

ФОРМИРОВАНИЕ ФОНДОВОГО ПОРТФЕЛЯ МЕТОДОМ ИНВЕСТИЦИОННОГО РЕЙТИНГА

С. Н. Диго

Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова,
Москва, Россия

А. М. Соколова

Открытое акционерное общество «Российские железные дороги»,
Москва, Россия

За пять последних лет капитализация акционерных обществ России выросла почти в 2 раза, а главный показатель развития фондового рынка индекс ММВБ – более чем в 1,5 раза. Несмотря на подобные благоприятные условия для развития портфельного инвестирования, ПИФы, объектом инвестиций которых служат акции, показывают низкую эффективность. За 2015 год прирост доходности инвестиционных фондов в среднем показал 30,82%, в то время как индекс ММВБ вырос на 28,72%. Если учесть, что комиссии при покупке и погашении пая достигают 3,5%, а при покупке биржевого инвестиционного фонда – 1%, то доходность вкладчика, доверившего свои средства в активное управление инвестиционной компанией или просто инвестировавшего в индекс, будет равной. Поэтому рынок ценных бумаг нуждается в поиске эффективных методов и алгоритмов создания фондового портфеля, так как ожидания инвестора в получении доходности оправдываются только при грамотном выборе инвестиционных объектов. В статье предложен новый экспресс-метод отбора акций в портфель, названный методом инвестиционного рейтинга. Данный метод основан на построении логистической регрессии. Он позволяет при помощи запрограммированного алгоритма провести анализ стоимости акций всех эмитентов, учитывая не только основные характеристики акций (риск и доходность), но и влияние иных переменных, связанных как с финансово-хозяйственной деятельностью эмитента, так и с его рыночными показателями. Авторами описан экономико-математический аспект процесса присвоения инвестиционного балла и проведена апробация метода инвестиционного рейтинга на российском рынке ценных бумаг.

Ключевые слова: фундаментальный анализ, справедливая стоимость акции, логистическая регрессия, инвестиционный рейтинг, оптимизация структуры фондового портфеля.

SHAPING THE STOCK PORTFOLIO BY THE INVESTMENT RATING METHOD

Svyatoslav N. Digo

Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

Aleksandra M. Sokolova

Open joint stock company 'Russian Railways', Moscow, Russia

For the last five years capitalization of joint stock companies in Russia nearly doubled while the major indicator of stock market development, i. e. MISEX index – increased more than in 1,5 times. In spite of such favourable conditions for the development of portfolio investment mutual investment funds, whose investment is mainly shares demonstrate low effectiveness. In 2015 the growth in investment funds profitability showed 30,82% (in average), while MISEX index grew by 28,72%. If we take into account that commission rates with purchase and redemption reach 3,5%, while with purchase of exchange investment fund – 1%, then investor profitability, who entrusted his/her money to investment company or just invested it in index will be equal. Thus securities market needs more effective methods and algorithms of shaping the stock portfolio, as investor's expectations of getting profits could be met only in case of professional choice of investment projects. The article puts forward a new express method of selecting shares to the portfolio called the method of investment rating. This method is based on developing logistic regression. It provides an opportunity to analyze share price of all issuers with the help of the programmed algorithm taking into account not only principle shares' characteristics (risk and profitability) but the impact of other variables connected with finance and business work of the issuer and his market figures. The

authors described economic and mathematic aspect of the process of giving an investment grade and tested the method of investment rating on the Russian securities market.

Keywords: fundamental analysis, just share price, logistic regression, investment rating, optimization of the stock portfolio structure.

Для решения проблемы включения акции в фондовый портфель предлагается алгоритм, который далее будем называть методом инвестиционного рейтинга. Идея данного метода базируется на практике составления банковских таблиц кредитного рейтинга и основывается на построении логистической регрессии с выведением инвестиционного балла для акции. Соответственно, бумаги с наибольшим баллом будут выбраны для инвестирования.

Составление инвестиционного рейтинга ценных бумаг производится в несколько этапов. На первом этапе происходит сбор данных для построения логистической регрессии. Для этого необходимо воспользоваться базами данных информационно-аналитических порталов, сайтами, которые систематизируют таблицы с одинаковыми финансово-экономическими показателями по всем эмитентам.

На втором этапе вводятся понятия «плохих» и «хороших» акций. Биржевые аналитики порой не сходятся во мнении по поводу рекомендаций о покупке и продаже определенного актива, и считать экспертное мнение одного брокера более весомым по отношению к другому не следует. В качестве критерия инвестиционной привлекательности акции используется коэффициент Шарпа, который учитывает две важнейшие характеристики ценной бумаги – риск и доходность:

$$K_{\text{Шарпа}} = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p},$$

где r_p – средняя доходность бумаги (портфеля) за рассматриваемый период;

r_f – средняя ставка без риска за данный период;

σ_p – стандартное отклонение доходности акции (портфеля).

Данный коэффициент выбран как мера эффективности управляющего активами и показывает оценку эффекта владения ценной бумагой. Принято считать, что если доходность ценной бумаги превысила доходность по безрисковому активу, то действия управляющего расцениваются как удовлетворительные и чем выше коэффициент, тем более привлекательна акция для инвестирования.

На российском фондовом рынке остро стоит вопрос о ликвидности, и высоколиквидных бумаг за день можно наблюдать не более 20 штук¹. По этой причине необходимым условием для идентификации «хороших» акций принимается наличие торгов по данной ценной бумаге на протяжении каждого месяца в течение 5 последних лет. Исходя из вышесказанного необходимо ввести ряд ограничений для определения качества акций [3]. Если коэффициент Шарпа больше 0 и за последние 5 лет ценная бумага ликвидна (хоть один раз за месяц торговалась на бирже), то объясняемая переменная будет отнесена к категории «хорошей» ценной бумаги. Если оба условия или одно из них не выполняются, то акция будет отнесена к «плохой» ценной бумаге. Важно заметить, что конкретные условия для определения качества ценной бумаги каждый инвестор может менять исходя из своих собственных предпочтений.

Третьим этапом в адаптированной методике является отбор значимых переменных (из тех, которые были собраны на первом этапе) для определения «хороших» и «плохих» акций. Для построения модели следует отобрать те независимые переменные, которые будут наибольшим образом влиять на решение о включении ценной бумаги в портфель. Также важно, чтобы

¹ URL: http://data.investfunds.ru/stocks_docs/Liquidity.pdf (дата обращения: 04.05.2017).

они не были коррелированы друг с другом, иначе ничего нового они в модель не принесут и усложнят ее.

