

Л.В. Лабунец¹
 Е.Л. Лабунец²
 Н.Л. Лебедева³

L.V. Labunets
 E.L. Labunets
 N.L. Lebedeva

БАЙЕСОВСКАЯ МОДЕЛЬ СКОРИНГА БИРЖЕВЫХ АКТИВОВ

THE BAYESIAN SCORING MODEL OF EXCHANGE ASSETS

В статье представлена методика скоринга биржевых активов на примере акций российских компаний. Методика основана на применении моделей и алгоритмов интеллектуального анализа данных в виде системы фундаментальных финансовых показателей деятельности компании. Рассмотрены процедуры лингвистического анализа распределений мультипликаторов, а также формирования и оценки параметров нечеткого байесовского классификатора инвестиционного качества акций. Приведены результаты скоринга акций российских компаний.

Ключевые слова: фундаментальный анализ, финансовые мультипликаторы, скоринг акций, нечеткий логический вывод, агрегированный показатель, лингвистический анализ гистограммы, EM-алгоритм, байесовский классификатор.

The technique of scoring exchange assets on the example of shares of Russian companies is presented. The technique is based on the use of models and algorithms of data mining in the form of a system of fundamental financial multiples of the companies. The procedures linguistic analysis of the distributions multipliers, as well as formation and estimation of parameters of fuzzy Bayesian classifier the Investment quality shares are considered. The results of the scoring of shares of Russian companies are presented.

Keywords: fundamental analysis, financial multiples, scoring stocks, fuzzy inference, composite indicator, linguistic analysis of the histogram, EM-algorithm, Bayesian classifier.

1. Нечетко-множественный подход к оценке инвестиционного качества ценной бумаги

Ряд причин, определяющих доходность, надежность и эффективность работы компании, по своей сути не поддаются контролю со стороны самой компании. Рыночная неопределенность не обладает классической статистической природой. Экономика функционирует в непрерывно изменяющихся условиях хозяйствования, а закономерности циклического развития не являются стопроцентно воспроизводимыми.

Важным свойством человеческого интеллекта является способность принимать правильные решения в обстановке неполной и нечеткой информации. В системе поддержки принятия решений ядром подсистемы интеллектуального

¹ Доктор технических наук, старший научный сотрудник, заведующий кафедрой информационных систем в экономике и управлении НОУ ВПО «Российский новый университет», профессор МГТУ им. Н.Э. Баумана.

² Специалист отдела технического обеспечения Управления банковских информационных технологий ОАО «Национальный Корпоративный Банк».

³ Главный специалист Департамента информационных технологий ОАО «Банк ВТБ».

анализа данных являются процедуры моделирования приближенных рассуждений человека. Одним из основных этапов нечеткого логического вывода является агрегирование исходной нечеткой информации об объекте анализа [1]. В нашем случае – это композиция разнородных по своему смыслу финансовых мультипликаторов X_n , $n=1; N$ в единый комплексный показатель инвестиционного качества ценной бумаги (ЦБ). Агрегированный показатель должен учитывать:

- значимость исходных факторов в форме рангов r_n или нормированных весов w_n , $n=1; N$ для цепочки предпочтений в рамках экспертной модели скоринга ЦБ [2, 3];

- трактовку экспертами числовых значений исходных факторов в форме лингвистических шкал $(q_{n1}, \dots, q_{nK_n})$, где K_n – количество лингвистических классов качества биржевого актива по критерию n -го фактора, а $q_{nk} = q_{nk}(y_n)$, $k=1; K_n$ – значение функции принадлежности k -му классу измеренной величины n -го нормированного фактора y_n .

