

11.2. СКОРИНГ БИРЖЕВЫХ АКТИВОВ НА ОСНОВЕ БАЙЕСОВСКОЙ НЕЧЕТКОЙ КЛАССИФИКАЦИИ

Лабунец Л.В., д.т.н., проф. кафедры «Системы обработки информации и управления» Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана, зав. кафедрой «Информационные системы в экономике и управлении»;

НОУ ВПО «Российский новый университет»;

Лабунец Е.Л., специалист отдела технического обеспечения управления банковских информационных технологий

ОАО «Национальный корпоративный банк»;

Лебедева Н.Л., главный специалист департамента информационных технологий ОАО «Банк ВТБ»

[Перейти на Главное МЕНЮ](#)
[Вернуться к СОДЕРЖАНИЮ](#)

В статье представлена система скоринга биржевых активов на примере акций российских компаний. Система основана на рациональном сочетании экспертных суждений и байесовского подхода к анализу данных в виде набора фундаментальных финансовых показателей деятельности компаний. Рассмотрены процедуры лингвистического анализа распределений мультипликаторов, формирования и оценки параметров нечеткого байесовского классификатора инвестиционного качества акций. Приведены результаты скоринга акций российских компаний.

ВВЕДЕНИЕ

Ряд причин, определяющих доходность, надежность и эффективность работы компании, по своей сути не поддаются контролю со стороны самой компании. Теория нечетких множеств выделяет два вида неопределенностей, обуславливающих наличие такого рода неконтролируемых факторов в процессе принятия финансовых решений [4]:

- неясность (отсутствие точного знания) относительно будущего состояния всех прогнозируемых параметров финансовой модели компании;
- нечеткость классификации отдельных сторон текущего финансового положения компании или состояния рынка ценных бумаг (ЦБ).

Рыночная неопределенность не обладает классической статистической природой. Экономика функционирует в непрерывно изменяющихся условиях, а закономерности циклического развития не являются стопроцентно воспроизводимыми.

Скоринг ЦБ предполагает комплексную оценку инвестиционного качества биржевых активов. Характерной особенностью такого рода процедуры является наличие значительной доли неопределенности результатов, обусловленной необходимостью учета большого количества «неконтролируемых» факторов и выбора параметров анализа ЦБ. Плодотворный подход к решению этой проблемы состоит, на наш взгляд, в рациональном сочетании методов статистического и экспертного оценивания. Агрегирование статистических данных и экспертных суждений позволяет в полной мере учесть всю доступную информацию для формирования обобщенных финансовых моделей и адекватных инвестиционных решений.

Экспертные знания, представленные в форме нечетких торговых правил, отражают причинно-следственные связи между макро- и микроэкономическими факторами, новостным фоном, финансовыми показателями компаний и т.п., с одной стороны, и ценовой динамикой ЦБ – с другой. Неопределенность торговых рекомендаций при формировании четких инвестиционных решений удастся учитывать на основе комплексирования байесовского подхода к диагностике финансовых рынков и экспертных суждений.

1. Нечетко-множественный подход к оценке инвестиционного качества ценных бумаг

Важным свойством человеческого интеллекта является способность принимать рациональные решения в обстановке неполной и нечеткой информации. Процедуры моделирования приближенных рассуждений человека являются ядром подсистемы интеллектуального анализа данных в экспертной системе поддержки принятия инвестиционных решений.

Показательным примером в указанном смысле является адаптивная система нечеткого логического вывода Такаги-Сугено-Канга (Takagi-Sugeno-Kanga – TSK) [1, 5] и соответствующая ей нечеткая нейронная сеть [5]. Архитектура TSK-сети позволяет агрегировать разнородные по своему смыслу финансовые индексы

$x_n, n = 1; N$ в единый комплексный показатель a инвестиционного качества актива. Структура показателя имеет вид [5]:

$$a = \sum_{k=1}^K c_k y_k(\bar{x});$$

$$c_k = q_k(\bar{x}) / \sum_{j=1}^K q_j(\bar{x}).$$

Здесь

$\bar{x} = (x_1, \dots, x_n)$ – набор признаков на входе сети, определяющих модель финансового анализа компаний;

$y_k(\bar{x})$ – заключение относительно качества фиксированного актива, формируемое k -м правилом базы знаний (БЗ);

c_k – нормированный вес значимости k -го правила БЗ.

В TSK-системе нечеткого вывода каждое правило БЗ в части своего условия может содержать N фактов, объединенных логическим отношением «И». Каждый факт – это экспертное суждение относительно уровня качества актива в терминах финансового показателя

$x_n, n = 1; N$. Соответственно функция принадлежности $q_k(\bar{x})$ для условия k -го правила определена операцией алгебраического произведения

$$q_k(\bar{x}) = \prod_{n=1}^N q_{nk}(x_n)$$

функций принадлежности $q_{nk}(x_n), n = 1; N$ фактов.