На данном этапе для редукции выборок с огромным количеством переменных следует воспользоваться факторным анализом. На рынке существуют уже готовые продукты, способные ускорить принятие инвестиционного решения на этом и последующих этапах, поэтому далее рекомендуется воспользоваться программным пакетом Statistica 12 для статистического анализа¹. Встроенная функция «Отбор признаков» (Feature Selection) модуля «Таблицы рейтинга» (Scorecard) при помощи метода главных компонент временно объединяет несколько переменных в один фактор для удобства исключения из моделей переменных с высокой корреляцией.

Основная идея данного метода выглядит следующим образом. По оси абсцисс откладываются значения коррелированных переменных для каждого наблюдения, по оси ординат – зависимые переменные, соответствующие данным предикторам. Коррелированные переменные образуют диаграмму рассеяния, после чего полученная в результате линия регрессии представляется как графическое изображение этой зависимости². Идентифицированный фактор, выявленный линией регрессии на диаграмме, будет включать в себя наиболее важные черты переменных и представляет собой линейную комбинацию нескольких оригинальных переменных.

Наиболее значимые переменные, как правило, сильно коррелируемы со своими факторами. Число переменных в логистической регрессии определяется исходя из общего количества выявленных факторов. Коэффициент корреляции между фактором и независимой переменной называется факторной нагрузкой. Если определено много факторов, то одной переменной, ассоциированной со своим фактором, бу-

дет достаточно. Следовательно, при отборе важных факторов происходит сокращение независимых переменных.

Число факторов, а следовательно, и переменных в будущей модели также может быть велико, что делает ее неоправданно перегруженной, поэтому следует обращать внимание на график каменной осыпи (рис. 1), построенный на основе результатов анализа главных компонент (табл. 1).

Таблица 1
Результаты факторного анализа

Фактор	Собственное значение	Процент общей дисперсии	Кумулятивное собственное значение	Кумулятивный процент
1	2,27	25,26	2,27	25,26
2	1,06	11,74	3,33	37,00
3	1,02	11,37	4,35	48,37
4	1,01	11,24	5,36	59,61
5	0,96	10,66	6,32	70,27
6	0,96	10,63	7,28	80,9
7	0,81	8,96	8,09	89,85
8	0,67	7,42	8,75	97,27
9	0,25	2,73	9	100

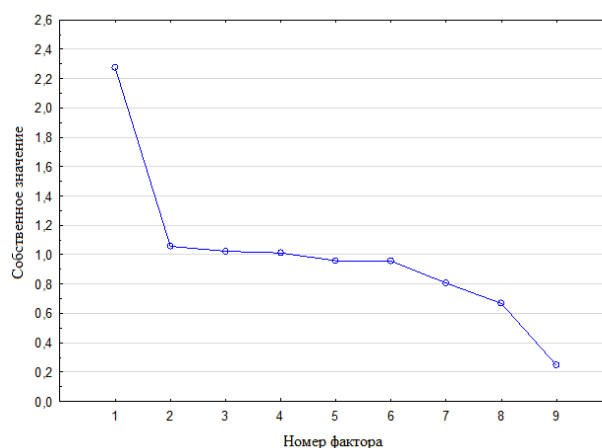


Рис. 1. График собственных значений (каменной осыпи)

По оси ординат графика откладываются собственные значения факторов (Eigenvalue) в порядке убывания, выражая этим степень важности соответствующих выделенных полученных факторов для объяснения вариации исходных данных. Собственные значения рассчитываются как дисперсии факторов. На оси абсцисс

¹ URL: <http://stosphere.ru/blog/124-maincomp-class.html> (дата обращения: 12.04.2017).

² URL: <http://statsoft.ru/home/textbook.html> (дата обращения: 15.04.2017).

откладывается порядковый номер фактора. Таким образом, график каменистой осыпи показывает точку отсечения количества рассматриваемых факторов в модели. По предложению Кэттеля надо найти точку максимального замедления собственных значений на графике и использовать при построении логистической регрессии только те переменные, которые принадлежат группе факторов, расположенных слева от этой точки¹.

Отобрав наиболее значимые факторы (далее факторы в алгоритме не используются), а соответственно, и наиболее коррелированные с ними переменные, следует проверить их способность в верной идентификации категории акции.

Для того чтобы понять, какие факторы значимы при оценке «хороших» и «плохих» акций, можно воспользоваться двумя статистическими показателями:

- IV – Information Value (информационная значимость);
- Gini coefficient (коэффициент Джини) [5].

Информационная значимость показывает общую предсказательную силу выбранной переменной и рассчитывается как

$$IV = \left[\sum_{i=1}^k (g_i - b_i) \cdot \ln \left(\frac{g_i}{b_i} \right) \right] \cdot 100,$$

где k – количество атрибутов в анализируемом предикторе (число категорий, на которое делится непрерывная переменная);

g_i – процентное соотношение «хороших» акций в i -м атрибуте;

b_i – процентное соотношение «плохих» ценных бумаг в i -м атрибуте.

«Хорошие» и «плохие» акции определяются зависимой переменной Y . В свою очередь все непрерывные переменные делятся на 10 равных отрезков (процентилей), образующих категориальную переменную. Интерпретация полученного значения IV выглядит следующим образом: если коэффициент менее 0,02, то предсказательной силы нет; от 0,02 до 0,1 – слабая

предсказательная сила; от 0,1 до 0,3 – средняя; от 0,3 до 0,5 – сильная, более 0,5 – идеальный предиктор (крайне сильная предсказательная сила).

Коэффициент Джини показывает степень неравенства различных вариантов распределения «хороших» и «плохих» ценных бумаг в анализируемой объясняющей переменной в зависимости от атрибута (категории). Предиктор лучше объясняет зависимую переменную, когда количество «плохих» и «хороших» акций в атрибутах сильно различается. При этом чем перекося заметнее, тем сильнее предсказательная сила переменной и коэффициент стремится к единице. Рассчитывается коэффициент Джини по формуле

$$G = \left| 1 - \sum_{i=1}^k (B(x_i) - B(x_{i-1})) \cdot (G(x_i) + G(x_{i-1})) \right|;$$

$$G(x_0) = B(x_0),$$

где $B(x_i)$ – кумулятивная доля «плохих» акций в i -й категории (атрибуте);

$G(x_i)$ – кумулятивная доля «хороших» ценных бумаг в i -й категории.

Интерпретация данного коэффициента по степени предсказательной силы следующая: коэффициент менее 0,2 – предсказательной силы нет; от 0,2 до 0,4 – имеет низкую предсказательную способность; от 0,4 до 0,6 – приемлемую; от 0,6 до 0,95 – большую; более 0,95 – идеальную.