Среди различных способов агрегирования факторов большую популярность приобрела линейная модель двукратной свертки [1; 2]. В рам-

ках этой модели для m -й компании, $m = \overline{1; M}$ выполняют:

- свертку функций принадлежности $q_{nk}(y_{mn})$ n -го фактора по лингвистическим классам качества m -й ценной бумаги

$$y_{mn}^{(AC)} = \sum_{k=1}^{K_n} c_{nk} q_{nk}(y_{mn}); \quad (1)$$

- взвешивание парциальных факторов $y_{mn}^{(AC)}$ их нормированными весами важности W_n

$$a_m = \sum_{n=1}^N W_n y_{mn}^{(AC)}, \quad m = \overline{1; M}. \quad (2)$$

Здесь y_{mn} – значение n -го показателя инвестиционной привлекательности ценной бумаги m -й компании; c_{nk} – центр группировки (узловая точка) k -го лингвистического класса инвестиционного качества для n -го финансового мультипликатора; $y_{mn}^{(AC)}$ – n -й показатель инвестиционной привлекательности ценной бумаги m -й компании, усредненный по лингвистическим классам; a_m – агрегированный показатель инвестиционного качества ценной бумаги m -й компании.

Формирование оценок комплексных показателей a_m , $m = \overline{1; M}$ для компаний предполагает выполнение следующих вычислительных этапов:

1. Предварительное преобразование исходных данных и удаление их аномальных значений.
2. Преобразование факторов к стандартному диапазону от 0 до 1.
3. Выборочное оценивание распределений нормированных факторов.
4. Лингвистический анализ распределений нормированных факторов.
5. Нечеткий логический вывод агрегированного показателя.
6. Нечеткая классификация ЦБ по их инвестиционной привлекательности и формирование торговых рекомендаций.

Рассмотрению этих этапов посвящено последующее содержание статьи.

2. Удаление аномальных значений

В качестве источника количественной информации выбран портал (<http://www.2stocks.ru/main/invest/stocks/info/finance>). База данных портала содержит значения основных финансовых мультипликаторов, характеризующих состояние российских компаний, акции которых котируются на объединенной бирже ОАО «Московская биржа ММВБ – РТС». Анализировались значения следующих мультипликаторов:

$$X_1 = P/E; \quad X_2 = EV/EBITDA; \quad X_3 = P/S; \quad X_4 = ROE$$

за четвертый квартал 2010 г. Соответствующая экспертная модель скоринга российских акций, основанная на указанных выше четырех показателях, представлена в работе [3].

Предварительную обработку исходных данных выполняют, как правило, с помощью преобразования Бокса – Кокса [4]. Последнее требует достаточно сложных вычислений. В рамках нашего исследования применялся упрощенный вариант преобразования в виде логарифмирования данных:

$$x_1 = \ln(X_1 + \varepsilon), \quad x_2 = \ln(X_2 + \varepsilon), \\ x_3 = \ln(X_3 + \varepsilon), \quad x_4 = \ln(X_4 + \varepsilon),$$

где смещение ε выбирают из условия $X_n + \varepsilon > 0$, $n = \overline{1; 4}$.

Объем выборки составил $M = 108$ компаний. Последующий анализ показал, что исходные данные содержат выбросы, существенно отстоящие от кластера типичных значений. Такой характер поведения иллюстрирует диаграмма рассеяния мультипликатора x_1 , представленная на рис. 1.

Рациональным инструментом удаления аномальных значений из данных являются оценки характеристик положения и масштаба, устойчивые к «загрязнению» распределений [5]. В частности, удобными являются экспоненциально взвешенные оценки (ЭВО) Л. Д. Мешалкина для математического ожидания $C_n(\lambda)$ и дисперсии $S_n^2(\lambda)$ распределения n -го фактора.