Очевидно, что такая логика вывода ассоциирует каждое правило БЗ с соответствующим классом инвестиционного качества ЦБ, например, «низкое», «среднее» или «высокое». В частности, для трехуровневой градации качества актива количество правил БЗ $K = 3$.

Заключение $y_k(\bar{x})$ каждого правила БЗ представляет собой четкую функцию факторов, как правило, линейную:

$$y_k(\bar{x}) = w_{ok} + \sum_{n=1}^N w_{nk} x_n,$$

где коэффициенты $w_{nk}, n = 1; N, k = 1; K$ приобретают смысл весов значимости признаков. Очевидной информационной избыточностью такой линейной модели является зависимость весов w_{nk} важности факторов от номера класса k качества ЦБ.

Таким образом, **TSK**-система формирует комплексный показатель инвестиционного качества биржевого актива в виде двукратной свертки сначала по значимости финансовых показателей эмитента и затем по классам качества актива. Подобный подход реализован в системе нечеткого логического вывода агрегированного показателя качества ЦБ Недосекина А. О. [4].

Информационную избыточность указанных выше моделей вывода устраняет, по нашему мнению, применение двукратной свертки в обратном порядке. В рамках такой последовательности нечеткого логического вывода 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 ЦБ:

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

- 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 нормированного показателя инвестиционной привлекательности биржевого актива m -й компании;

c_{nk} – центр группировки (узловая точка) k -ого лингвистического класса инвестиционного качества для n -ого финансового мультипликатора;

$y_{mn}^{(AC)}$ – n -й показатель инвестиционного качества ЦБ m -й компании, усредненный по лингвистическим классам.

Агрегированный показатель a_m инвестиционной привлекательности актива m -й компании в такой постановке учитывает:

- значимость исходных факторов в форме рангов r_n или нормированных весов w_n , $n = \overline{1; N}$ для цепочки предпочтений в рамках экспертной модели скоринга ЦБ [4];
- трактовку экспертами числовых значений исходных факторов в форме байесовских моделей лингвистических шкал $(q_{n1}, \dots, q_{nK_n})$, где K_n – количество лингвистических классов качества биржевого актива по критерию n -го фактора, а $q_{nk} = q_{nk}(y_n)$, $k = \overline{1; K_n}$ – значение функции принадлежности k -му классу измеренной величины n -го нормированного фактора y_n .

Иными словами, анализируется вся доступная информация на основе сочетания экспертных суждений о значимости факторов и байесовских моделей лингвистических переменных. В рамках такого подхода формирование оценок a_m , $m = \overline{1; M}$ комплексного показателя а для компаний предполагает выполнение следующих вычислительных этапов.

1. Предварительное преобразование исходных данных и удаление их аномальных значений.
2. Преобразование факторов к стандартному диапазону от нуля до единицы.
3. Выборочное оценивание распределений нормированных факторов.

4. Лингвистический анализ распределений нормированных факторов.
5. Нечеткий логический вывод агрегированного показателя.
6. Нечеткая байесовская 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 Открытое акционерное общество (ОАО) «Московская биржа ММББ – РТС». В работе анализировались значения следующих мультипликаторов:

$$X_1 = P/E;$$

$$X_2 = EV/EBITDA;$$

$$X_3 = P/S;$$

$$X_4 = ROE$$

за 4-й квартал 2010 г.

Предварительную обработку исходных данных выполняют, как правило, с помощью преобразования Бокса-Кокса [7]. Последнее требует достаточно сложных вычислений [3]. В рамках нашего исследования применялся упрощенный вариант преобразования в виде логарифмирования данных:

$$x_1 = \ln(X_1 + \varepsilon);$$

$$x_2 = \ln(X_2 + \varepsilon);$$

$$x_3 = \ln(X_3 + \varepsilon);$$

$$x_4 = \ln(X_4 + \varepsilon),$$

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

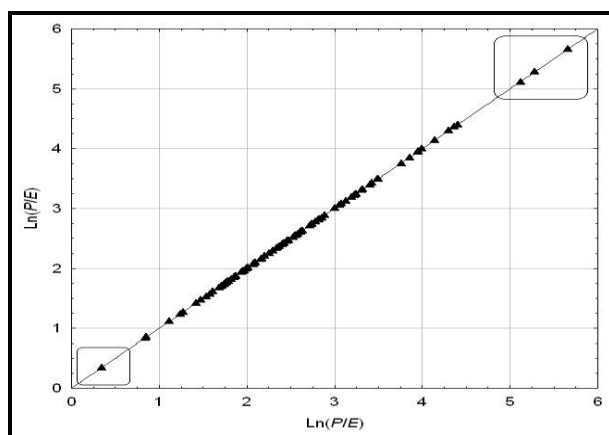


Рис. 1. Диаграмма рассеяния мультипликатора $\ln(P/E)$

Объем выборки составил $M = 108$ компаний. Последующий анализ показал, что исходные данные содержат выбросы, существенно отстоящие от кластера типичных значений. Такой характер поведения иллю-