Четвертый этап в построении рейтинговых карт ценных бумаг – сегментация базы. Суть этого шага состоит в разбивке непрерывных переменных на атрибуты (категориальные переменные). Необходимость данного этапа связана с прозрачностью рейтинговой карты: инвестору важно понимать, за какой фактор начислен тот или иной балл. Категоризация непрерывных переменных происходит по методу процентилей. Например, изначально непрерывные переменные разбиваются на 10 интервалов, чтобы в каждый попадало по 10% последовательных значений. Создание атрибутов является самым важным этапом подготовки карты показателей, поскольку от грамотности их выявления зависит качество построенной модели. Разбивка

¹ URL: <http://stosphere.ru/blog/124-maincomp-class.html> (дата обращения: 12.04.2017).

на категории является достаточно трудоемким шагом, так как статистико-математические знания необходимо обосновать логикой инвестиционного процесса.

Логика объединения в категории выглядит следующим образом: сначала проводится категоризация на равные части по методу процентилей и на основе этой разбивки анализируется график значений WoE (weight of evidence) для каждого атрибута. WoE – доказательная сила атрибута, которая находится по формуле

$$WoE = \ln\left(\frac{g}{b}\right) \cdot 100,$$

где g – процент «хороших» акций, соответствующих определенному атрибуту, среди общего количества «хороших» акций;

b – процент «плохих» акций, соответствующих определенному атрибуту, от числа всех «плохих» акций на российском фондовом рынке.

На графике тренда доказательной силы для переменной значение WoE откладывается по оси ординат, в то время как на оси абсцисс указываются интервалы для категориальных переменных (рис. 2). Чем выше доказательная сила атрибута, тем больше вероятность, что акция с такой же характеристикой, относящаяся к данной категории, будет «хорошей» и ее следует включить в фондовый портфель, и наоборот. При этом график должен показывать логичную зависимость. Например, чем больше коэффициент оборачиваемости дебиторской задолженности компании-эмитента (чем правее значение атрибута), тем больше «хороших» ценных бумаг (тем больше значение WoE). В этом примере логичнее будет наблюдать за зависимостью, которая будет напоминать линейную функцию с положительным наклоном. При автоматическом делении атрибутов на процентили могут возникать такие значения WoE , которые сложно объяснить. В таком случае их надо объединять с атрибутами, доказательная сила которых выше и логичнее. Из данного примера следует, что рекомендуется самостоятельно делить на атрибуты непрерывные переменные

таким образом, чтобы тренд доказательной силы для переменной объяснялся инвестиционным анализом.

После категоризации непрерывных переменных следует пятый этап алгоритма (разработка карты рейтинга) отбора ценных бумаг в фондовый портфель, который заключается в построении модели для получения инвестиционного балла и ее оценки.

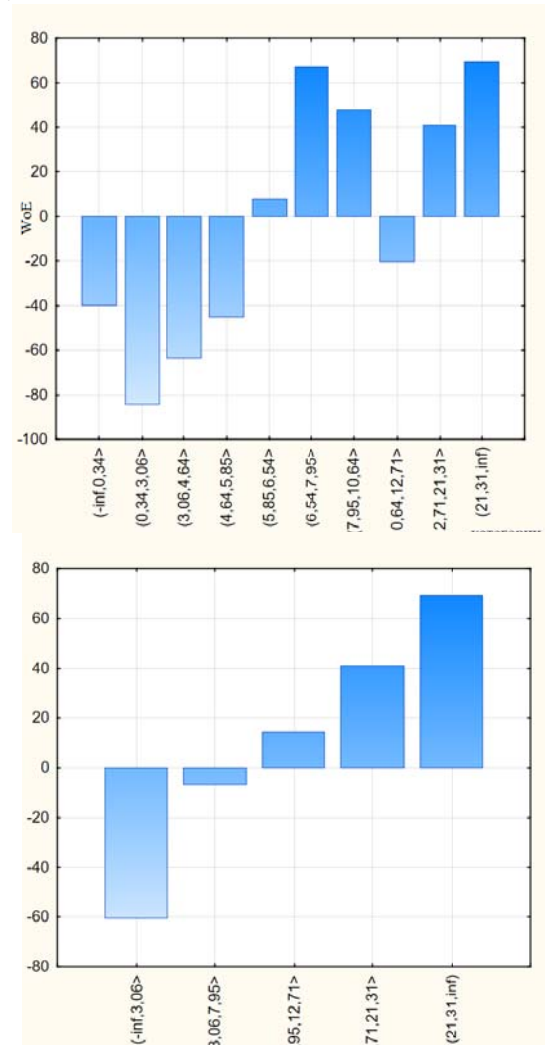


Рис. 2. Категоризация коэффициента оборачиваемости дебиторской задолженности автоматическим методом процентилей и ручным способом

Подготовка карты инвестиционного балла проводится модулем «Таблицы рейтинга» по результатам оценки коэффициентов логистической регрессии, построение которой основано на алгоритме обоб-

щенного линейного моделирования. Метод обобщенного линейного моделирования применяется ввиду того, что он может быть использован для прогнозирования зависимых переменных как с дискретным распределением, так и нелинейно связанных с предикторами.

При большом количестве переменных на данном этапе целесообразно продолжить исключение незначимых предикторов методом обратного пошагового удаления. Особенность применения данного метода при построении логистической регрессии заключается в том, что изначально в модель добавлены все переменные. Далее при каждом пересчете из модели исключается самая незначительная переменная. Выводы о значимости делаются на основе статистики Вальда, которая базируется на свойстве асимптотически нормальных параметров оценок максимального правдоподобия и имеет распределение хи-квадрат. Статистика Вальда рассчитывается по следующей формуле:

$$Z_w = \frac{(\hat{\beta} - \beta_0)^2}{D(\hat{\beta})},$$

где $\hat{\beta}$ – оценка переменной методом максимального правдоподобия;

β_0 – ожидаемое значение переменной;

$D(\hat{\beta})$ – дисперсия (квадрат стандартной ошибки) оценки.

Статистика Вальда для регрессии является критерием значимости бета-коэффициента для каждой переменной. Тест Вальда позволяет определить, достаточно ли велико отличие коэффициента при каждой независимой переменной от нулевого значения, чтобы быть значимым. Достаточное условие, которое должно соблюдаться при оценке значимости переменной по тесту Вальда, это превосходство Z_w над критической точкой распределения хи-квадрат или же превосходство квадратного корня из Z_w над значением t -критического.

Также крайне важно оценивать уровень значимости статистики Вальда (*Wald p*), так как если он достигает отметки 0,05 (для до-

верительной вероятности в 95%) и выше, то параметр при данном уровне исключается для улучшения предсказательной способности модели [4. – С. 3].

Статистика Вальда при малом числе наблюдений может давать заниженные оценки значимости коэффициентов, поэтому при апробации алгоритма построения инвестиционных карт для создания фондового портфеля будет применен метод бутстрапа. Так как изначально акции, торгуемые на Московской бирже в режиме основных торгов, составляют около 300 активов, то целесообразно применение метода бутстрапа (метода виртуальных выборок) с методом обратного пошагового удаления.

