

Вестник НГУЭУ. 2025. № 2. С. 62–75

Vestnik NSUEM. 2025. No. 2. P. 62–75

Научная статья

УДК 004.089

DOI: 10.34020/2073-6495-2025-2-062-075

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ ПОДДЕРЖКА
ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ЧАСТНОГО ИНВЕСТОРА
НА ФОНДОВОМ РЫНКЕ**

Кондратьева Ольга Владимировна¹, Сметанина Ольга Николаевна²

^{1,2} *Уфимский университет науки и технологий*

¹ kondr_o@mail.ru

² smoljushka@mail.ru

Аннотация. В статье предлагается использование интеллектуальной информационной поддержки при принятии решений в процессе формирования портфеля ценных бумаг на основе инженерии знаний, принципа обратной связи и адаптации моделей оценки риска. Анализируется структурная схема системы управления процессом формирования портфеля ценных бумаг, которая включает три контура – регулирования, адаптации и обучения. Установлено, что системный подход позволяет рассматривать процесс формирования инвестиционного портфеля в контексте и текущей актуальной ситуации, и реальных финансовых результатов, и когнитивных особенностей инвестора. Отражены результаты вычислительного эксперимента, проведенного с использованием исторических данных котировок ценных бумаг, которые в сравнении в бенчмарк показали, что применение интеллектуальной информационной поддержки позволяет повысить эффективность принимаемых решений.

Ключевые слова: интеллектуальная поддержка принятия решений, адаптация моделей оценки риска, система управления, принцип трехуровневого управления, рынок ценных бумаг, инвестор

Для цитирования: Кондратьева О.В., Сметанина О.Н. Интеллектуальная информационная поддержка принятия решений частного инвестора на фондовом рынке // Вестник НГУЭУ. 2025. № 2. С. 62–75. DOI: 10.34020/2073-6495-2025-2-062-075.

© Кондратьева О.В., Сметанина О.Н., 2025



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License

Original article

INTELLECTUAL INFORMATION SUPPORT FOR DECISION-MAKING OF A PRIVATE INVESTOR IN THE STOCK MARKET

Kondratieva Olga V.¹, Smetanina Olga N.²

^{1,2} *Ufa University of Science and Technology*

¹ kondr_o@mail.ru

² smoljushka@mail.ru

Abstract. The article proposes the use of intellectual information support for decision making in the process of forming a securities portfolio based on knowledge engineering, the feedback principle and adaptation of risk assessment models. The structural diagram of the system for managing the process of forming a securities portfolio is considered, which includes three circuits – regulation, adaptation and training. It has been established that the systematic approach allows us to consider the process of forming an investment portfolio in the context of the current actual situation, real financial results, and cognitive characteristics of the investor. The results of a computational experiment conducted using historical data on securities quotes are presented, which, in comparison with a benchmark, showed that the use of intellectual information support can improve the efficiency of decisions made.

Keywords: intellectual decision-making support, risk assessment models adaptation, management system, three-level management principle, securities market, investor

For citation: Kondratieva O.V., Smetanina O.N. Intellectual information support for decision-making of a private investor in the stock market. *Vestnik NSUEM*. 2025; (2): 62–75. (In Russ.). DOI: 10.34020/2073-6495-2025-2-062-075.

Введение

Начиная с 2019 г. по настоящее время наблюдается экспоненциальный рост уникальных брокерских счетов на российской фондовой бирже и положительная динамика объемов торгов рынка акций, что говорит о современном тренде поведения частных инвесторов, которые теперь инвестируют деньги в фондовый рынок. Этому способствует и наличие налоговых льгот для владельцев индивидуальных инвестиционных счетов, и рост финансовой грамотности населения, и снижение барьеров для входа на торги на бирже посредством цифровизации. Таким образом, на текущий момент фондовый рынок с одной стороны, определяет уровень национального богатства и благополучия общества, а с другой – имеет в своем составе большое количество неопытных инвесторов, которые не защищены от рисков и, как следствие, от панического поведения на фондовом рынке, что может привести к деструктуризации портфеля и значительным финансовым потерям. Волатильность рынка, увеличение количества разнообразных типов финансовых инструментов, видов форм инфраструктуры для проведения операций на биржах ведет к росту неопределенности и сложности в принятии решений неквалифицированным инвестором. Актуальность задачи