стрирует 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 [6]. 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. ЭВО представляют собой решение следующей системы нелинейных уравнений:

$$\begin{cases} c_n(\lambda) = \frac{\sum_{m=1}^M w^{\lambda}(d_{mn}^2) x_{mn}}{\sum_{m=1}^M w^{\lambda}(d_{mn}^2)}; \\ s_n^2(\lambda) = \\ = (1 + \lambda) \frac{\sum_{m=1}^M w^{\lambda}(d_{mn}^2) \{x_{mn} - c_n(\lambda)\}^2}{\sum_{m=1}^M w^{\lambda}(d_{mn}^2)}. \end{cases} \quad (3)$$

где $d_{mn} = \{x_{mn} - c_n(\lambda)\} / s_n(\lambda)$ – расстояние Махалобиса от центра $c_n(\lambda)$ кластера типичных значений до отсчета x_{mn} n -го фактора для m -й компании;

$w(d^2) = \exp(-d^2/2)$ – весовая функция.

Для параметра эффективности статистик $\lambda > 0$ ЭВО обеспечивают автоматическое подавление аномальных значений. Выбросам данных x_{mn} соответствуют большие расстояния d_{mn} , поэтому такие данные взвешиваются весами $w^{\lambda}(d_{mn}^2)$ достаточно малыми, чтобы не вносить значимый вклад в общую сумму.

Простейший итерационный алгоритм решения системы уравнений (3) состоит в применении метода последовательных приближений. В качестве начальных значений характеристик положения и масштаба удобно выбрать оценки максимального правдоподобия:

$$\tilde{c}_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_{mn};$$

$$\tilde{s}_n^2 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (x_{mn} - \tilde{c}_n)^2, \quad n = \overline{1; N}.$$

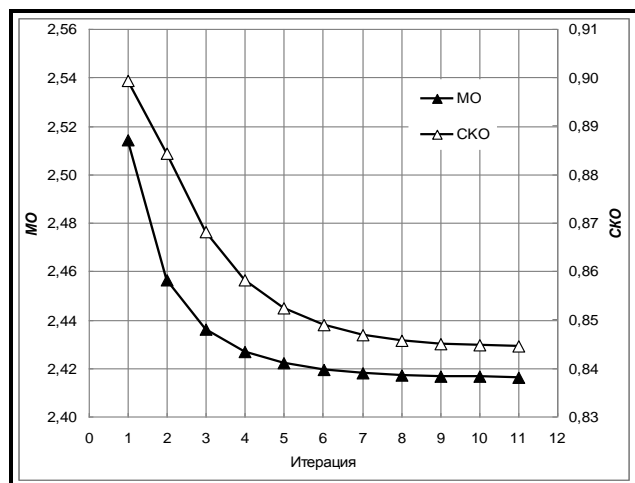


Рис. 2. Сходимость ЭВО характеристик положения и масштаба мультипликатора $\ln(P/E)$

Процесс сходимости оценок математического ожидания и среднего квадратичного отклонения мультипликатора x_1 для значения $\lambda = 0,5$ иллюстрирует рис. 2.

В качестве порогов отсека аномальных значений рационально выбрать величины $\{c_n(\lambda) \pm D s_n(\lambda)\}$.

Положительный множитель D определяет ширину зоны, ассоциированной с кластером типичных значений. Аномальные значения, находящиеся за пределами «двухсигмовой» зоны $D = 2$ диаграммы рассеяния мультипликатора x_1 , выделены контуром (см. 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 $y_n = (x_n - x_n^{(min)}) / R_n, \quad n = \overline{1; N}$ к стандартному диапазону от 0 до 1.

Робастные оценки наименьших значений $x_n^{(min)}$ мультипликаторов и диапазонов их изменения R_n представлены в табл. 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 распределения факторов

Удобной для практического применения выборочной оценкой распределения фактора является гистограмма, сглаженная сдвигом (Average Shifted Histogram, **ASH**) [8]. 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 . Робастное правило Фридмана – Дьякониса (Freedman – Diaconis) выбора этого параметра имеет вид $\Delta y_n = 2(\rho_n) / \sqrt[3]{M}$, где ρ_n – интерквартильный диапазон.

Дополнительным важным параметром сглаживания гистограммы является ширина суженных интервалов:

$$\delta_n = \Delta y_n / k_n,$$

где k_n – их количество [8].