Бутстрап является статистическим методом получения максимально точных оценок, который опирается на идею многократной генерации выборок методом Монте-Карло на основе уже имеющейся выборки. Многократная генерация дополнительных выборок (ресемплинг) позволяет наиболее точно воспроизвести коэффициенты логистической регрессии, проверка значимости которых происходит идентично проверке оценок множественной регрессии. Если стандартная ошибка коэффициента больше его модуля, то он не может быть признан удовлетворительным. Если в доверительный интервал входит нулевое значение, то параметр имеет слабую предсказательную силу для объясняющей переменной.

После ресемплинга выдается статистика выборок замещения (Model building for bootstrap subamples), где приводится информация о том, были ли включены те или иные переменные в виртуальные подвыборки (Model 1, 2, ..., n).

Результатом пятого шага алгоритма отбора ценных бумаг (подготовки скоринговой карты) является расчет балла для каждой категории всех предикторов на основе формулы

$$Score = \left(\beta \cdot WoE + \frac{\alpha}{m} \right) \cdot factor + \frac{offset}{m},$$

где β – коэффициент логистической регрессии при аргументе;

WoE – статистическая значимость определенной категории переменных;

α – свободный член уравнения логистической регрессии;

m – число независимых переменных, включенных в модель;

$factor$ – коэффициент масштабирования параметра (полученный в результате деления баллов для удвоения преимущества (Pointsto Double the Odds) на натуральный логарифм двух – $\ln 2$), который несет в себе идею, что при увеличении на заданное количество баллов, оценивающих акцию, соотношение «плохих» и «хороших» ценных бумаг будет изменено вдвое;

$offset$ – коэффициент смещения, являющийся разностью между максимально возможным начисленным баллом для идентификации наилучших ценных бумаг ($points$) и произведением коэффициента масштабирования параметра и натурального логарифма числа преимущества.

Число преимущества ($odds$) отражает вероятность найти из многих «хороших» ценных бумаг одну «плохую» с максимальным начисленным числом баллов.

Таким образом, оценив все компании при помощи модуля «Оценка случаев» (Score cases), выводятся как общий балл для фирмы, так и частичные оценки для каждой переменной.

Шестой этап алгоритма по отбору ценных бумаг – оценка качества логистической модели. Выбрав переменные, к изменению которых наиболее чувствительна переменная согласия или несогласия включения бумаги в инвестиционный портфель, и построив логистическую регрессию, представляется возможным оценить модели коэффициентным методом. Наряду с уже упомянутыми коэффициентом информационной значимости и коэффициентом Джини встречаются и другие показатели качества модели.

На основе коэффициента Джини возможно рассчитать площадь под ROC-кривой: ROC (или AUC) = $(Gini + 1)/2$. Значение площади используют для сравнения моделей, и в зависимости от этой величи-

ны судят о качестве логистической регрессии. Если AUC менее 0,5, то модель не является рабочей; от 0,5 до 0,6 – качество модели неудовлетворительное; от 0,6 до 0,7 – среднее; от 0,7 до 0,8 – хорошее; от 0,9 до 1 – отличное.

Чем больше площадь под ROC-кривой, тем она более выпуклая. Она показывает зависимость количества правильно классифицированных «хороших» ценных бумаг (чувствительность) от количества неверно классифицированных «хороших» ценных бумаг (1-специфичность). График кривой строится на основе пересчета от кейса к кейсу чувствительности и 1-специфичности по следующим формулам:

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN};$$

$$1 - Specificity = 1 - \frac{TN}{TN - FP};$$

где TP – число верно предсказанных моделью «хороших» ценных бумаг;

FN – число неверно предсказанных фактически «плохих» акций;

TN – число «плохих» акций, которых верно бы идентифицировала модель;

FP – число фактически «хороших» акций, неверно предсказанных моделью.

Данная характеристика регрессии показывает ее достоверность и характеризует ее способность отличать «хорошие» акции от «плохих».

Значимость модели оценивается по статистической величине показателя Колмогорова – Смирнова, который принимает значение от 0 до 1, определяет дискриминантную способность модели и вычисляется по следующей формуле:

$$KS = \max_j |G(x_j) - B(x_j)|,$$

где $G(x)$, $B(x)$ – совокупное распределение «хороших» (G) и плохих (B) случаев;

$x_j - j$ -я оценка из N возможных, где N – максимальное количество баллов.

Дискриминантная способность – характеристика линейного множественного дискриминантного анализа, основателем

которого является Эдвард Альтман. Ее суть состоит в понимании, различают (дискриминируют) ли переменные разные категории зависимой переменной.

Таким образом, статистика Колмогорова – Смирнова помогает понять, насколько четко предикторы в совокупности способны предсказать качество ценной бумаги: если коэффициент менее 0,2 – модель непригодна для использования; от 0,2 до 0,4 – предсказательной силы нет; от 0,4 до 0,5 – приемлемая дискриминантная способность модели; от 0,5 до 0,6 – хорошая; от 0,6 до 0,75 – отличная; от 0,75 – идеальная.

Оценив качество модели при помощи разных статистик и убедившись в ее про-

гностической способности, представляется возможным для каждой ценной бумаги рассчитать инвестиционный балл. В ценные бумаги, которые получили наибольший балл, следует инвестировать.

Описав алгоритм отбора акций в фондовый портфель методом инвестиционного рейтинга, выберем наиболее перспективные акции для роста на российском рынке ценных бумаг.

Для сбора данных использовались финансовые показатели компаний-эмитентов из базы данных Thomson Reuters, которые классифицированы в семь групп факторов (рис. 3).



Рис. 3. Классификация исследуемых факторов, влияющих на инвестиционную привлекательность акции

Источник: URL: <http://www.reuters.com/finance/stocks/financialHighlights?symbol=СВОМ.ММ> (дата обращения: 28.02.2017).

На 1 марта 2017 г. на Московской бирже котировались 304 вида акций, поэтому при построении регрессия будет базироваться на 304 наблюдениях.

За зависимую переменную (y_1) принят коэффициент Шарпа для ценной бумаги с учетом ее ликвидности. Инвестиционно привлекательные акции обозначались как «хорошие» (в значении, что мы рассматриваем акцию для включения ее в портфель), а непривлекательные – как «плохие». За основу первого этапа отсеивания признаков, не влияющих на переменную y_1 , возьмем значения одного из статистических показателей – информационной значимости. Та-

ким образом, отберем 9 объясняющих переменных, которые имеют самую сильную предсказательную способность среди других рассматриваемых предикторов относительно категориальной переменной. Все отобранные переменные имеют от средней до сильной предсказательной способности и относятся к разным группам факторов.