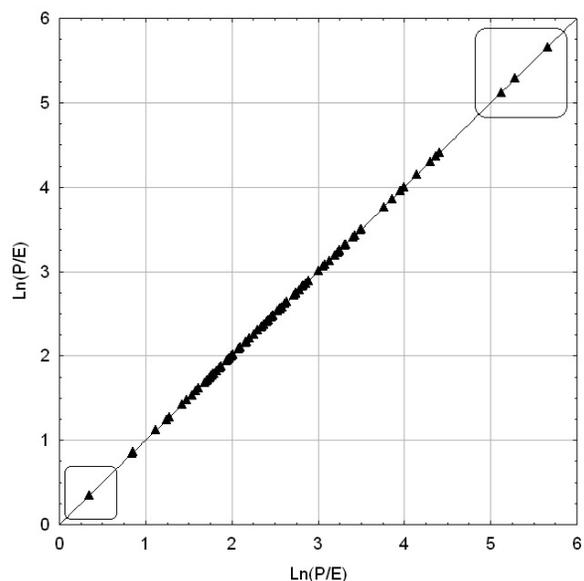


Рис. 1. Диаграмма рассеяния мультипликатора $\ln(P/E)$

Для параметра эффективности статистик $\lambda > 0$ ЭВО обеспечивают автоматическое подавление аномальных значений. Выбросам данных x_{mn} соответствуют большие расстояния Махалонобиса $d_{mn} = \{x_{mn} - C_n(\lambda)\} / S_n(\lambda)$, поэтому такие данные взвешиваются весами $w^\lambda(d_{mn}^2) = \exp(-\lambda d_{mn}^2 / 2)$. $w^\lambda(d_{mn}^2)$ достаточно малы, чтобы не вносить значимого вклада в выборочные оценки статистик.

В качестве порогов отсеечения аномальных значений выбрали величины $\{C_n(\lambda) \pm 2S_n(\lambda)\}$. Аномальные значения, находящиеся за пределами «двухсигмовой» зоны диаграммы рассеяния мультипликатора x_1 , оговорены на рис. 1.

3. Линейное преобразование факторов

Удаление аномальных значений из данных позволяет получить устойчивые к засорениям оценки наименьших и наибольших значений факторов и выполнить их преобразование $y_n = (x_n - x_n^{(\min)}) / R_n$, $n = 1; N$ к стандартному диапазону от 0 до 1.

Робастные оценки наименьших значений $x_n^{(\min)}$ мультипликаторов и диапазонов их изменения R_n представлены в таблице 1.

Таблица 1

Робастные оценки наименьших значений и диапазонов мультипликаторов

Фактор	$x_n^{(\min)}$	R_n
x_1	0,343590	4,060932
x_2	1,040277	4,208167
x_3	-1,89712	3,848728
x_4	-4,03419	3,485490

4. Выборочные оценки распределений факторов

Удобной для практического применения выборочной оценкой распределения фактора является гистограмма, сглаженная сдвигом (Average Shifted Histogram – *ASH*) [6]. Она представляет собой классическую гистограмму, сглаженную окном данных. Процедура сглаживания позволяет существенно снизить жесткое ограничение относительно необходимого объема M экспериментальных данных. Параметром сглаживания гистограммы n -го нормированного фактора является ширина разрядного интервала Δy_n . Ро-

бастное правило Фридмана – Дьякониса (Freedman – Diaconis) выбора этого параметра имеет вид $\Delta y_n = 2(IQ_n) / \sqrt[3]{M}$, где IQ_n – интерквартильный диапазон.

Дополнительным параметром сглаживания гистограммы является ширина суженных интервалов $\delta_n = \Delta y_n / k_n$, где k_n – их количество [6]. *ASH*-оценку распределения вычисляют по формуле дискретной свертки классической гистограммы, полученной для суженных интервалов, с окном данных $w_n(j)$, которое выбирают из условия $\sum_{j=1-k_n}^{k_n-1} w_n(j) = 1$. В этом случае *ASH*-оценка интегрируема с единицей. Такой нормировке удовлетворяет обобщенное окно вида:

$$w_n(j) = Ker(j/k_n) / \sum_{l=1-k_n}^{k_n-1} Ker(l/k_n),$$

где $Ker(v)$ – положительная непрерывная четная функция ядра, заданная на стандартном интервале $[-1; 1]$. Популярны модели ядерных функций приведены в монографии [6]. В частности, удобной для практического применения является трижды взвешенное окно Епанечникова $Ker(v) = 35(1-v^2)^3 / 32$, если $|v| \leq 1$ и ноль в противном случае.