Пусть в i -й суженный интервал $[i\delta_n; (i+1)\delta_n)$ попало $\vartheta(i)$ выборочных значений $\{y_{mn}\}_{m=1;M}$ n -го нормированного фактора y_n . Тогда **ASH**-оценку распределения вычисляют по формуле дискретной свертки:

$$\varphi_n(i \delta_n) = \frac{1}{M \delta_n} \sum_{j=1-k_n}^{k_n-1} w_n(j) \vartheta(i-j),$$

$$0 \leq i \leq I_n^{(max)} - 1.$$

где

$$\vartheta(i) = 0, \text{ если } i < 0 \text{ или } i \geq I_n^{(max)};$$

$$I_n^{(max)} = 1 / \delta_n - \text{ количество суженных интервалов.}$$

Окно данных $w_n(j)$ 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:

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

где

$\text{Ker}(v)$ – положительная непрерывная четная функция ядра, заданная на стандартном интервале [-1; 1]. Популярны модели ядерных функций приведены в монографии [8]. В частности, удобной для практического применения является трижды взвешенное окно Епанечникова $\text{Ker}(v) = 35(1-v^2)^3/32$ 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, может быть основан на аппроксимации **ASH**-оценки распределения нормированного финансового мультипликатора $y_n, n = \overline{1; N}$ моделью конечной смеси из k_n стандартных распределений [3]:

$$g_n(y | \bar{\theta}_n) = \sum_{k=1}^{k_n} p_{nk} g_{nk}(y | c_{nk}, s_{nk}), \sum_{k=1}^{k_n} p_{nk} = 1, \quad (4)$$

например, гауссовых парциальных распределений:

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

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

Здесь $\bar{\theta}_n = (p_{n1}, \dots, p_{nk_n}, c_{n1}, \dots, c_{nk_n}, s_{n1}, \dots, s_{nk_n})$ – вектор параметров модели. Априорные веса p_{nk} , а также характеристики положения c_{nk} и масштаба $s_{nk}, n = \overline{1; N}$ парциальных распределений удобно оценивать с помощью модифицированного **EM**-алгоритма [2]. В рамках такого подхода стандартной целью обучения модели (4) является максимизация функционала правдоподобия Фишера:

$$\bar{\theta}_n |_{opt} = \arg \max_{\bar{\theta}_n} \{L(\bar{\theta}_n)\};$$

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

Рациональной целью обучения является также минимизация функционала расстояния Бхатачария [2]:

$$\bar{\theta}_n |_{opt} = \arg \min_{\bar{\theta}_n} \{D(\bar{\theta}_n)\};$$

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

Решение этих задач условной оптимизации дает систему нелинейных уравнений [2] относительно параметров $\bar{\theta}_n, n = \overline{1; N}$ парциальных распределений:

$$\begin{cases} p_{nk} = \frac{1}{F(\bar{\theta}_n)} \int_{-\infty}^{+\infty} P_n(k | y, \bar{\theta}_n) f_n(y | \bar{\theta}_n) dy; \\ c_{nk} = \frac{1}{p_{nk} F(\bar{\theta}_n)} \int_{-\infty}^{+\infty} y P_n(k | y, \bar{\theta}_n) f_n(y | \bar{\theta}_n) dy; \\ s_{nk}^2 = \frac{1}{p_{nk} F(\bar{\theta}_n)} \int_{-\infty}^{+\infty} y^2 P_n(k | y, \bar{\theta}_n) f_n(y | \bar{\theta}_n) dy - c_{nk}^2. \end{cases} \quad (5)$$

Здесь

$$F_n(\bar{\theta}_n) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_n(y | \bar{\theta}_n) dy;$$

$$f_n(y | \bar{\theta}_n) =$$

$$= \begin{cases} \varphi_n(y) & , \text{ для правдоподобия,} \\ \sqrt{g_{nk}(y | \bar{\theta}_n)} \varphi_n(y) & , \text{ для расстояния} \end{cases}$$

$$k = \overline{1, K_n}$$

весовая функция, определяемая функционалом качества оценок параметров смеси;

$$P_n(k | y, \bar{\theta}_n) = p_{nk} g_{nk}(y | c_{nk}, s_{nk}) / g_n(y | \bar{\theta}_n) \quad (6)$$

апостериорный вес (надежность) ассоциации значения y нормированного финансового мультипликатора y_n с k -м классом инвестиционного качества ЦБ.

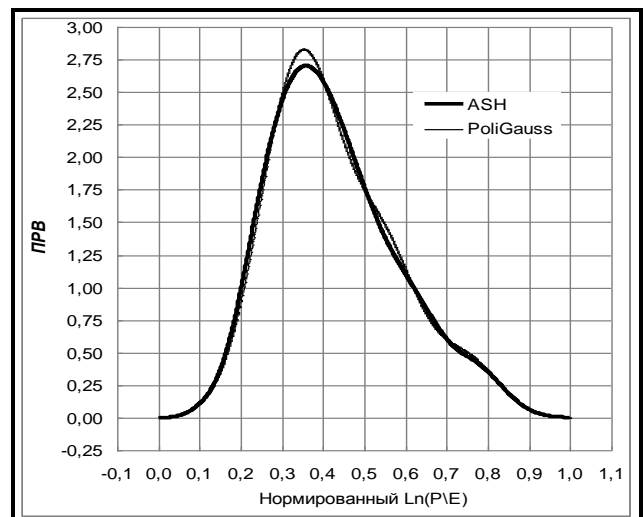


Рис. 3. ASH-оценка и ее полигауссовская аппроксимация для распределения нормированного фактора $\ln(P/E)$

Каноническая форма системы уравнений (5) позволят получать ее решение методом последовательных приближений. 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. 3 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 ЦБ.