Воспользовавшись функцией «Отбор признаков», временно объединим независимые переменные в группы факторов для выявления коррелируемых независимых переменных, а также проследим степень зависимости y_1 от данной группы факторов.

При помощи метода главных компонент было также выяснено, что среди девяти исследуемых независимых переменных не существует коррелированных между собой переменных при следующих заданных параметрах:

- минимальные нагрузки (критерий объединения переменных во временный фактор, представленный коэффициентом, который определяет минимальное значение нагрузки, оказанной переменными на состоящий из них фактор) – 0,75;

- максимальное число временных создаваемых факторов равно количеству рассматриваемых переменных – 9;

- минимальное собственное значение (минимальное значение дисперсии временного фактора, при указании которого следует помнить: чем оно выше, тем больший процент от общей дисперсии объясняет фактор) – 0,2.

Каждый временный фактор ассоциируется с одним предиктором, так как факторная нагрузка (табл. 2) на переменные является сильной (от 0,795).

Т а б л и ц а 2

Критерии отбора значимых переменных для построения логистической регрессии

Переменная	Информационная значимость (IV)	Фактор	Факторная нагрузка
X ₇	0,21	1	0,962
X ₁₇	0,23	2	0,998
X ₃	0,23	3	-1
X ₁₈	0,41	4	-1
X ₁₀	0,28	5	0,999
X ₁₂	0,29	6	0,997
X ₂	0,34	7	0,984
X ₁₅	0,28	8	0,964
X ₅	0,36	9	0,795

Для дальнейшего отсеивания переменных применим критерий каменистой осыпи Кэттеля, который используется на основе графика собственных значений. Как видно из табл. 1 и рис. 2, наиболее значимым для выбора инвестора является временный фактор 1, который мы сразу же ассоциируем с переменной рентабельности инвестиций. Собственное значение данного фактора является самым большим (2,27), и

оно объясняет 25,25% общей дисперсии, что выражает его значимость в модели.

Пока кривая каменистой осыпи (см. рис. 1) имеет большой наклон (все оценки), мы примем показатели за значимые. Таким образом, для построения модели отобраны все ранее известные переменные, обозначенные на рис. 3 светло-серым и темно-серым цветом.

Далее опишем процесс категоризации для значимых переменных на примере оборачиваемости дебиторской задолженности (X₁₀). Изначально автоматическая разбивка на 10 интервалов по методу процентилей выглядит нелогично. Из графика значений доказательной силы атрибута (WoE) видно (см. рис. 2), что эмпирические наблюдения противоречат экономической теории. Это выражено тем, что, например, акции компаний, у которых оборачиваемость дебиторской задолженности меньше (составляет от 0 до 0,34), являются чаще инвестиционно привлекательными, чем акции компаний с более быстрой оборачиваемостью (например, от 0,34 до 3,06). Чтобы избежать подобных расхождений между экономической теорией и эмпирическими данными, проведем ряд действий по слиянию некоторых категорий и получим легко объясняемую зависимость.

Из модифицированного графика значений WoE для категоризированной переменной X₁₀ (см. рис. 3) видно, что чем быстрее возвращаются долговые обязательства от контрагентов, тем наиболее инвестиционно привлекательными считаются ценные бумаги эмитента. Таким образом, коэффициенты дебиторской задолженности распределены по 5 группам, каждой из которых далее будет присвоен свой инвестиционный балл. При разбивке независимых переменных на категории (атрибуты) важно обращать внимание на предсказательную способность (IV) всех созданных атрибутов (табл. 3).

Создадим два условия: предсказательная сила для категоризированной переменной должна быть не менее 0,05, т. е. переменные, обладающие очень слабой

предсказательной силой, не включаются в модель; содержание «плохих» и «хороших» акций при каждом наблюдаемом атрибуте не должно быть менее 5%. В противном

случае ввиду недостаточной выборки наблюдений велика вероятность создания категории, которая не будет обладать информационной значимостью (IV).

Т а б л и ц а 3

**Пример характеристик ручной категоризации
коэффициента оборачиваемости дебиторской задолженности**

Категоризированный коэффициент оборачиваемости дебиторской задолженности	«Хорошие» акции	«Плохие» акции	Общее количество акций	Процент «плохих» акций для категории	Процент «хороших» акций в общей сумме «хороших» акций	Процент «плохих» акций в общей сумме «плохих» акций	Процент акций, попавших в категорию среди всех акций	IV	WoE
(-inf,3,06>	17	44	61	72,13	13,49	24,72	20,07	0,07	-60,55
(3,06,7,95>	49	74	123	60,16	38,89	41,57	40,46	0,00	-6,67
(7,95,12,71>	27	33	60	55,00	21,43	18,54	19,74	0,00	14,48
(12,71,21,31>	16	15	31	48,39	12,70	8,43	10,20	0,02	41,00
(21,31,inf)	17	12	29	41,38	13,49	6,74	9,54	0,05	69,38
Всего	126	178	304	58,55	100,00	100,00	100,00	0,14	

Идентичным образом разбиваются и другие непрерывные переменные на категории, основываясь на финансовой логике. Также важно помнить, что в результате разбивки непрерывных переменных на атрибуты новые категоризированные переменные должны быть некоррелируемы между собой. Далее продолжаем разработку карты инвестиционного рейтинга и зададим параметры для целей построения логистической регрессии. Предположим, что в одном из 25 случаев будет неверно выдана «плохая» акция за «хорошую» ($PDO = 25$). Также предположим, что с вероятностью 1/10 «плохая» ценная бумага получит максимальный балл - 500. Исходя из заданных данных модель следует стро-

ить при помощи будстрепса, благодаря которому оценка переменных происходит при использовании ста случайно сгенерированных подвыборок.

После ввода условий получим оценку параметров окончательной модели логистической регрессии (табл. 4). Из модели были исключены 4 незначимые переменные (на рис. 3 отмечены светло-серым цветом), показавшие низкое значение статистики Вальда на момент их вывода из модели. Вывод о низком значении статистики Вальда сделан исходя из правила, что корень из этого значения должен превосходить значение критической точки распределения Стьюдента (1,97) при 304 наблюдениях со степенью свободы 0,05.