поддержки принятия решений при формировании инвестиционных портфелей позволяет создать информационную прозрачность, финансовую стабильность и доступность финансовых услуг в интересах потребителя, являющихся одними из основных направлений развития финансового рынка Российской Федерации.

Так как санкционные мероприятия создали определенные сложности при реализации Государственной программы «Развитие финансовых и страховых рынков, создание международного финансового центра», актуальность внедрения прогрессивных интеллектуальных методов на финансовом рынке в условиях российской практики возрастает, что подтверждают исследования, основанные на применении глубокого машинного обучения с подкреплением [1, 2], искусственных нейронных сетей [3] и интеллектуальных агентов [4] при принятии решений в процессе управления портфелем ценных бумаг (ПЦБ).

В статье предлагается структурная схема процесса формирования состава портфеля ценных бумаг, основанная на принципе трехуровневого управления. Обозначены цели каждого контура управления, описаны входные, выходные данные и управляющие воздействия. Эффективность предложенной схемы управления процессом формирования ПЦБ подтверждена на основе вычислительного эксперимента по историческим данным котировок ценных бумаг, в результате которого были сформированы оптимальные портфели в разрезе целей потенциального инвестора (краткосрочные, среднесрочные и долгосрочные вложения) и проведен сравнительный анализ с доходностью бенчмарка.

Структура системы управления процессом формирования портфеля ценных бумаг

Общая структура системы управления процессом формирования портфеля ценных бумаг (рис. 1) включает контур СППР (пунктирная линия), позволяющий реализовывать информационную поддержку лицу, принимающему решения (ЛПР).

Компонентами системы управления являются субъект управления (ЛПР об инвестировании в ПЦБ) и объект управления (процесс формирования оптимального ПЦБ). Система управления характеризуется совокупностью векторов $\langle I, O, W, U \rangle$. Вектор $I = (i_1, i_2, i_3, i_4, \dots, i_m)$ представляет собой входные данные, где i_1 – уровень принятия ЛПР риска; i_2 – горизонт инвестирования; i_3 – текущий тренд; i_4 – тикер 1-й ценной бумаги (ЦБ) в портфеле; i_5 – тикер 2-й ЦБ в портфеле и т.д. Вектор $O = (o_1, o_2, o_3)$ представляет выходные данные, где o_1 – структура оптимального ПЦБ; o_2 – прогнозная доходность оптимального ПЦБ; o_3 – значение меры риска оптимального ПЦБ. Вектор $W = (w_1, w_2, w_3, w_4)$ отражает внешние возмущающие воздействия на процесс, где w_1 – волатильность рынка; w_2 – экономическая ситуация; w_3 – ликвидность финансового инструмента; w_4 – санкционные программы. Возмущающие воздействия влияют на входные данные системы, а именно: экономическая ситуация (w_2) определяет динамику текущего тренда (i_3); санкционные программы (w_4) ограничивают перечень потен-

циальных активов (i_4, i_5 и т.д.), включаемых в портфель. Волатильность рынка (w_1) и ликвидность финансового инструмента (w_3) влияют на расчетное значение меры риска исследуемых портфелей, так как используемые модели оценки риска содержат в том числе энтропийную меру, которая учитывает ликвидность акции, и дисперсию, которая отражает разброс доходностей ценных бумаг.