5. Лингвистический анализ распределений факторов

Рациональный подход к формированию лингвистической переменной, описывающей классы градаций инвестиционного качества ЦБ, основан на аппроксимации *ASH*-оценки распределения нормированного финансового мультипликатора y_n , ($n = 1; N$) моделью конечной смеси из K_n стандартных распределений

$$g_n(y | \bar{\theta}_n) = \sum_{k=1}^{K_n} p_{kn} g_{kn}(y | c_{kn}, s_{kn}),$$

$$\sum_{k=1}^{K_n} p_{kn} = 1,$$

например гауссовых парциальных распределений:

$$g_{kn}(y | c_{kn}, s_{kn}) = \frac{1}{s_{kn} \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{d_n^2(y)}{2}\right\},$$

$$d_n(y) = \frac{y - c_{kn}}{s_{kn}}.$$

Здесь $\bar{\theta}_n = (p_{1n}, \dots, p_{K_n n}, c_{1n}, \dots, c_{K_n n}, s_{1n}, \dots, s_{K_n n})$ –

вектор параметров модели. Априорные веса p_{kn} ,

а также характеристики положения c_{kn} и масштаба s_{kn} , $n=1, N$ парциальных распределений оценивались с помощью модифицированного *EM*-алгоритма [7]. В рамках такого подхода стандартной целью обучения модели (3) является максимизация функционала правдоподобия Фишера

$$\bar{\theta}_n \Big|_{opt} = Arg \max_{\bar{\theta}_n} \left\{ L(\bar{\theta}_n) \right\},$$

$$L(\bar{\theta}_n) = \int_{-\infty}^{+\infty} \ln \left\{ g_n(y | \bar{\theta}_n) \right\} \varphi_n(y) dy.$$

Рациональной целью обучения является также минимизация функционала расстояния Бхаттария (Лабунец Л.В., 2000):

$$\bar{\theta}_n \Big|_{opt} = Arg \min_{\bar{\theta}_n} \left\{ D(\bar{\theta}_n) \right\},$$

$$D(\bar{\theta}_n) = -\ln \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} \sqrt{g_n(y | \bar{\theta}_n) \varphi_n(y)} dy \right\}.$$

Количество классов K_n и начальные приближений параметров $\bar{\theta}_n$ модели (4) выбирают исходя из анализа модальной структуры *ASH*-оценки распределения фактора y_n или на основе экспертных предпочтений.

На рис. 2 представлена *ASH*-оценка распределения нормированного фактора y_1 , полученная с помощью трижды взвешенного окна Епанечникова, и полигауссовская аппроксимация распределения, состоящая из трех лингвистических классов инвестиционного качества ценных бумаг.

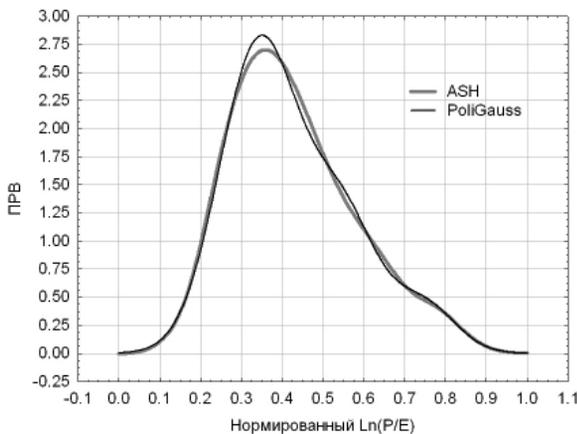


Рис. 2. *ASH*-оценка и ее полигауссовская аппроксимация для распределения нормированного фактора $\ln(P/E)$

Рисунок 3 демонстрирует процесс сходимости *EM*-алгоритма обучения модели (3) по критерию правдоподобия.