Т а б л и ц а 4

Оценки переменных логистической регрессии

Переменные	Коэффициент	Стандартная ошибка	Статистика Вальда	Границы доверительного интервала		p -уровень
				Нижние 95%	Верхние 95%	
Y	-0,3393	0,1277	7,0641	-0,5896	-0,0891	0,0079
X_2 категориальная	0,0082	0,0027	8,9100	0,0028	0,0136	0,0028
X_3 категориальная	0,0092	0,0029	10,0538	0,0035	0,0149	0,0015
X_{12} категориальная	0,0088	0,0031	8,0521	0,0027	0,0148	0,0045
X_{18} категориальная	0,0066	0,0027	5,8326	0,0012	0,0120	0,0157
X_{10} категориальная	0,0083	0,0035	5,6731	0,0015	0,0151	0,0172

Оценки регрессионной модели представляют собой β -коэффициенты, показы-

вающие вклад каждой категориальной переменной в определение инвестиционной

привлекательности акции. Конечная логистическая регрессия выглядит следующим образом:

$$y_1 = \frac{e^{-0,339+0,008X_2+0,009X_3+0,009X_{12}+0,007X_{18}+0,008X_{10}}}{1+e^{-0,339+0,008X_2+0,009X_3+0,009X_{12}+0,007X_{18}+0,008X_{10}}}$$

Использование подобной регрессии крайне удобно при присвоении ценным бумагам инвестиционного рейтинга, так как для предсказания, будет ли ценная бумага «хорошей» или «плохой», не требуется точного прогноза финансовых показателей компании, а достаточно только указать интервал для них. Значимость выбранных независимых переменных по методу обратного пошагового удаления незначимых предикторов также подтверждает факт превосходства степени свободы (0,05) над уровнем значимости (*p*-уровнем) статистики Вальда. Например, *p*-уровень при переменной X_3 показывает, что с вероятностью в 0,15% можно предположить следующую ситуацию: найденная в выборке связь между инвестиционной привлекательностью ценной бумаги и эффективной ставкой налога на прибыль является случайной особенностью данной выборки. Также о значимости переменных (средняя дивидендная доходность и эффективная ставка налога на прибыль за 5 последних лет, коэффициент цена/прибыль, рост прибыли на акцию и коэффициент оборачиваемости дебиторской задолженности) говорят небольшие по сравнению с β -коэффициентом значения случайной ошибки (Standard Error) и неположение нулевого значения в доверитель-

ные интервалы (Lower CL 95% – Upper CL 95%), рассчитанные при переменных (см. табл. 4).

Следует учитывать, что процесс построения логистической регрессии при помощи будстрепса делает получившиеся оценки случайной регрессии уникальными и справедливыми только при аналогичном повторении случайного процесса будстрепса. При построении данной модели логистической регрессии чаще всего учитывалась такая переменная, как эффективная ставка налога на прибыль. С 89%-ной вероятностью она попадала в каждую из 100 подвыборок, на основе которых оценивались конечные характеристики категориальных переменных. Меньшее влияние на оценки регрессионной модели оказала такая значимая переменная, как рыночный мультипликатор цена/прибыль (*P/E*), так как случайным образом была выбрана 52 раза из 100.

Все вышеупомянутые характеристики были условиями при подготовке карты инвестиционного рейтинга. Она представляет собой таблицу (табл. 5), которая отражает присваиваемый балл каждой категории для всех значимых переменных. Если сложить максимальные баллы по каждой переменной, то в итоге самая «хорошая» акция может получить 498 баллов. Остальные 2 балла, которые не удастся набрать даже самой «хорошей» ценной бумаге, являются приемлемой случайной ошибкой построенной модели.

Таблица 5

Пример карты инвестиционного рейтинга для переменной X_2

Переменная	Категории	WoE	Коэффициент	Статистика Вальда	<i>p</i> -уровень	Инвестиционный балл	Округленный инвестиционный балл
X_2	(-inf;0,49>	57,603	0,00819	8,90998	0,00284	97,958	98
X_2	(0,49;1,46>	-25,234	0,00819	8,90998	0,00284	73,489	73
X_2	(1,46;2,22>	-50,891	0,00819	8,90998	0,00284	65,91	66
X_2	(2,22;3,32>	-43,22	0,00819	8,90998	0,00284	68,176	68
X_2	(3,32;inf)	54,617	0,00819	8,90998	0,00284	97,076	97
X_2	Для пропусков	-	-			80,44	80

Исходя из карты инвестиционного рейтинга можно каждой ценной бумаге при-

своить инвестиционный рейтинг (табл. 6), но прежде стоит оценить качество всей ло-

гистической регрессии. Проведем оценку качества логистической регрессии на основе коэффициентов, описанных ранее. Коэффициент информационной значимости, равный 0,413, показывает, что построенная модель имеет сильную предсказательную способность, т. е. если применить данную регрессию, то, получив высокий инвестиционный балл, можно рассматривать ценную бумагу как объект инвестиций. Коэффициент Джини, равный 0,465, свидетельствует о возможности применения модели на практике. В модели не на-

блюдаются сильные количественные преимущества «плохих» или «хороших» акций в атрибутах, но при этом в совокупности переменные имеют приемлемую предсказательную способность. Основанная на коэффициенте Джини площадь под ROC-кривой, равная 0,73 условных единиц в квадрате, характеризует построенную логистическую регрессию как модель хорошего качества, т. е. построенная модель имеет большую разрешающую способность, правильно распознает как «хорошие», так и «плохие» ценные бумаги.

Т а б л и ц а 6

Прогноз роста (падения) курса акций

От- расль	Название компании (тикер)	Потенциал, %			Балл по инвестицион- ному рейтингу (из 500)	Курс на 01.03.2017, руб.	Курс на 21.10.2017, руб.
		Сравни- тельный метод	Модель Дюпона	ДСДП			
1	2	3	4	5	6	7	8
Нефтегазовая	ПАО АНК «Башнефть» (BANE)	-27,119	-79,762	92,728	465	3394,5	2125
	ПАО «Варьеганнефтегаз» (VJGZ)	103,936	264,706	-100,000	420	638	515
	ПАО «Газпром» (GAZP)	98,708	148,206	203,256	463	133,85	126,7
	ПАО «Газпром нефть» (SIBN)	28,723	106,182	67,793	436	224	234,7
	ПАО «Лукойл» (LKOH)	-19,888	-31,973	23,765	425	3120	2994
	ПАО «НОВАТЭК» (NVTK)	-43,177	-72,475	24,722	414	751,7	661,8
	ПАО «НК «Роснефть»» (ROSN)	-46,103	123,188	628,248	435	341,8	321,8
	ОАО «СН-МНГ» (MFGS)	75,256	266,649	123,233	445	588	481
	ОАО «Сургутнефтегаз» (SNGS)	17,113	263,091	-43,227	422	29,88	29,52
	ПАО «Татнефть» им. В. Д. Шашина (TATN)	-2,808	-13,006	11,224	417	355,95	424,85
	ОАО «ЯТЭК» (YAKG)	83,432	30,687	-39,235	456	14,4	10,1
Связь и телекоммуникация	ПАО «Башинформсвязь» (BISV)	77,957	116,478	440,289	374	7,7	6,05
	ПАО «МГТС» (MGTS)	100,864	-79,319	-119,067	444	879	1405
	ПАО «МегаФон» (MFON)	-7,879	-45,404	159,287	366	673,4	584,6
	ПАО «МТС» (MTSS)	12,224	78,470	173,514	416	273,3	281,15
	ПАО «Ростелеком» (RTKM)	-40,911	107,724	190,468	418	78,71	66,75
	ПАО «Таттелеком» (TTLK)	21,323	171,325	-50,646	407	0,163	0,145
	ПАО «Центральный телеграф» (CNTL)	-37,324	0,390	-100,000	409	21	22,7
Химическая про- мышленность (удобрения)	ПАО «Акрон» (AKRN)	33,035	-9,320	20,355	435	3 390	3560
	ПАО «Дорогобуж» (DGBZ)	54,591	-32,334	56,099	449	35,5	40,1
	ПАО «КуйбышевАзот» (KAZT)	267,903	96,250	208,737	473	87,8	88,1
	ПАО «ФосАгро» (PHOR)	16,466	-80,268	54,444	467	2 442	2313
	ПАО «Уралкалий» (URKA)	-34,964	-702,477	35,617	400	167,1	131,45
Авиапе- ревозки	ПАО «Аэрофлот» (AFLT)	10,188	173,563	68,173	405	177,35	182,5
	ПАО «Авиакомпания «ЮТэйр»» (UTAR)	-54,205	-3,872	-11,050	460	10	8,6