ЛПР анализирует рекомендации СППР, принимает решение и производит управляющее воздействие на процесс посредством выбора метода определения коэффициентов мер риска – согласно схеме алгоритма интеллектуальной поддержки принятия решений, представленной в [5], система может произвести динамический поиск параметров модели в реальном времени, либо выбрать уже откалиброванную модель из базы правил, согласно входных данных. Далее инвестор выбирает из перечня моделей, предложенных СППР, ту, на основании которой будет производиться оценка риска, и в результате этих воздействий получает результат O , который включает в себя долевую структуру, прогнозную доходность и значение меры риска ПЦБ – стрелка выхода на рис. 1.

В качестве управляющего воздействия на процесс выступают векторы $U_1 = (U_i, U_r, U_s)$, $U_2 = (U_{21}, U_{22})$ и U_3 , соответствующие трем контурам управления.

Цель контура регулирования – сформировать оптимальный портфель ценных бумаг для инвестирования путем решения двухкритериальной оптимизационной задачи, описанной в [5]. Критериями оптимальности являются доходность и риск, но в отличие от подхода Марковица [6] эти целевые функции рассчитываются на разных временных промежутках. Значение риска портфеля – на длительном интервале (исторические данные доходностей ценных бумаг за этот период являются датасетом для обучающей выборки), а значение доходности портфеля – на последующем коротком временном промежутке (исторические данные доходностей ценных бумаг за этот промежуток являются валидационной выборкой), следуя методике, предложенной в [7].

Цель контура адаптации – на основании фактических результатов оценить эффективности мер риска, которые были использованы при формировании оптимальных портфелей. Цель контура обучения – в случае отсутствия модели, соответствующей текущей ситуации, откалибровать коэффициенты меры риска и занести результаты в базу моделей. Обучение моделей семейства мер риска происходит на основе исторических данных о котировках ценных бумаг с использованием методов машинного обучения. Объектами выборки являются все возможные долевые структуры потенциальных портфелей: рассчитанные значения меры риска этих портфелей (первый критерий оптимизационной задачи) представляют собой характеристический признак объекта, а будущие доходности (второй критерий оптимизационной задачи) потенциальных портфелей определяют целевой признак объекта. Задача подбора векторных параметров моделей оценки риска решается с помощью алгоритма роевого интеллекта, так как метод роя частиц дает возможность отыскать и лучшее решение частицы, и лучшее решение всего роя – это позволило модифицировать алгоритм для

