



И.Ю. Выгодчикова, А.А. Гурьянова

ТЕХНОЛОГИЯ ПОРТФЕЛЬНОГО ИНВЕСТИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ДРЕВОВИДНОЙ СТРУКТУРЫ И МИНИМАКСНОГО КРИТЕРИЯ ОПТИМАЛЬНОСТИ

(Саратовский национальный исследовательский государственный университет имени Н.Г. Чернышевского»)

Авторами статьи разработан метод распределения капитала между инвестиционными проектами для крупнейших компаний – лидеров высокотехнологичных отраслей России. В основу заложен разработанный авторами метод интегрального ранжирования и коррекции решения с учётом отраслевого признака. Построена иерархическая система анализа данных, основанная на применении двухэтапного перераспределения долей инвестирования с учётом адаптации к требованиям доходности портфеля и минимаксного критерия оптимальности, позволяющего стабилизировать риск за счёт целенаправленного перераспределения между активами. Составлен алгоритм программной реализации модели. Важной особенностью разработанного метода является использование авторского математического аппарата, включающего иерархический анализ ранжированных показателей финансово-хозяйственной деятельности компаний с учётом их приоритетности и применение минимаксного подхода для получения рейтинговой оценки компаний с учётом отраслевого признака. Предложенный подход целесообразно применять для целевого финансирования крупных отраслевых компаний, занимающихся внедрением высокотехнологичных проектов.

Введение. Развитие информационных технологий в сфере телекоммуникаций и высокопроизводительных вычислений компаний позволяет усовершенствовать подход к рейтинговой оценке бизнеса. Такой показатель должен служить основой рейтинга компаний на международной арене перспективного и взаимовыгодного сотрудничества с целью инвестирования капитала. Если предполагается долгосрочное сотрудничество, необходимо стабилизировать инвестиции. Существуют высоко рисковые проекты, сулящие достойные доводы инвестору. Но для воплощения в жизнь таких проектов требуются дополнительные инвестиционные ресурсы, привлечь которые может новаторский подход к иерархической классификации компаний по их рейтингу. Именно такой инструментарий предложен в работе. Действительно, выбор компании ведущих отраслей не является однозначным до тех пор, пока не будет принят интегральный рейтинг компаний, оптимизированный к выбранной группе показателей. Развитие высоких технологий требует принятия быстрых и качественных решений о доле структуры инвестиционного капитала, направляемого для поддержки наукоёмких проектов [1]. Параметры модели должны чётко характеризовать структуру финансовых ресурсов на предприятии и позволять инвестору иметь веские основания полагать, что вложенные средства будут грамот-



но освоены и приведут к росту прибыли [2, 3]. Ряд сложностей возникает с применением традиционных моделей портфельного инвестирования. Так, для применения классической задачи Г.М. Марковица [4] необходимо определить ковариационную матрицу доходности активов, что не представляется возможным при осуществлении инвестирования с использованием инвестиционного кредитования или целевого финансирования наукоёмких проектов. Получение приближённых данных на основании анализа рядов динамики финансовых показателей за несколько лет существенно замедляет процесс принятия решений и, кроме того, приводит к искажению результата оптимизации. Поэтому актуальным направлением исследования является усовершенствование технологии портфельного инвестирования.

Целью исследования является разработка технологии портфельного инвестирования на основе оптимизационной модели минимакса и иерархического анализа данных в режиме древовидной структуры.

Минимаксный подход применяется для долевого распределения инвестиций. При этом важны показатели рейтингов отраслей.

Для построения математической модели вводятся следующие обозначения. Пусть для целей инвестирования рассматриваются m отраслей, и в каждой отрасли выбрано некоторое количество компаний, всего в анализе участвуют n компаний, распределённых по m отраслям.

Интегральные ранги компаний обозначим через $V_1 > 0, \dots, V_n > 0$ («1» – лучший, « n » – худший), соответственно, ранги компаний по отраслевому признаку обозначим через $W_1 > 0, \dots, W_n > 0$ («1» – лучший, « n » – худший). Нужно определить доли инвестирования компаний в каждой отрасли $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$. Обязательным условием построения модели является учёт приоритета отраслей для улучшения рейтинга компаний с использованием корректировки по отраслевому признаку.