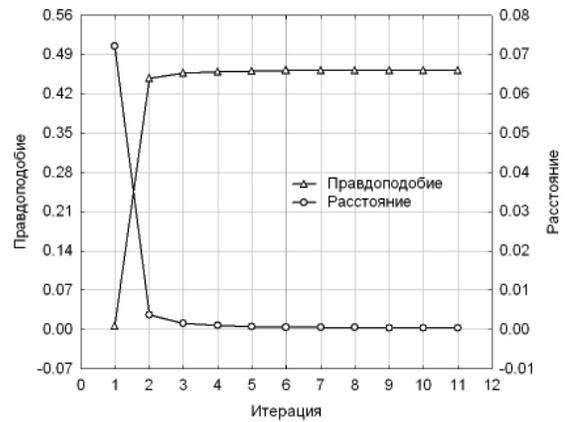


Рис. 3. Сходимость *EM*-алгоритма для фактора $\ln(P/E)$

Из графиков видно, что сходимость параметров модели к оптимальным значениям достигается практически за 4 итерации как по критерию правдоподобия Фишера, так и по критерию расстояния Бхаттария. Максимально правдоподобные оценки параметров полигауссовских аппроксимаций распределений нормированных финансовых мультипликаторов y_1, y_2, y_3 и y_4 сведены в таблицы 2–5.

Таблица 2

Показатель y_1			
k	p_{k1}	c_{k1}	s_{k1}
1	0.669920	0.344309	0.096678
2	0.245128	0.549084	0.083843
3	0.084952	0.746022	0.078023

Таблица 3

Показатель y_2			
k	p_{k2}	c_{k2}	s_{k2}
1	0.531089	0.245030	0.071076
2	0.411092	0.443529	0.085247
3	0.057819	0.642558	0.113572

Таблица 4

Показатель y_3			
k	p_{k3}	c_{k3}	s_{k3}
1	0.333340	0.228901	0.071801
2	0.479828	0.397545	0.080637
3	0.186832	0.568188	0.117692

Таблица 5

Показатель y_4

k	p_{k4}	c_{k4}	s_{k4}
1	0.228208	0.261980	0.086898
2	0.771792	0.560929	0.103614

6. Нечеткий логический вывод агрегированного показателя

Важно отметить, что трехмерный массив $P_n(k|y_{mn}, \bar{\theta}_n) = p_{kn} g_{kn}(y_{mn}|c_{kn}, s_{kn}) / g_n(y_{mn}|\bar{\theta}_n)$, $m = \overline{1, M}$, $k = \overline{1, K_n}$, $n = \overline{1, N}$ (4)

апостериорных весов (надежности) ассоциации значения $y_{mn} = (x_{mn} - x_n^{(min)}) / R_n$ n -го нормированного финансового мультипликатора для m -й компании с k -м классом инвестиционного качества ЦБ реализует механизм автоматической мягкой классификации ЦБ по критериям фундаментального анализа. Не отвергается ни одна из гипотез о принадлежности бумаги к K_n , $n = \overline{1, N}$ классам, а лишь взвешивается надежность гипотез относительно качества активов. В этом смысле EM-алгоритм является адаптивным, т.е. способен обновлять апостериорные веса по мере поступления новых значений фактора.

Кроме того, байесовская модель апостериорных весов (4) естественным образом обосновывает выбор лингвистических шкал

$$q_{nk}(y) = P_n(k|y, \bar{\theta}_n), \quad k = \overline{1, K_n}, \quad n = \overline{1, N}$$

в виде функций принадлежности $q_{nk}(y)$ ЦБ k -му классу инвестиционной привлекательности по критерию n -го показателя. Такой выбор удовлетворяет важному свойству нечеткого разбиения, для которого выполняется равенство $\sum_{k=1}^{K_n} q_{nk}(y) = 1$, $n = \overline{1, N}$.

В качестве примера на рис. 4 представлена байесовская модель лингвистической переменной «инвестиционное качество» российских акций по критерию нормированного финансового мультипликатора y_1 .

Значения a_m , $m = \overline{1, M}$ комплексного показателя инвестиционного качества биржевых активов вычисляются с помощью агрегирования нормированных финансовых мультипликаторов y_1, y_2, y_3 и y_4 методом двукратной свертки [1; 2] по формулам (1) и (2). Результаты расчета этого показателя для российских акций по со-

стоянию на 4 квартал 2010 г. сведены в таблицу 6. Вариационный ряд комплексного показателя a_m , упорядоченный по убыванию значений a_m , $m = \overline{1, M}$, позволяет ранжировать эмитентов по их инвестиционной привлекательности.