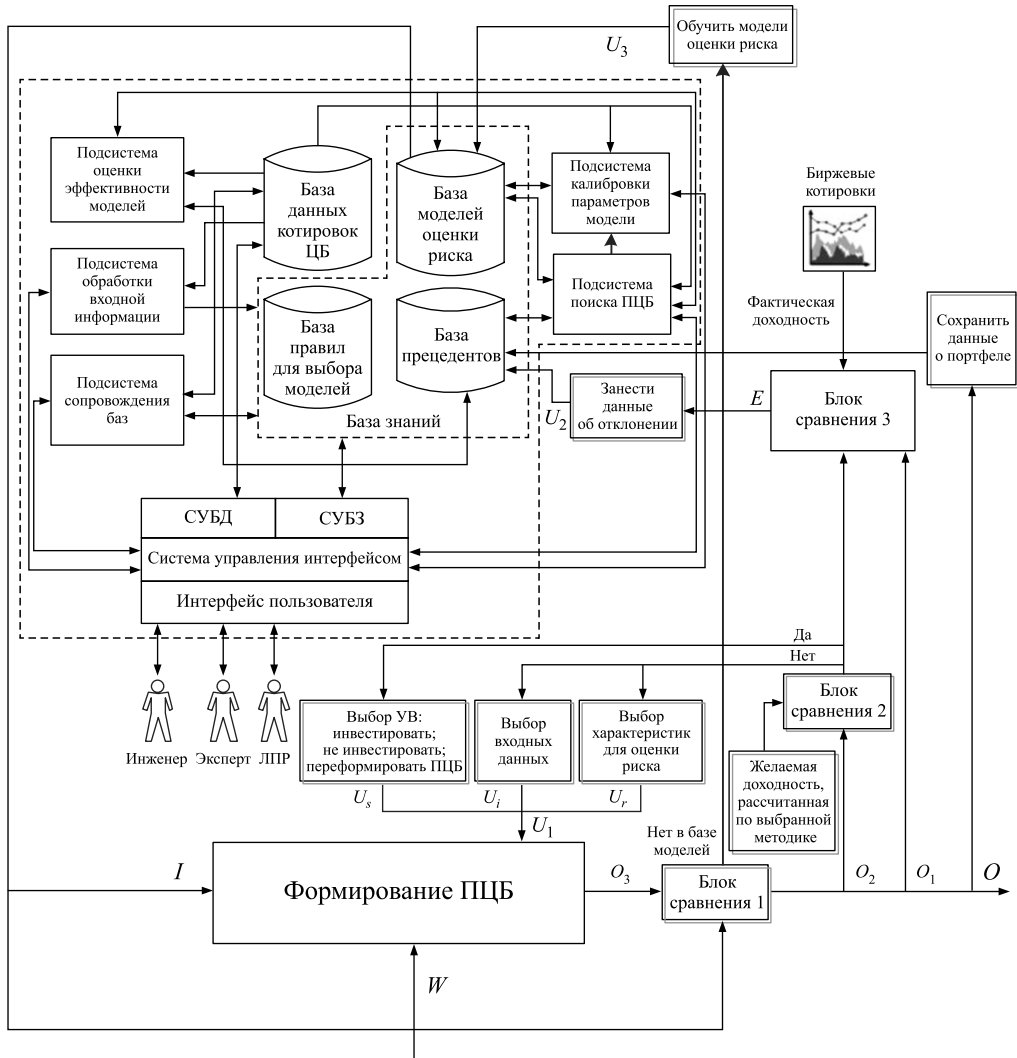


Рис. 1. Структурная схема системы управления процессом формирования ПЦБ
Structural diagram of the control system for the formation of the PCB

решения двухкритериальной оптимизационной задачи и использовать две целевые функции, что изложено в [8].

В процессе формирования портфеля инвестор (ЛПР) выбирает входные данные (U_i), характеристики для процедуры оценки риска портфеля (U_r) и принимает окончательное решение об инвестировании (U_s). СППР формирует оптимальный портфель для инвестирования, а ЛПР выбирает управляющее воздействие U_s :

$$U_s = U_{son} \oplus U_{soff} \oplus U_{sch}, \quad (1)$$

где U_{son} – инвестировать в предложенный ПЦБ; U_{soff} – не инвестировать в предложенный ПЦБ; U_{sch} – изменить характеристики, чтобы переформировать ПЦБ. При положительном заключении об инвестировании, информация о портфеле заносится в базу прецедентов как часть решения прецедента (блок «Сохранить данные о портфеле» на рис. 1).

Так как для переформирования портфеля есть возможность корректировки как входных параметров, так и характеристик для оценки риска, то U_{sch} представляет собой:

$$U_{sch} = U_i \otimes U_r, \quad (2)$$

где U_i – выбрать (скорректировать) начальные данные; U_r – выбрать (скорректировать) характеристики для оценки риска.

Вектор $U_i = (U_{i1}, U_{i2}, U_{i3})$, где U_{i1} – выбор (корректировка) листинга портфеля; U_{i2} – выбор (корректировка) риск-профиля инвестора; U_{i3} – выбор (корректировка) срока инвестирования.

