выделяемых таким образом состояний N_{st} и различных горизонтов планирования. Ожидаемые доходности взяты на том же уровне, что и для предыдущих экспериментов. Такой очевидный способ кластеризации даёт более хорошие результаты, чем базовый (разбиение на пять состояний даёт превосходство во всех рассматриваемых горизонтах планирования):

T/N_{st}	2	3	5
4	0.0682	0.0502	0.0330
8	0.0471	0.0320	0.0290
12	0.0569	0.0398	0.0283
16	0.0526	0.0389	0.0135

Теперь попробуем более сложный способ, применимый к векторам доходностей кластерный анализ методом k средних. Состояние в каждом периоде будет определяться по предыдущим доходностям. Как и для других экспериментов, приводятся оценки стандартного отклонения доходности. Приведены данные для разных горизонтов планирования и разных количеств выделяемых кластеров N_{cl} . Выделение большего числа кластеров в данном случае нецелесообразно, так как может оказаться, что в некотором кластере будет недостаточно элементов для хороших статистических оценок. Результат таков:

T/N_{cl}	2	3	4	5
4	0.0743	0.0580	0.0652	0.0596
8	0.0508	0.0620	0.0563	0.0533
12	0.0662	0.0940	0.0408	0.0160
16	0.0588	0.0745	0.0240	0.0098

В случае с кластерным анализом методом k средних разбиение необходимо производить несколько раз и выбирать наиболее эффективное, поскольку исходные центры кластеров выбираются произвольным образом, а это влияет на конечный результат. Разбиение на пять кластеров сработало эффективнее для более длинных горизонтов инвестирования, чем метод разбиения по средним. После выделения кластеров для реального применения модели необходимо на каждом этапе относить текущий вектор доходностей к одному из кластеров. Это делается с помощью дискриминантного анализа, в данном случае – просто определением ближайшего к данному вектору центра кластера.

Рассмотрим следующий класс методов определения состояний. До сих пор все рассматриваемые методы основывались только на данных предыдущего периода. Таким же образом можно на некоторых исторических данных выделить классы состояний, основываясь на доходностях в текущем периоде. После выделения групп необходимо определить правило, согласно которому в дальнейшем, когда данные о доходностях в текущем периоде будут недоступны, можно будет отнести данное состояние рынка к одной из групп.

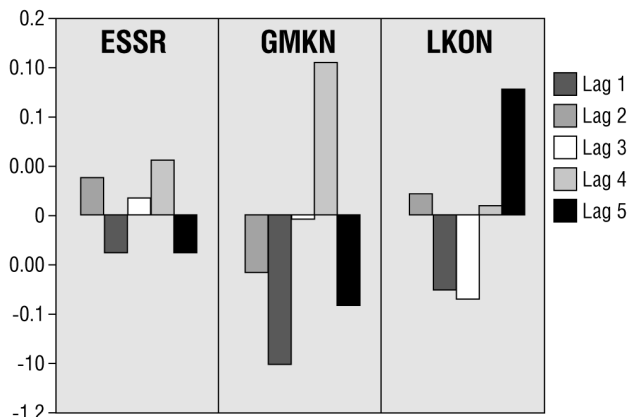
Предлагается следующая процедура: после выделения групп определить их центры в терминах доходностей предыдущего периода; далее можно применить ту же самую процедуру отнесения к одному из кластеров посредством определения ближайшего центра. Проверим, как эти методы фактически работают. Предлагается следующее усовершенствование базового метода: сначала определяем состояния по тому же правилу, как и в исходном методе, но используя доходности текущего периода, а не следующего. Далее находим центры образованных групп как средние вектора доходностей предыдущих периодов и работаем дальше уже с известными доходностями.