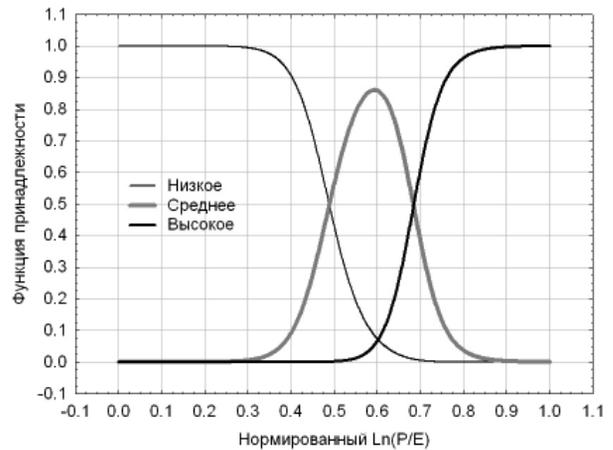


Рис. 4. Лингвистическая переменная «инвестиционное качество» акций по критерию нормированного фактора $\ln(P/E)$

Литература

1. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети : учебное пособие. – М. : Издательство Физико-математической литературы, 2001 г. – 224 с.
2. Недосекин А.О. Фондовый менеджмент в расплывчатых условиях. – СПб. : Сезам, 2003. – 200 с. На сайте <http://sedok.narod.ru/index.html>
3. Лабунец Л.В., Лабунец Е.Л., Лебедева Н.Л. Экспертная модель скоринга российских акций // Аудит и финансовый анализ. – 2014. – № 2. – С. 139–148.
4. Vovk, G.E.P., Cox, D.R. An analysis of transformation // Journal of the Royal Statistical Society. – Series B (Methodological). – 1964. – Vol. 26. – № 2. Pp. 211–252.
5. Шурьгин А.М. Прикладная стохастика: робастность, оценивание, прогноз. – М. : Финансы и статистика. – 2000. – 224 с.
6. Scott, D.W. Multivariate Density Estimation: Theory, Practice, and Visualization. – N.Y. : John Wiley & Sons, Inc, 1992. – 317 с.
7. Лабунец Л.В. Рандомизация многомерных распределений в метрике Махаланобиса // Радиотехника и электроника. – 2000. – Т. 45. – № 10. – С. 1214–1225.

Инвестиционное качество российских акций в 4-м квартале 2010 г.