Отношение инвестора к риску является субъективной характеристикой, но также может варьироваться в зависимости от представлений о надежности эмитентов, ценные бумаги которых входят в портфель. Для одного листинга потенциального портфеля ЛППР готов рисковать, для другого – нет, поэтому целесообразно иметь возможность корректировки риск-профиля инвестора. Выбор риск-профиля инвестора U_{i2} определяется как

$$U_{i2} = U_{i21} \oplus U_{i22}, \quad (3)$$

где U_{i21} – выбрать консервативное отношение к риску; U_{i22} – выбрать лояльное отношение к риску. Для консервативного инвестора, приоритетная цель которого снизить риск, СППР использует минимаксный подход для поиска оптимального портфеля, в результате которого будет сформирован умеренный ПЦБ, т.е. с низким уровнем риска. Для лояльного к риску инвестора, предпочтения которого направлены на повышенную доходность от вложений, система применяет максиминный подход и формирует агрессивный портфель с рекордной доходностью, но и более рискованный.

Выбор срока инвестирования U_{i3} определяется, как

$$U_{i3} = U_{i31} \oplus U_{i32} \oplus U_{i33}, \quad (4)$$

где U_{i31} – выбрать краткосрочное инвестирование; U_{i32} – выбрать среднесрочное инвестирование; U_{i33} – выбрать долгосрочное инвестирование. Предпочтения инвестора по периоду владения портфелем учитываются при формировании валидационной выборки, т.е. ее размер соответствует сроку вложений.

Для расчета значения риска потенциального портфеля инвестору нужно решить, использовать уже обученную модель оценки риска из базы знаний, либо откалибровать модель в реальном времени.

Устанавливается выбор способа нахождения параметров модели U_{r1} :

$$U_{r1} = U_{r11} \otimes U_{r12}, \quad (5)$$

где U_{r11} – использовать динамическую настройку моделей; U_{r12} – использовать поиск моделей из базы знаний.

В системе управления процессом формирования портфеля ценных бумаг присутствуют три блока сравнения, на которые поступает информация о характеристиках предлагаемого ПЦБ. На первый блок сравнения поступает информация о значении меры риска портфеля (o_3), и в случае, когда выходное значение является пустым множеством, это свидетельствует о том, что в базе знаний нет модели, соответствующей начальным харак-

теристикам. Реализуется управляющее воздействие U_3 – обученная модель оценки риска заносится в базу знаний.

Во втором случае прогнозная доходность (o_2) сравнивается с желаемой доходностью согласно используемой формуле расчета, чтобы определить, прогнозируется ли прибыль по предлагаемому оптимальному портфелю. В результате управления как минимум должно быть достигнуто эталонное значение прогнозной доходности, равное 1, что означает положительный доход. Если доходность меньше единицы, то СППР предлагает ЛПР изменить входные данные или способ калибровки моделей, чтобы получить положительный прогноз. Если прогнозируется положительная доходность (стрелка «да», выходящая из первого блока сравнения, на рис. 1), то инвестор реализует управляющее воздействие U_s .

Третий блок сравнения срабатывает по истечении горизонта инвестирования, тогда сравниваются фактическая и прогнозная доходность ПЦБ. Данные о фактической доходности портфеля рассчитываются, исходя из биржевых котировок на нужную дату, имитируя тем самым проведение инвестором сделки по продаже портфеля, в реальности этого не требуется. Отклонение E (на рис. 1 – выход из блока сравнения 2) является обратной связью в системе и определяет эффективность портфеля ЦБ, в который производилось инвестирование. Значение, определяющее разницу между фактической и прогнозной доходностью портфеля, заносится в базу прецедентов как характеристика результата и в дальнейшем влияет на оценку эффективности модели, используемой для данного прецедента.

Управляющее воздействие U_2 реализуется автоматически по окончании периода владением ПЦБ и представляет собой вектор $U_2 = (U_{21}, U_{22})$, где U_{21} – сохранить данные об отклонении фактической доходности от прогнозной в базе прецедентов; U_{22} – скорректировать процент позитивных кейсов в базе правил. Агрегированный показатель о проценте позитивных исходов формируется для оценки эффективности соответствующей модели оценки риска и является ключевым фактором при поддержке инвестора в принятии решения о выборе используемой меры риска для поиска оптимального ПЦБ.