На основе иерархического анализа статистических данных выполняется построение интегрального рейтинга компаний V , индексируемого согласно номеру компании в списке (для i -ой компании рейтинг V_i). В целях получения рекомендуемых долей инвестирования применяется математическая задача с негладким функционалом и линейным ограничением вида:

$$\max_{i=1, n} V_i \tilde{\theta}_i \rightarrow \min_{\tilde{\theta} \in D} D = \{ \tilde{\theta} = (\tilde{\theta}_1, \dots, \tilde{\theta}_n) \in R^n : \sum_{i=1}^n \tilde{\theta}_i = 1 \}, \quad (1)$$

решение задачи (1) определяется по формулам (2):

$$\tilde{\theta}_i = 1 / \left(V_i \sum_{k=1}^n (V_k)^{-1} \right), \quad i = \overline{1, n}. \quad (2)$$

По результатам анализа ранга компаний, который строится на основе иерархического анализа данных об их финансово-хозяйственной деятельности, отрасли ранжируются по следующему принципу:

ранг 1 присваивается отрасли, компания которой имеет лучший рейтинг, далее отрасли следуют в порядке убывания рейтингов лидирующих в рейтинге ком-



паний, и им присваивается самостоятельный рейтинг (ранг), от первого (1) до последнего (численно равного количеству анализируемых отраслей).

Обозначим W_k ранг k -ой отрасли согласно номеру отрасли в списке (по приоритету). Аналогично задаче (1), для отраслей ставится задача:

$$\max_{i=1,n} W_i \hat{\theta}_i \rightarrow \min_{\hat{\theta} \in D} D = \{ \hat{\theta} = (\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_n) \in R^n : \sum_{i=1}^n \hat{\theta}_i = 1 \}, \quad (3)$$

решение задачи (3) определяется по формулам (4):

$$\hat{\theta}_i = 1 / \left(W_i \sum_{k=1}^n (W_k)^{-1} \right), \quad i = \overline{1, n}. \quad (4)$$

Итоговый показатель для компаний получается путём корректировки решения задачи (1) за счёт решения задачи (3). Пусть $\sum_{i=1}^n \hat{\theta}_i \cdot \tilde{\theta}_i = z$. Доли инвестирования i -ой компании получаются по формулам (5):

$$\theta_i = \hat{\theta}_i \tilde{\theta}_i / z, \quad i = \overline{1, n}. \quad (5)$$

Вычислительный эксперимент. В вычислительном эксперименте учувствуют десять крупнейших по объёму реализации компаний за 2015. Для анализа рассматривается три года³: 2015, 2016, 2017. Анализируя методику, заложенную в основу построения рейтингового документа «Рейтинг крупнейших компаний России по объёму реализации продукции» за 2015 г. агентства «Эксперт РА»⁴ можно сделать вывод, что в 2015 г. показатели А, В и С положительно влияют на развитие бизнеса и их рост желателен для любой крупной компании. Коэффициенты корреляции между показателями АВ, ВС и АС находятся в диапазоне от 0.55 до 0.9. Такой же вывод можно сделать о данных за 2016 и 2017 гг. Следовательно, выполняются все допущения, принятые при построении модели рейтинга. Далее применяется метод интегрального ранжирования из [2] и метод инвестиционного анализа на основе интегрального рейтинга из [3], табл. 1, табл. 2.

Табл. 1. Рейтинг (2015-2017, десять лидеров по объёму выпуска)

Компания	Рейтинг 2015	Рейтинг 2016	Рейтинг 2017
Газпром	1	2	1
Лукойл	3	3	2
Роснефть	2	4	3
Сбербанк	4	1	4
Банк ВТБ	6	6	9
Магнит	9	7	10
X5 RetailGroup	10	9	6
Сургутнфтегаз	5	10	5
Татнефть	7	8	8

³ Рейтинг крупнейших компаний RAEX-600 (рейтингового агентства «Эксперт РА»). URL (за 2015, 2016, 2017 гг., соответственно): <https://raex-a.ru/ratings/expert400/2016>, <https://raex-a.ru/ratings/expert400/2017>, <https://raex-a.ru/ratings/expert400/2018> (дата обращения 01.04.2021)

⁴ Рейтинг крупнейших компаний России по объёму реализации продукции за 2015 г. рейтингового агентства «Эксперт РА». URL: https://raex-a.ru/rankingtable/top_companies/2017/main (дата обращения 01.04.2021)



Новатэк	8	5	7
---------	---	---	---

Табл. 2. Промежуточные вычисления (2015-2017, лидеры по объёму)

Компания	Отрасль	2015	2016	2017	Рейтинг отраслей
Газпром	нефтяная и газовая промышленность	34,14%	17,07%	34,14%	1
ЛУКОЙЛ	нефтяная и газовая промышленность	11,38%	11,38%	17,07%	1
Роснефть	нефтяная и газовая промышленность	17,07%	8,54%	11,38%	1
Сбербанк	банки	8,54%	34,14%	8,54%	2
Банк ВТБ	банки	5,69%	5,69%	3,79%	2
Магнит	розничная торговля	3,79%	4,88%	3,41%	3
X5 RetailGroup	розничная торговля	3,41%	3,79%	5,69%	3
Сургутнфтегаз	нефтяная и газовая промышленность	6,83%	3,41%	6,83%	1
Татнефть	нефтяная и газовая промышленность	4,88%	4,27%	4,27%	1
Новатэк	нефтяная и газовая промышленность	4,27%	6,83%	4,88%	1
		100,00%	100,00%	100,00%	