Рис. 4 демонстрирует процесс сходимости EM-алгоритм обучения модели (4) по критерию правдоподобия. Из графиков видно, что сходимость параметров модели к оптимальным значениям достигается практически за четыре итерации как по критерию правдоподобия Фишера, так и по критерию расстояния Бхатачария.

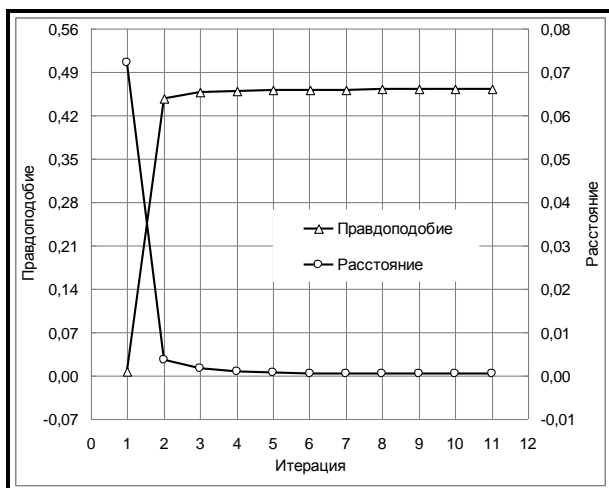


Рис. 4. Сходимость EM-алгоритма для фактора $\ln(P/E)$

Максимально правдоподобные оценки параметров полигауссовских аппроксимаций распределений нормированных финансовых мультипликаторов y_1, y_2, y_3 и y_4 сведены в табл. 2-5.

Таблица 2

ПОКАЗАТЕЛЬ y_1

k	P_{1k}	C_{1k}	S_{1k}
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_{2k}	C_{2k}	S_{2k}
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_{3k}	C_{3k}	S_{3k}
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_{4k}	C_{4k}	S_{4k}
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 апостериорных весов

$$P_n(k | y_{mn}, \bar{\theta}_n), n = \overline{1, N}, k = \overline{1, K_n}, m = \overline{1, M},$$

где $y_{mn} = (x_{mn} - x_n^{(min)}) / R_n$ – значение n -го нормированного финансового мультипликатора для m -й компании, 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 (6) естественным образом обосновывает выбор лингвистических шкал:

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

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 силу этого условия объединение соседних лингвистических классов в соответствии с рекомендациями эксперта не составляет труда. В этом случае функция принадлежности консолидированного класса приобретает вид:

$$\tilde{q}_{nk}(y) = q_{nk}(y) + q_{n(k+1)}(y),$$

а количество классов K_n терм множества уменьшается на единицу.

В качестве примера на рис. 5 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 а инвестиционного качества биржевых активов вычисляются с помощью агрегирования нормированных фи-

нансовых мультипликаторов y_1, y_2, y_3 и y_4 методом двукратной свертки [1, 4] по формулам (1) и (2). Взвешивание мультипликаторов в формуле (2) выполняли весами важности факторов $w_1 = 0,577$, $w_2 = 0,193$, $w_3 = w_4 = 0,115$. Результаты расчета комплексного показателя a для российских акций по состоянию на 4-й квартал 2010 г. сведены в табл. 7 в приложении 1.

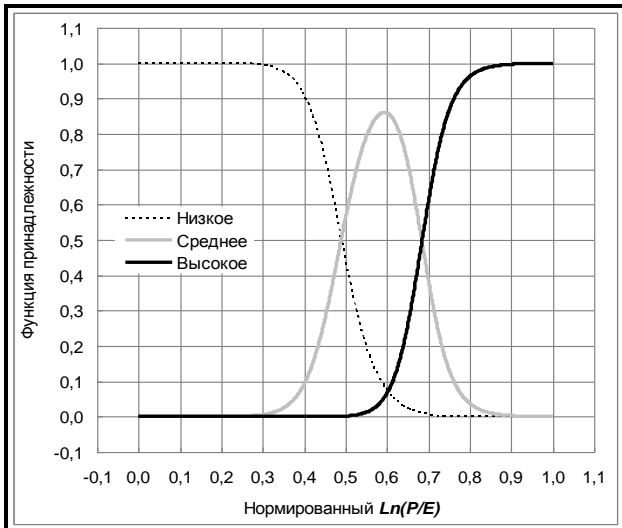


Рис. 5. Лингвистическая переменная «инвестиционное качество» акций по критерию нормированного фактора $\ln(P/E)$

7. Нечеткая классификация компаний

Вариационный ряд комплексного показателя a , упорядоченный по убыванию значений a_m , $m = \overline{1, M}$, позволяет ранжировать эмитентов по их инвестиционной привлекательности. Более того, нечетко-множественный анализ этого ряда в соответствии с вычислительными этапами, представленными в разделах 3-6, позволяет классифицировать компании и сформировать торговые рекомендации относительно ЦБ эмитентов.