Вычислительный эксперимент

Для оценки эффективности ПЦБ, сформированных при поддержке рекомендаций СППР, проведен вычислительный эксперимент на основе исторических данных о котировках следующих ценных бумаг: ООО «Яндекс» (YNDX), ПАО «Магнит» (MGNT), ПАО «Сбербанк» (SBER), ПАО «Лукойл» (LKOH), ПАО «ВТБ» (VTBR), ПАО «Мечел» (MTLRP), ПАО «Московская биржа ММББ-РТС» (MOEX), ПАО «Сургутнефтегаз» (SNGS), ПАО «НК Роснефть» (ROSN), ПАО «Газпром» (GAZP).

В качестве бенчмарка рассматривался Индекс МосБиржи (MOEX10), поэтому именно акции, составляющие данный индекс, представлены в листинге инвестиционного портфеля для оценки эффективности интеллектуальной информационной поддержки при формировании ПЦБ.

В качестве обучающей выборки использовались данные за период с 01.12.2014 по 31.12.2015, валидационная выборка рассматривалась в трех

вариантах в зависимости от намерений инвестора по периоду владения – месяц (для краткосрочного инвестирования), полгода (для среднесрочного инвестирования), год (для долгосрочного инвестирования). Оценка доходности предложенных СППР портфелей ценных бумаг рассчитывалась на тестовых выборках: в период экономического спада с 03.01.2017 по 29.12.2017, в период растущего фондового рынка с 04.01.2023 по 29.12.2023, таким образом учитывается различная экономическая ситуация (возмущающее воздействие w_2).

Для инвестора с агрессивным риск-профилем на первом этапе решения оптимизационной задачи отбираются портфели с максимальной доходностью, долевая структура выделенных портфелей представлена на рис. 2–4. Степень диверсификации полученных портфелей оценена индексом Херфиндаля–Хиршмана и представлена на гистограммах в качестве подписей оси абсцисс.

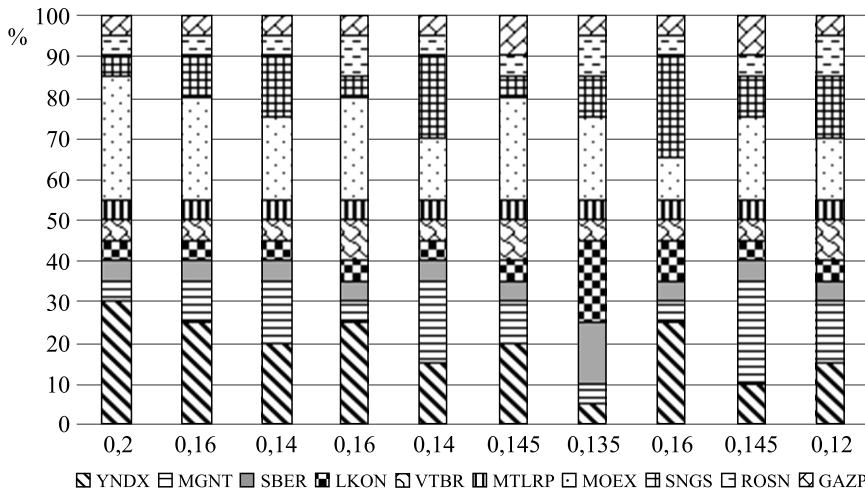


Рис. 2. Структура состава эффективных ПЦБ при краткосрочном инвестировании
The structure of the composition of effective PSCs for short-term investment