Аналогичным образом можно применить рассмотренный кластерный анализ, а также разбиение по средним. Например, в следующей таблице представлены данные для усовершенствованного разбиения по средним. Можно сказать, что этот метод в среднем стал работать несколько лучше:

T/N_{st}	2	3	5
4	0.0696	0.0715	0.0349
8	0.0413	0.0591	0.0287
12	0.0496	0.0382	0.0215
16	0.0479	0.0424	0.0125

Улучшаются результаты работы и метода, основанного на кластерном анализе. Но такой подход

хорош не для всех методов. Например, такое улучшение не годится для базового метода — его показатели ухудшаются. Чтобы понять, в чем дело, можно обратиться к автокорреляциям активов:



Обратим внимание на второй и четвертый лаги: здесь функция имеет одинаковый знак для всех активов и достигает наибольшие по модулю значения. То есть доходность текущего периода определяется в большей степени доходностью не предыдущего, а более раннего периода. Мы обращаем внимание на лаги, в которых функции имеют один знак для всех активов, чтобы это свойство сохранялось для всего рынка (он пока состоит из трех активов). Попробуем аналогичным образом построить разбиение, исходя из базового критерия, считая, что состояние рынка определяется отношением к определенному кластеру соответственно доходностей периода с лагом 2 или 4. Результаты снова запишем в таблицу:

$T \backslash Lag$	0	1	2	4
4	0.0447	0.0671	0.0523	0.0293
8	0.0674	0.0786	0.0153	0.0318
12	0.0387	0.0592	0.0069	0.0258
16	0.0360	0.0592	0.0034	0.0110

Из таблицы видно: лучше всего с данной задачей справляется базовый метод с лагом 2. Улучшенный базовый метод даёт более подходящее разбиение; при его использовании повышается прогнозируемость работы модели, а фактическое значение доходности меньше отклоняется от теоретического.

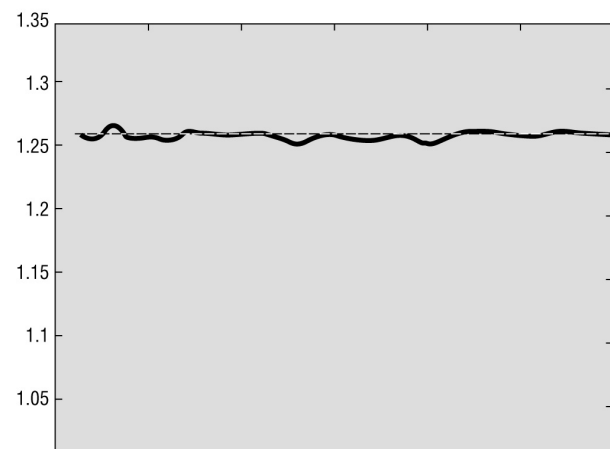
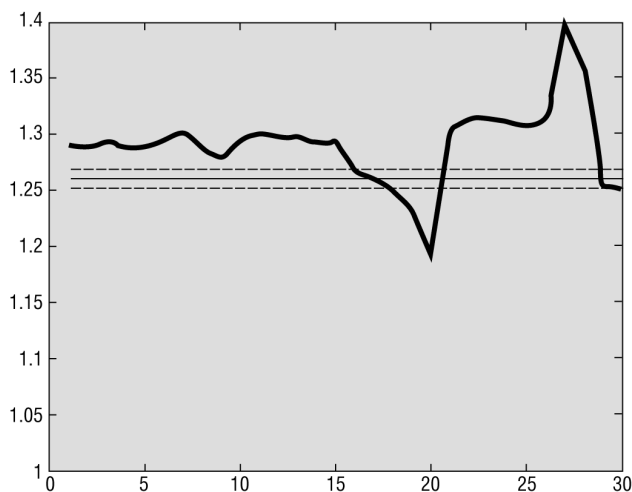
Проведём сравнение работы базового метода и его предложенной нами модификации при оптимизации портфеля из всех шести активов. Из трёх добавленных активов только у одного автокорреляционная функция для второго лага совпадает по знаку с первыми тремя активами. То есть оснований для использования именно этого метода становится

меньше. Исследуем, насколько статистически значимо разбиение с использованием улучшенного метода. Оказывается, что гипотеза о равенстве математических ожиданий отклоняется в 64,29% случаев, т.е. данное разбиение более качественное. Запишем в таблицу фактические показатели методов:

T	σ_1	σ_2	D_1	D_2
4	0.0317	0.0296	0.1028	0.1328
8	0.0202	0.0065	0.0839	0.0325
12	0.0205	0.0018	0.1198	0.0099
24	0.0038	0.0020	0.0187	0.0100

Здесь 1 — базовый метод, 2 — улучшенный метод. Еще раз оговоримся, что наш улучшенный метод не был оптимизирован для шести активов, но по представленным данным видно, что он работает гораздо лучше, снижая стандартное отклонение и разброс.