Эмитент	m	a_m	$y_{m1}^{(AC)}$	$y_{m2}^{(AC)}$	$y_{m3}^{(AC)}$	$y_{m4}^{(AC)}$
Вимм-Билль-Данн	17	0.609920	1.000002	0.000000	0.000000	1.000000
Уралкалий	96	0.599720	0.965837	0.000000	0.000022	0.999978
Полюс Золото	71	0.582290	0.907454	0.000000	0.000070	0.999930
Красноярская ГЭС	40	0.576564	0.888276	0.000000	0.000109	0.999891
Ростелеком	78	0.574896	0.882688	0.000000	0.000124	0.999876
РОСБАНК	74	0.574783	0.882309	0.000000	0.000125	0.999875
НОВАТЭК	59	0.574755	0.882217	0.000000	0.000126	0.999874
Институт стволовых клеток человека	34	0.574613	0.881741	0.000000	0.000127	0.999873
Банк ВТБ Северо-Запад	8	0.573361	0.877547	0.000000	0.000141	0.999859
ВСМПО-АВИСМА	14	0.571552	0.871486	0.000000	0.000163	0.999837
Банк «Таврический»	11	0.568061	0.859796	0.000000	0.000220	0.999780
Сильвинит	86	0.564439	0.847663	0.000000	0.000302	0.999698
Центральный телеграф	103	0.564145	0.846680	0.000000	0.000310	0.999690
ВТБ	15	0.561091	0.836448	0.000000	0.000409	0.999591
Полиметалл	70	0.556645	0.821559	0.000000	0.000621	0.999379
Банк «Возрождение»	9	0.555852	0.818901	0.000000	0.000671	0.999329
Транс Контейнер	94	0.550502	0.800981	0.000000	0.001137	0.998863
Петрокоммерц	69	0.545773	0.785142	0.000000	0.001849	0.998151
Магнит	53	0.544206	0.779894	0.000000	0.002181	0.997819
КАЛИНА	37	0.528791	0.728261	0.000000	0.012251	0.987749
Мостотрест	55	0.526695	0.721243	0.000000	0.015694	0.984306
Номос банк	63	0.523774	0.711457	0.000000	0.022264	0.977736
Группа ЛСР	23	0.514249	0.679554	0.000000	0.071017	0.928983
ДИКСИГРУПП	27	0.509586	0.663934	0.000000	0.124476	0.875524
Кузбасская ТК	41	0.507170	0.655844	0.000000	0.164895	0.835105
ЮТК	108	0.506778	0.654531	0.000000	0.172434	0.827566
Сбербанк	81	0.499858	0.631352	0.000000	0.354728	0.645272
Волга Телеком	18	0.498898	0.628137	0.000000	0.386841	0.613159
ПАВА	67	0.498753	0.627652	0.000000	0.391795	0.608205
ТрансКредитБанк	95	0.498664	0.627353	0.000000	0.394864	0.605136
РусгрэйнХолдинг	80	0.496807	0.621134	0.000001	0.460573	0.539426
Банк «Санкт-Петербург»	10	0.494042	0.611870	0.000001	0.561649	0.438350
Новошип	62	0.487971	0.591538	0.000006	0.761502	0.238492
ТМК	90	0.482312	0.572582	0.000019	0.884902	0.115079
Челябинский трубопрокатный завод	104	0.481982	0.571478	0.000020	0.890093	0.109887
ЭОН-Россия (ОГК-4)	106	0.479370	0.562729	0.000033	0.924615	0.075352
РусГидро	79	0.478390	0.559447	0.000039	0.934860	0.065100
ИНТЕР РАО ЕЭС	33	0.478172	0.558717	0.000041	0.936963	0.062996
Энел ОГК-5	107	0.478051	0.558311	0.000042	0.938106	0.061853
Волжская ТГК (ТГК-7)	19	0.476831	0.554225	0.000052	0.948599	0.051349
Центр «Телеком»	102	0.476659	0.553648	0.000054	0.949941	0.050005