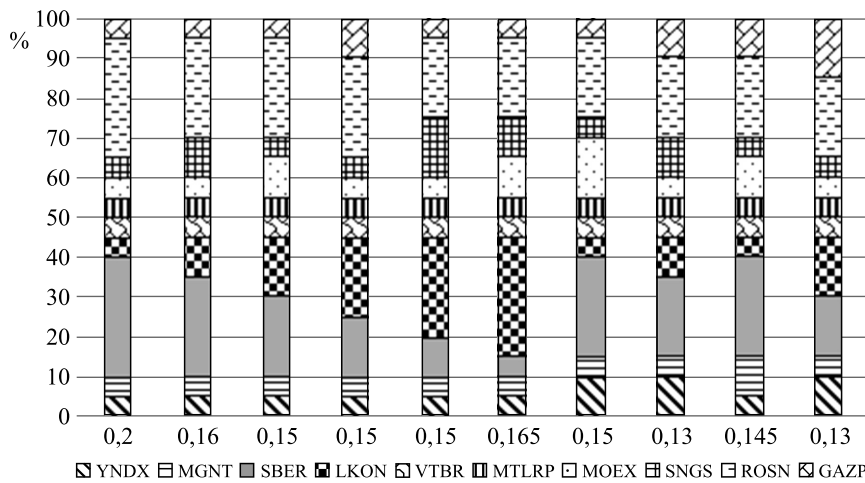


Рис. 3. Структура состава эффективных ПЦБ при среднесрочном инвестировании
The structure of the composition of effective PSCs for medium-term investment

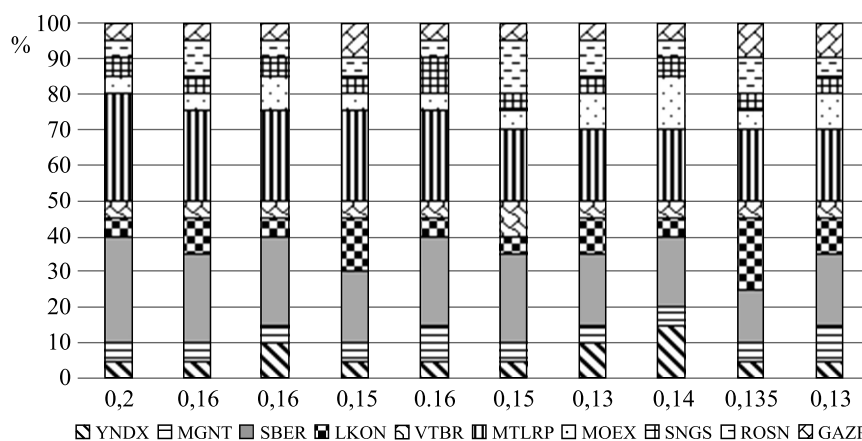


Рис. 4. Структура состава эффективных ПЦБ при долгосрочном инвестировании
The structure of the composition of effective PSCs in long-term investment

Гистограммы показали, что при краткосрочном и долгосрочном инвестировании 60 % портфелей с рекордной доходностью являются хорошо диверсифицируемыми, для среднесрочного периода владения таких ПЦБ 70 %. Используя модели оценки риска, предложенные [8], эффективные портфели были проанализированы на предмет меры риска.

Диаграммы рассеяния демонстрируют, что в случае краткосрочного инвестирования (рис. 5) комбинированная индексно-энтропийная мера $E-CVaR$ позволяет сформировать ПЦБ с наименьшим риском, в случае среднесрочного инвестирования (рис. 6) – обе меры $E-CVaR$ и $E-CIRM_1$ показывают идентичный результат, в случае долгосрочного периода владения (рис.7) – рекомендация приоритетных портфелей сформирована на основе использования меры $E-CIRM_1$.

В случае, если инвестор намерен инвестировать на короткий период, на основании прогнозной доходности, которая меньше единицы (см. рис. 5) СППР не будет рекомендовать производить вложения, а предложит изменить входные данные, например, период владения.