Примечания: 1. В таблице глубина цвета выделенных ячеек соответствует инвестиционной привлекательности акций. Чем насыщеннее цвет, тем больше инвестиционный балл (она более недооценена рынком). Следовательно, акцию рекомендуется включить в портфель при прочих равных условиях.

2. Полужирным обозначены справедливые стоимости (инвестиционный балл) тех акций, которые неликвидны на ММВБ, а также инвестиционные баллы, которые соответствуют акциям, которые показывали нисходящий тренд на момент моделирования.

1	2	3	4	5	6	7	8
Горнодобывающая промышленность	PolymetalInternationalplc (POLY)	16,116	-74,317	-5,265	357	679	685,6
	ПАО «Бурятзолото» (BRZL)	189,504	101,713	39,852	410	1 295	915
	ПАО «Полюс» (PLZL)	-23,363	66,845	46,828	432	4 467	4784
	ПАО «Селигдар» (SELG)	337,695	395,295	-418,487	471	10,68	9,31
	ПАО «Лензолото» (LNZL)	460,160	92,320	24,104	469	8 820	7150
Энергетика: генерация	ПАО «ДЭК» (DVEC)	264,086	481,216	171,863	392	0,634	0,494
	ПАО «ИНТЕР РАО» (IRAO)	54,780	-87,468	60,613	437	3,824	3,68
	ПАО «Иркутскэнерго» (IRGZ)	-44,227	60,273	-100,000	447	16,19	18,28
	ПАО «Камчатскэнерго» (КСНЕ)	-31,657	215,503	-59,994	394	0,15	0,14
	ПАО «Квадра» (TGKD)	148,329	708,096	182,603	380	0,0036	0,0032
	ПАО «КГК» (KGKC)	-50,349	-65,537	-105,351	413	73,8	61
	ПАО «Магаданэнерго» (MAGE)	419,867	1143,361	-265,838	457	2,74	2,67
	ПАО «Мосэнерго» (MSNG)	24,970	97,462	196,148	374	2,448	2,9105
	ПАО «ОГК-2» (OGKB)	-3,827	288,080	-136,848	372	0,473	0,5355
	ПАО «РАО ЭС Востока» (VRAO)	100,000	100,000	-100,000	402	0	0
	ПАО «РусГидро» (HYDR)	-54,511	89,655	7,825	362	0,952	0,8395
	ПАО «Сахалинэнерго» (SLEN)	187,289	607,905	16,578	358	5,695	5,2
	ПАО «ТГК-1» (TGKA)	-27,197	92,765	69,733	393	0,0154	0,0139
	ПАО «ТГК-14» (TGKN)	73,037	211,489	-9,749	464	0,0032	0,0042
	ОАО «ТГК-2» (TGKB)	448,644	1282,059	128,333	397	0,0021	0,0045
	ПАО «Юнипро» (UPRO)	-68,698	-55,998	-18,275	403	2,62	2,579
	ПАО «Энел Россия» (ENRU)	7,453	164,077	199,114	372	0,992	1,278
ПАО «Якутскэнерго» (YKEN)	419,134	1095,475	-176,981	475	0,28	0,295	
Торговля	ПАО «ДИКСИ Групп» (DIXY)	437,147	186,807	74,596	412	254,5	315
	ПАО «Магнит» (MGNT)	-14,579	-83,886	-34,186	440	9150	8550
	«Лента Лтд» (LNTA)	-6,322	22,625	22,770	413	411	361,5
Строительство и девелопмент	ОАО «ОПИН» (OPIN)	41,112	-251,594	42,195	395	400	990
	ПАО «Группа Компаний ПИК» (PIKK)	-17,302	-13,595	-133,983	379	291,2	316,9
	ПАО «Группа ЛСР» (LSRG)	30,777	-40,763	-155,551	426	970,5	828

Построенная модель имеет приемлемую дискриминантную способность, которую характеризует коэффициент Колмогорова – Смирнова, равный 0,4, т. е. выбранные пять предикторов вполне четко в совокупности способны предсказать качество ценной бумаги. Несмотря на то, что коэффициенты показывают хорошее качество модели, ввиду новизны предложенного алгоритма следует акции, выбранные в фондовый портфель методом инвестиционного рейтинга, проверять на текущий тренд. Если котировки стремятся вниз, а инвестиционный балл хороший, не рекомендуется покупать ценную бумагу.

На основе модели, построенной на 304 видах ценных бумаг, проставим инвестиционный балл тем 54 обыкновенным акциям разных отраслей, справедливую стоимость которых можно оценить такими способами, как расчет справедливой стои-

мости акции на основе моделей Дюпона¹, дисконтирования свободных денежных потоков² и сравнительного метода мультипликаторов³.

¹ Анализ стоимости акции проводился с помощью модели Дюпона, а справедливая стоимость выводилась из модели остаточной прибыли.

² Расчет справедливой стоимости акций проводился при помощи двухпериодной модели дисконтирования свободных денежных потоков и прогнозов с платформы аналитического сервиса Copymy.ru.