Сибирьтелеком	84	0.476609	0.553479	0.000054	0.950329	0.049617
АвтоВАЗ	3	0.476199	0.552106	0.000058	0.953375	0.046567
Северо-Западный телеком	82	0.474156	0.545266	0.000084	0.966127	0.033789
Авиакомпания «ЮТэйр»	2	0.473231	0.542165	0.000099	0.970755	0.029147
Дальневосточный Банк	29	0.471819	0.537436	0.000126	0.976669	0.023204
ДИОД	28	0.470968	0.534588	0.000146	0.979655	0.020199
МГТС	45	0.468763	0.527199	0.000213	0.985756	0.014031
ММК	46	0.467421	0.522707	0.000267	0.988524	0.011210
НЛМК	57	0.463424	0.509317	0.000517	0.993809	0.005673
ФСК ЕЭС	98	0.462166	0.505104	0.000635	0.994801	0.004563
Армада	5	0.460707	0.500218	0.000805	0.995656	0.003538
Мвидео	44	0.458231	0.491923	0.001200	0.996513	0.002287
Фармстандарт	99	0.449996	0.464343	0.004372	0.995114	0.000514
РНТ	73	0.449671	0.463254	0.004596	0.994920	0.000484
МРСК Центра и Приволжья	51	0.449547	0.462837	0.004685	0.994842	0.000473
Фосагро	100	0.448643	0.459810	0.005381	0.994219	0.000400
ГМК НорНикель	20	0.447153	0.454819	0.006751	0.992946	0.000303
МРСК Волги	48	0.441132	0.434652	0.016567	0.983337	0.000096
Балтика	7	0.440078	0.431122	0.019318	0.980604	0.000078
Акрон	4	0.434747	0.413267	0.041206	0.958767	0.000027
Уралсвязьинформ	97	0.431470	0.402290	0.064364	0.935623	0.000014
Распадская	76	0.430487	0.398999	0.073307	0.926682	0.000011
Мечел	54	0.430042	0.397507	0.077712	0.922277	0.000010
МТС	52	0.425736	0.383084	0.133500	0.866496	0.000004
Новосибирскэнерго	61	0.424823	0.380025	0.148817	0.851180	0.000003
ТД Копейка	89	0.424332	0.378383	0.157593	0.842404	0.000003
НМТП	58	0.418148	0.357667	0.302349	0.697650	0.000001
Силовые машины	85	0.414345	0.344930	0.417774	0.582226	0.000000
РОСИНТЕР	75	0.414121	0.344178	0.424958	0.575042	0.000000
Башкирэнерго	12	0.413671	0.342671	0.439428	0.560571	0.000000
Верофарм	16	0.412890	0.340058	0.464680	0.535320	0.000000
ИК РУСС-ИНВЕСТ	32	0.412047	0.337235	0.492042	0.507957	0.000000
Казаньоргсинтез	38	0.408019	0.323741	0.619188	0.380812	0.000000
Дальсвязь	30	0.401858	0.303107	0.778630	0.221370	0.000000
Синергия	87	0.400952	0.300071	0.797241	0.202759	0.000000
ПРОТЕК	68	0.397796	0.289498	0.852342	0.147658	0.000000
Дорогобуж	31	0.397783	0.289455	0.852539	0.147461	0.000000
Иркутскэнерго	36	0.395750	0.282648	0.880629	0.119371	0.000000
ОГК-2	65	0.395686	0.282432	0.881435	0.118565	0.000000
Седьмой континент	83	0.392379	0.271356	0.916587	0.083413	0.000000
Роснефть	77	0.390661	0.265602	0.930674	0.069326	0.000000
Группа «Разгуляй»	24	0.388524	0.258444	0.944979	0.055021	0.000000
АФК Система	1	0.387769	0.255914	0.949301	0.050699	0.000000
Аэрофлот	6	0.387219	0.254071	0.952234	0.047766	0.000000
Группа «Черкизово»	25	0.386490	0.251632	0.955856	0.044144	0.000000
ТНК-ВР	91	0.385222	0.247384	0.961517	0.038483	0.000000
Газпром	21	0.384485	0.244915	0.964464	0.035536	0.000000
Башнефть	13	0.382564	0.238480	0.971110	0.028890	0.000000
ДВМП	26	0.381360	0.234449	0.974611	0.025389	0.000000

ТГК-1	88	0.381300	0.234248	0.974774	0.025226	0.000000
Таттелеком	93	0.380786	0.232525	0.976125	0.023875	0.000000
МОЭСК	47	0.380683	0.232183	0.976385	0.023615	0.000000
Квадра (ТГК-4)	39	0.380105	0.230243	0.977801	0.022199	0.000000
Татнефть	92	0.378232	0.223970	0.981810	0.018190	0.000000
МРСК Центра	50	0.372077	0.203357	0.990438	0.009562	0.000000
ОГК-6	66	0.371060	0.199950	0.991386	0.008614	0.000000
Холдинг МРСК	101	0.370696	0.198729	0.991701	0.008299	0.000000
ОГК-1	64	0.370438	0.197867	0.991916	0.008084	0.000000
Иркут	35	0.365733	0.182108	0.994966	0.005034	0.000000
Газпромнефть	22	0.364752	0.178819	0.995432	0.004568	0.000000
Ленэнерго	43	0.353718	0.141863	0.998404	0.001596	0.000000
ЛУКОЙЛ	42	0.350762	0.131962	0.998780	0.001220	0.000000
Челябинский цинковый завод	105	0.347346	0.120521	0.999100	0.000900	0.000000
Нижнекамскнефтехим	60	0.345472	0.114245	0.999235	0.000765	0.000000
РАО ЭС Востока	72	0.337580	0.087810	0.999606	0.000394	0.000000
Мосэнерго	56	0.327473	0.053956	0.999821	0.000179	0.000000
МРСК Урала	49	0.311365	0.000003	1.000000	0.000000	0.000000