На рис. 6 представлена ASH-оценка распределения нормированного показателя A , полученная с помощью трижды взвешенного окна Епанечникова, и полигауссовская аппроксимация распределения, состоящая из трех лингвистических классов инвестиционного качества ЦБ по критерию A .

Линейное преобразование:

$$A_m = (a_m - a_{min}) / (a_{max} - a_{min}), m = \overline{1, M}$$

агрегированного показателя a выполнялось для следующих предельных значений:

$$a_{min} = 0,311364 ;$$

$$a_{max} = 0,298556 .$$

Максимально правдоподобные оценки для параметров полигауссовской модели:

$$g(A|\theta) = \sum_{k=1}^3 p_k g_k(A|c_k, s_k), \sum_{k=1}^3 p_k = 1 \quad (7)$$

распределения нормированного показателя A представлены в табл. 6.

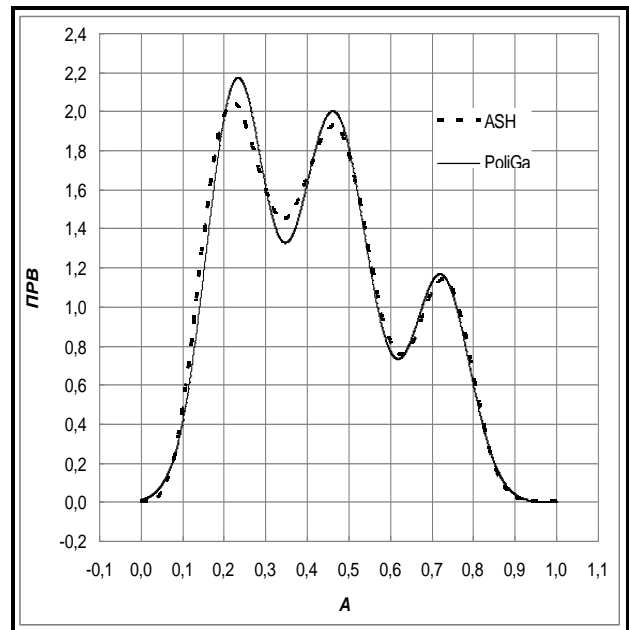


Рис. 6. ASH-оценка и ее полигауссовская аппроксимация для распределения нормированного комплексного показателя A

Таблица 6

ПАРАМЕТРЫ ПОЛИГАУССОВСКОЙ МОДЕЛИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ КОМПЛЕКСНОГО ПОКАЗАТЕЛЯ A

k	p_k	c_k	s_k
1	0,379654	0,228141	0,071259
2	0,423194	0,461556	0,084800
3	0,197153	0,720974	0,068498

Процесс сходимости EM-алгоритма практически за 4 итерации обучения модели (7) иллюстрирует рис. 7.

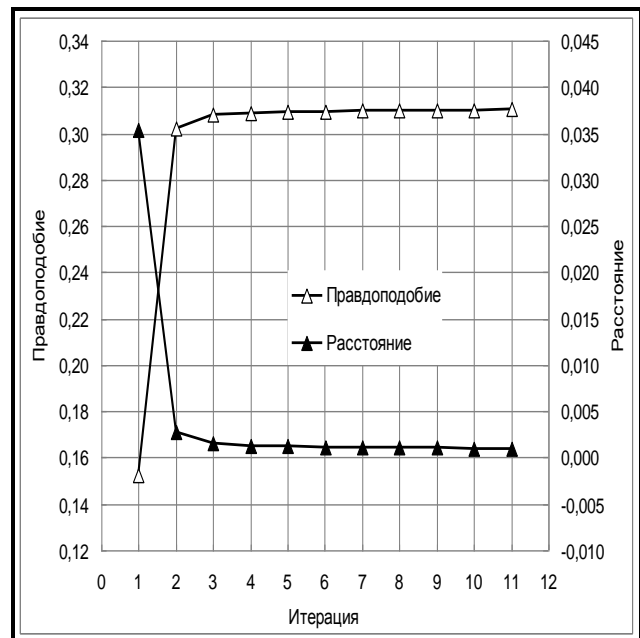


Рис. 7. Сходимость EM-алгоритма для комплексного показателя A

На рис. 8 представлена байесовская модель:

$$q_k(A) = p_k g_k(A | c_k, \sigma_k) / g(A | \bar{\theta}), k = 1, 2, 3 \quad (8)$$

лингвистической переменной «инвестиционное качество» российских акций по агрегированному критерию A . Функции принадлежности $q_1(A)$, $q_2(A)$ и $q_3(A)$ в этой модели описывают классы качества акций как «низкое», «среднее» и «высокое» соответственно. Эти уровни градации инвестиционной привлекательности активов ассоциированы с торговыми рекомендациями продавать, сохранять позицию или покупать.