Для визуальной оценки можно использовать уже описанный график фактической доходности. Построим такие графики для исходного метода и для улучшенного (при $T = 24$):



На графиках дополнительно показана линия планируемой доходности, а также теоретические стандартные отклонения (пунктир). Из графиков хорошо видно, что исходный метод (сверху) имеет гораздо более сильные отклонения от планируемой доходности, чем улучшенный метод (снизу).

Заключение

Рассмотренная нами модель адекватно описывает российский рынок и может применяться на практике. Её применение можно чётко разделить на этапы, которые не обязательно должны выполняться последовательно, так как могут влиять друг на друга. По каждому этапу можно дать следующие рекомендации.

1. При выборе активов нужно иметь достаточное количество данных по активам для анализа. Доходности активы могут влиять друг на друга, но не слишком сильно. Лучше выбрать активы из различных отраслей. Разумно посмотреть на автокорреляции доходностей активов. Если все выбранные активы имеют высокую автокорреляцию по одному из лагов, в дальнейшем это свойство может быть использовано при построении состояний рынка.

2. Длину инвестиционного периода лучше выбирать не меньше недели; более длинный период снижает транзакционные издержки из-за слишком

частого изменения портфеля. Кроме того, на более длинных периодах лучше проявляются тенденции рынка. Но не следует выбирать и слишком длинный период, чтобы иметь возможность контролировать свои вложения.

3. Анализ и практические рекомендации относительно метода кластеризации состояний рынка представлены в предыдущем разделе.

4. Протестировав модель, можно оценить ее практическую работоспособность; в случае необходимости – вернуться к предыдущим этапам, чтобы что-либо пересмотреть.

5. Оценив работу модели, построив эффективный фронт и сравнив её показатели с показателями других инструментов, можно решить, стоит ли использовать модель для получения оптимальной стратегии. В случае положительного решения необходимо выбрать планируемый уровень доходности.

6. Используя модель, нужно помнить, что при превышении планируемой доходности модель начинает работать в обратную сторону. При возникновении такой ситуации можно увеличить планируемую доходность. Кроме того, всегда можно снова провести оценку параметров модели, используя свежие данные (например, если глобальные тенденции рынка явно изменились). ■

Литература

- [1] Çakmak U., Özekici S. Portfolio Optimization in Stochastic Markets. *Mathematical Methods in Operation Research*. 2006, 63: 151–168.
 [2] Steinbach M. C. Markowitz revisited: mean-variance models in financial portfolio analysis. *Soc Ind Appl Math Rev*. 2001, 43: 31–85.
 [3] Li D., Ng W.L. Optimal dynamic portfolio selection: Multiperiod mean-variance formulation. *Math Finance*. 2000, 10: 387–406.
 [4] Орлов А.И. О проверке однородности двух независимых выборок. *Заводская лаборатория*. 2003, т.69, 1: 55–60.



ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ – ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ

представляет свои периодические издания

ВОПРОСЫ ОБРАЗОВАНИЯ
ЕЖЕКВАРТАЛЬНЫЙ НАУЧНО-ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЙ
ЖУРНАЛ

Издается с 2004 г.

Главный редактор –
 Ярослав Иванович Кузьминов

Издание освещает теоретические и прикладные проблемы российского образования. Содержит статьи ведущих российских и зарубежных ученых и экспертов. В каждом номере – дискуссии, рецензии, обзоры публикаций и законодательства в области образования.

Каталог Агентства «Роспечать» – индекс 82950 Объединенный каталог «Пресса России» – индекс 15163

Координаты редакции:
 101990 Москва, ул. Мясницкая, 20, офис 308
 E-mail: edu.journal@hse.ru
 Тел: (495) 628-5102, 621-8523