Табл. 3. Итоговые рейтинги компаний (2015-2017, лидеры по объёму)

Компания	Отрасль	Итоговый рейтинг 2015	Итоговый рейтинг 2016	Итоговый рейтинг 2017	Рейтинг отраслей
Газпром	нефтяная и газовая промышленность	38,76%	22,97%	38,90%	1
ЛУКОЙЛ	нефтяная и газовая промышленность	12,92%	15,32%	19,45%	1
Роснефть	нефтяная и газовая промышленность	19,38%	11,49%	12,97%	1
Сбербанк	банки	4,85%	22,97%	4,86%	2
Банк ВТБ	банки	3,23%	3,83%	2,16%	2
Магнит	розничная торговля	1,44%	2,19%	1,30%	3
X5 RetailGroup	розничная торговля	1,29%	1,70%	2,16%	3
Сургутнфтегаз	нефтяная и газовая промышленность	7,75%	4,59%	7,78%	1
Татнефть	нефтяная и газовая промышленность	5,54%	5,74%	4,86%	1
Новатэк	нефтяная и газовая промышленность	4,85%	9,19%	5,56%	1

Заключение. Практическое использование разработанного метода интегрального ранжирования компаний позволяет оптимизировать процесс распределения инвестиционных ресурсов и способствует поддержанию расширения производства высокотехнологичной продукции, производимой ведущими компаниями важнейших отраслей экономики России. Предложенный метод целесообразно использовать при разработке инвестиционной стратегии развития высокотехнологичной проектов.

Литература

1. Выгодчикова И.Ю., Селиванова А.А. Оценивание риска портфельного инвестирования на базе иерархической модели // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Экономика. Управление. Право. 2016. Т.16. Выпуск 1. С. 80-85.
2. Выгодчикова И.Ю. Построение рейтинга инвестиционной привлекательности крупнейших российских компаний с использованием минимаксного подхода // Статистика и экономика. 2020. Том 17, № 2. С. 82-93, <https://doi.org/10.21686/2500-3925-2020-2-82-93>.



3. Выгодчикова И.Ю. Инструментарий принятия решений об инвестировании крупных российских компаний с использованием иерархической процедуры ранжирования и минимаксного подхода // Прикладная информатика. 2019. Том 14. № 6 (84). С. 123-137.

4. Markovitz H.M. Portfolio selection // J. of Finances. 1952. Vol. 7, №1.

Э.С. Кодиров, А.В. Махкамов, Ш.Ш. Абдувахобов

ОСНОВНЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ МЯГКИХ ВЫЧИСЛЕНИЙ: НЕЧЕТКИЕ ЛОГИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ

(ТУИТ им. Мухаммада Аль-Хоразмий, Фергана, Узбекистан)

В последние годы нейронные сети, модели нечеткой логики и опорные векторные машины используются во многих различных областях. В этом разделе в первую очередь обсуждаются модели NN и FL. Однако из-за очень высокой степени сходства между NN и SVM почти все комментарии о репрезентативных свойствах NN также могут быть применены к SVM. Модели NN и FL являются инструментами моделирования. Они действуют таким же образом после завершения этапа обучения НС или внедрения человеческих знаний о какой-то конкретной задаче ПЛ. Это две стороны одной медали. Будет ли более подходящим инструментом для решения данной проблемы модель NN или FL, зависит от наличия предшествующих знаний о моделируемой системе и количества измеренных данных процесса. На полюсе НЕТ есть проектная ситуация черного ящика, в которой процесс полностью неизвестен, но есть примеры (измерения, записи, наблюдения, образцы, пары данных). На другом полюсе (модель FL) решение проблемы известно, то есть существует структурированное человеческое знание (опыт, знания, эвристика) о процессе. Тогда есть ситуация белого ящика. Короче говоря, чем меньше предшествующих знаний, тем больше вероятность того, что для попытки решения будет использован подход NN, а не FL. Чем больше знаний доступно, тем больше подходит проблема для применения моделирования нечеткой логики. В целом оба инструмента ориентированы на решение задач распознавания (классификации) и регрессии (приближение многомерной функции). Например, когда они применяются в области управления системой или в области обработки цифровых сигналов, нейронные сети можно рассматривать как инструмент нелинейной идентификации. Это наиболее тесная связь со стандартной и хорошо развитой областью оценки или идентификации линейных систем управления. Базовые зависимости (если они есть) обычно далеки от линейности, и линейные допущения больше не могут иметь места. Придется добавить новый скрытый слой нейронов. Таким образом, сеть может моделировать нелинейные функции. Этот этап проектирования приводит к огромному увеличению возможностей моделирования, но за это приходится платить: придется выполнять нелинейное обучение, а это, как пра-