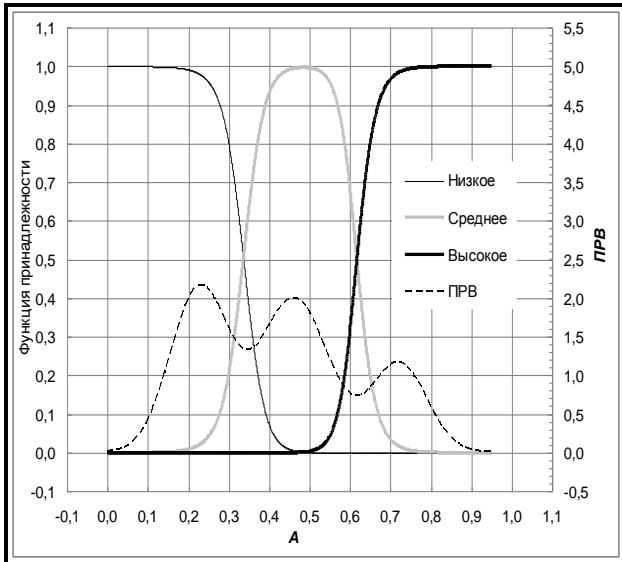


Рис. 8. Лингвистическая переменная «инвестиционное качество» акций по агрегированному критерию A

Результаты расчета значений $q_1(A_m)$, $q_2(A_m)$, $q_3(A_m)$, $m = \overline{1, M}$ функций принадлежности (8) акций $M = 108$ российских компаний сведены в табл. 8-10 в приложении 2. Принадлежность m -го биржевого актива к одному из трех классов инвестиционного качества определялась по правилу «победителя», т.е. наибольшего значения одной из трех функций принадлежности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе представлена система скоринга биржевых активов. Архитектура системы основана на рациональном сочетании экспертных, нечетко – множественных и статистических методов обработки финансовой информации. На примере ранжирования российских компаний, акции которых котируются на объединенной бирже ОАО «Московская биржа ММВБ – РТС», проиллюстрирована эффективность сочетания экспертного оценивания и байесовских моделей нечеткого логического вывода при формировании обобщенного показателя инвестиционного качества активов в рамках фундаментального анализа ЦБ.

Применение процедуры лингвистического анализа гистограмм сглаженных сдвигом для финансовых мультипликаторов компаний позволяет в значительной мере ослабить требования к объему исходных данных и, таким образом, синтезировать иерархическую структуру системы скоринга, например, по группам компаний, секторам экономики и национальной экономики в целом. В свою очередь байесовский подход к формированию лингвистических шкал инвестиционного качества ЦБ позволяет создавать адаптивные модели скоринга, отслеживающие изменение факторов во времени.

Приложение 1

Агрегированный показатель a_m

Таблица 7

ИНВЕСТИЦИОННОЕ КАЧЕСТВО 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
РусрэйвХолдинг	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 трубо-прокатный 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

Приложение 2

Классы инвестиционного качества акций
в 4-м квартале 2010 г.

Таблица 8

ЭМИТЕНТЫ С ВЫСОКИМ ИНВЕСТИЦИОННЫМ
КАЧЕСТВОМ

Эмитент	m	a_m	$y_{m1}^{(ac)}$	$y_{m2}^{(ac)}$	$y_{m3}^{(ac)}$	$y_{m4}^{(ac)}$
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

Эмитент	m	a_m	A_m	$q_1(A_m)$	$q_2(A_m)$	$q_3(A_m)$
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
Полус 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 Ствольных 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
ТрансКредит-Банк	95	0,498664	0,627353	0,000000	0,394864	0,605136
РусгрэйнХолдинг	80	0,496807	0,621134	0,000001	0,460573	0,539426

Таблица 9

ЭМИТЕНТЫ СО СРЕДНИМ ИНВЕСТИЦИОННЫМ
КАЧЕСТВОМ

Эмитент	m	a_m	A_m	$q_1(A_m)$	$q_2(A_m)$	$q_3(A_m)$
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

Эмитент	m	a_m	A_m	$q_1(A_m)$	$q_2(A_m)$	$q_3(A_m)$
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
Силловые 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