³ Справедливая капитализация каждой компании при сравнительном методе восстанавливалась за счет среднеотраслевых показателей P/E , P/S , EV/S и среднеотраслевого показателя, основанного на характеристике производственных мощностей в отрасли. На основе сравнительного анализа этих показателей выводилась формула итоговой справедливой стоимости акции, где каждый среднеотраслевой показатель в зависимости от особенностей среды функционирования компании включался с определенным коэффициентом.

Также можно проверить, все ли акции, которые получили наибольший инвестиционный балл и являются наиболее недооцененными согласно фундаментальному анализу, на момент построения фондового портфеля являются ликвидным активом.

Всего было построено 4 портфеля методом обобщенного приведенного градиента при условии неотрицательности весов каждого вида акции в портфеле, миними-

зации риска и превышения доходности портфеля безрисковой ставки. Каждый портфель состоял из восьми наиболее перспективных для роста акций в каждой рассматриваемой отрасли.

При условии владения портфелями около 33 недель (01.03.17–21.10.17) наибольшую доходность удалось получить от портфеля, акции которого отобраны методом инвестиционного рейтинга (табл. 7).

Таблица 7

Моделирование и апробация сравниваемых фондовых портфелей

	Сравнительный метод		Модель Дюпона		ДСДП		Модель инвестиционного рейтинга	
	Тикер	Вес, %	Тикер	Вес, %	Тикер	Вес, %	Тикер	Вес, %
Состав портфеля	GAZP	17,59	MFGS	13,24	ROSN	6,23	MFGS	17,64
	MGTS	11,52	TTLK	51,64	RTKM	3,26	MGTS	13,28
	DGBZ	26,46	AKRN	10,66	DGBZ	14,81	DGBZ	26,7
	AFLT	5,61	AFLT	7,46	AFLT	0	AFLT	11,58
	LNZL	16,19	SELG	1,71	PLZL	5,77	SELG	1,32
	TGKB	0,53	TGKB	0,79	ENRU	62,45	IRGZ	2,21
	DIXY	7,87	DIXY	6,93	DIXY	0	DIXY	9,77
	OPIN	14,24	PIKK	7,58	OPIN	7,48	OPIN	17,5
Ожидаемая доходность, %	12,48		12,28		5,35		14,37	
Фактическая доходность, %	29,96		-4,36		30,5		36,79	

Поскольку согласно расчетам самым доходным оказался портфель, построенный при помощи предлагаемого алгоритма использования метода инвестиционного

рейтинга, то есть весомые основания утверждать, что данный метод является наиболее эффективным среди других методов фундаментального анализа.

Список литературы

1. Аленинская Е. И., Рябов Ю. П. Применение сравнительного подхода к оценке стоимости акций на основе фундаментального анализа: поиск наиболее привлекательных для инвестирования акций в нефтегазовом секторе России // Социально-экономические явления и процессы. – 2013. – № 5. – С. 23–30.
2. Галанов В. А. Равновесная цена биржевого опциона // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. – 2016. – № 4 (88). – С. 46–55.
3. Галанов В. А. Сущность акции // Вестник Российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. – 2014. – № 8 (74). – С. 24–37.
4. Климентьева О. В., Милосердова М. А. Логистическая регрессия и ROC-анализ в скоринге // Международный студенческий научный вестник : труды студенческого научного форума. – М. : Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, 2015. – С. 3–9.
5. Gini C. Variabilità e mutabilità. Reprinted in Memorie di metodologicastatistica // International Journal of Statistics «Metron». – 2005. – N 63. – P. 3–38.

6. Sainio S. Performance of Value and Momentum Strategies in the Swedish Stock Market. – Lappeenranta : University of Technology, 2016.

References

1. Aleninskaya E. I., Ryabov Yu. P. Primenenie sravnitel'nogo podkhoda k otcenke stoimosti aktciy na osnove fundamental'nogo analiza: poisk naibolee privlekatel'nykh dlya investirovaniya aktciy v neftegazovom sektore Rossii [The Use of Comparative Approach to Estimating the Share Price on the Basis of Fundamental Analysis: Searching for the Most Appealing for Investment Shares in the Oil and Gas Sector in Russia]. *Sotsial'no-ekonomicheskie yavleniya i protsessy* [Social and Economic Phenomena and Processes], 2013, No. 5, pp. 23–30. (In Russ.).
2. Galanov V. A. Ravnovesnaya tcena birzhevogo optciona [Balanced Model of Exchange Option Price]. *Vestnik Rossiyskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G. V. Plekhanova* [Vestnik of the Plekhanov Russian University of Economics], 2016, No. 4 (88), pp. 46–55. (In Russ.).
3. Galanov V. A. Sushchnost' aktcii [The Essence of the Share]. *Vestnik Rossiyskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G. V. Plekhanova* [Vestnik of the Plekhanov Russian University of Economics], 2014, No. 8 (74), pp. 24–37. (In Russ.).
4. Kliment'eva O. V., Miloserdova M. A. Logisticheskaya regressiya i ROC-analiz v skoringe [Logistic Regression and ROC Analysis in Scoring]. *Mezhdunarodnyy studencheskiy nauchnyy vestnik, trudy studencheskogo nauchnogo foruma* [International Students' Academic Bulletin: Works of the Students' Scientific Forum]. Moscow, Finance University under the Government of the Russian Federation, 2015, pp. 3–9. (In Russ.).
5. Gini C. Variabilità e mutabilità. Reprinted in *Memorie di metodologicastatistica. International Journal of Statistics «Metron»*, 2005, No. 63, pp. 3–38.
6. Sainio S. Performance of Value and Momentum Strategies in the Swedish Stock Market. Lappeenranta, University of Technology, 2016.

Сведения об авторах

Святослав Николаевич Диго

кандидат технических наук,
доцент кафедры «Финансовые рынки»
РЭУ им. Г. В. Плеханова.
Адрес: ФГБОУ ВО «Российский
экономический университет имени
Г. В. Плеханова», 117997, Москва,
Стремянный пер., д. 36.
E-mail: dsn09.10@yandex.ru

Александра Михайловна Соколова

Специалист Департамента инвестиций
ОАО «РЖД».
Адрес: Открытое акционерное общество
«Российские железные дороги»,
107174, Москва,
Новая Басманная ул., д. 2.
E-mail: aleksa.sokolova@mail.ru

Information about the authors

Svyatoslav N. Digo

PhD, Assistant Professor of the Department
for «Financial Markets»
of the PRUE.
Address: Plekhanov Russian University
of Economics, 36 Stremyanny Lane,
Moscow, 117997,
Russian Federation.
E-mail: dsn09.10@yandex.ru

Aleksandra M. Sokolova

Expert of the Investment Department
of the open joint stock company
'Russian Railways'.
Address: Open joint stock company 'Russian
Railways', 2 Basmannaja New,
Moscow, 107174, Russian Federation.
E-mail: aleksa.sokolova@mail.ru