Таблица 10

ЭМИТЕНТЫ С НИЗКИМ ИНВЕСТИЦИОННЫМ КАЧЕСТВОМ

Эмитент	m	a_m	A_m	$q_1(A_m)$	$q_2(A_m)$	$q_3(A_m)$
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

Эмитент	m	a_m	A_m	$q_1(A_m)$	$q_2(A_m)$	$q_3(A_m)$
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

Литература

1. Круглов В.В. и др. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети [Текст] : учеб. пособие / В.В. Круглов, М.И. Длин, Р.Ю. Голунов – М. : Изд-во Физико-математической лит-ры, 2001. – 224 с.
2. Лабунец Л.В. Рандомизация многомерных распределений в метрике Махаланобиса [Текст] / Л.В. Лабунец // Радиотехника и электроника. – 2000. – Т. 45 ; № 10. – С. 1214-1225.
3. Лабунец Л. В. и др. Нечетко-множественный анализ московского рынка наружной рекламы [Текст] / Л.В. Лабунец, Н.Л. Лебедева, М.Ю. Чижов // Аудит и финансовый анализ. – 2014. – № 2. – С. 139-148.
4. Недосекин А.О. Фондовый менеджмент в расплывчатых условиях [Текст] / А.О. Недосекин. – СПб. : Сезам, 2003. – 200 с.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / С. Осовский. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
6. Шурыгин А.М. Прикладная стохастика: робастность, оценивание, прогноз [Текст] / А.М. Шурыгин. – М. : Финансы и статистика, 2000. – 224 с.
7. Box 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.
8. Scott D. W. Multivariate density estimation: theory, practice, and visualization. N.-Y.: John Wiley & Sons, Inc, 1992. 317 p.

Ключевые слова

Фундаментальный анализ; финансовые мультипликаторы; скоринг акций; нечеткий логический вывод; агрегированный показатель; лингвистический анализ гистограммы; EM-алгоритм, байесовский классификатор.

Лабунец Леонид Витальевич

Лабунец Елена Леонидовна

Лебедева Наталья Леонидовна

РЕЦЕНЗИЯ

Проектирование систем скоринга биржевых активов является одним из важных направлений формирования современных управленческих инноваций. Рейтингование такого рода экономических объектов свя-

зано с необходимостью учета рыночной неопределенности, не обладающей в полной мере статистической природой. Рациональный подход к решению проблемы учета нечеткости факторов, очевидно, состоит в сочетании методов математической статистики, теории нечетких множеств и экспертного оценивания. Комплексирование указанных методологий позволяет учесть всю доступную информацию и сформировать адекватные финансовые модели принятия решений на фондовом рынке. В этой связи методика агрегирования статистических данных и экспертных суждений, представленная в рецензируемой статье Лабунца Л.В., Лабунца Е.Л. и Лебедевой Н.Л., является актуальной темой исследования.

Научная новизна работы состоит в убедительной иллюстрации авторами естественной взаимосвязи вероятностно – статистических, нечетко – множественных и экспертных методологий анализа информации. На примере прикладной задачи скоринга акций российских компаний предложена теоретически обоснованная методика принятия инвестиционных решений. Логически обоснованная последовательность методов и моделей позволила реализовать существенные преимущества конгломерата непараметрической и параметрической прикладной статистики, с одной стороны, и алгоритмов нечеткого логического вывода, с другой стороны.

В частности, применение гистограммы сглаженной сдвигом в процессе выборочного оценивания распределений факторов, позволило существенно ослабить жесткое ограничение малого объема выборки. Последующий анализ распределений на основе полигауссовской модели и **EM**-алгоритма обеспечил возможность байесовского подхода к формированию лингвистических переменных инвестиционного качества ценных бумаг по выбранным экспертами финансовым мультипликаторам. Агрегирование этих факторов с помощью **TSK**-сети нечеткого логического вывода обеспечило учет экспертных суждений относительно значимости частных критериев.

В статье представлены практически важные результаты относительно классификации российских ценных бумаг по классам их инвестиционной привлекательности. Это, в свою очередь, позволяет формировать торговые рекомендации в процессе портфельного инвестирования. Также следует отметить, что существенную практическую значимость байесовского подхода к кластеризации биржевых активов составляет возможность создания адаптивных алгоритмов нечеткой кластеризации, т.е. учета динамики факторов в составе экспертной модели скоринга ценных бумаг.

Заключение: рецензируемая статья отвечает требованиям, предъявляемым к научным публикациям, и может быть рекомендована к опубликованию.

Орлов А.И., д.т.н., д.э.н., к.ф.-м.н., проф. кафедры «Экономика и организация производства» (ИБМ-2) научно-учебного комплекса «Инженерный бизнес и менеджмент» Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана, зав. лабораторией экономико-математических методов в контроллинге Научно-образовательного центра «Контроллинг и управленческие инновации» Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана

[Перейти на Главное МЕНЮ](#)
[Вернуться к СОДЕРЖАНИЮ](#)