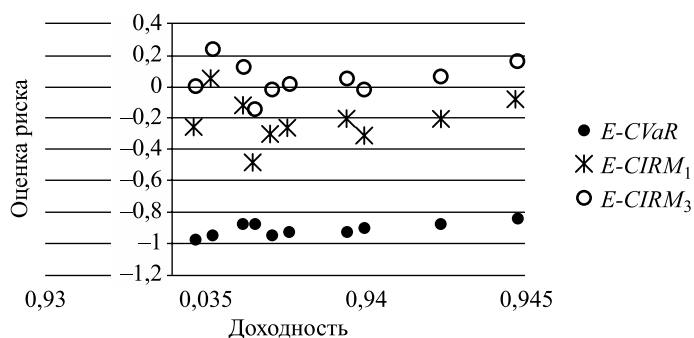


Рис. 5. Оценка риска и доходности эффективных ПЦБ при краткосрочном инвестировании
Risk and Return Assessment of Efficient PSCs for Short-Term Investments

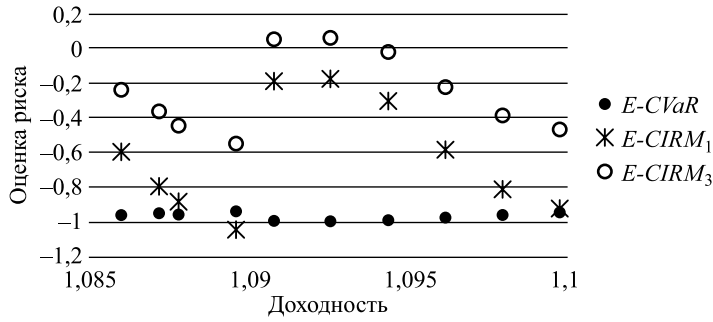


Рис. 6. Оценка риска и доходности эффективных ПЦБ при среднесрочном инвестировании
Risk and Return Assessment of Efficient PSCs for Medium-Term Investments

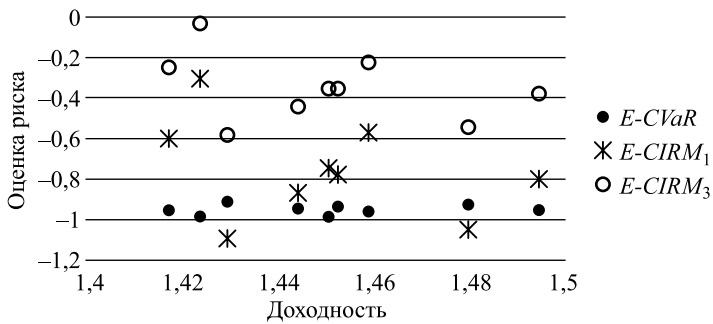


Рис. 7. Оценка риска и доходности эффективных ПЦБ при долгосрочном инвестировании
Risk and Return Assessment of Efficient PSCs in Long-Term Investments

Во всех трех вариантах значение меры $E-CVaR$ мало чувствительно к изменению долевой структуры эффективных портфелей – об этом свидетельствует размах значений от 0,06 до 0,12.

При валидационной выборке, равной кварталу на основе $E-CIRM_1$ и $E-CIRM_3$ сформированы эффективные портфели, у которых критерии доходности и риска имеют обратную зависимость (см. рис. 6). Данная особенность позволяет предложить инвестору рекордные по доходности портфели, не обремененные высоким риском.

Далее из отобранных портфелей на основе критерия минимального риска выделяются оптимальные ПЦБ (Π_1 – для краткосрочного инвестирования, Π_2 – для среднесрочного инвестирования, Π_3 – для долгосрочного инвестирования), которые можно рекомендовать инвестору.

На рис. 8 представлен вес каждой бумаги в оптимальных портфелях, а также состав индекса Мосбиржи, для сравнительного анализа между собой. В оптимальных портфелях для каждого из периодов владения больший вес имеют различные эмитенты: для Π_1 – это ПАО «Московская биржа ММВБ-РТС» и ПАО «Лукойл», для Π_2 – это ПАО «НК Роснефть» и ПАО «Сбербанк», для Π_3 – ПАО «Мечел» и ПАО «Сбербанк». Эффективность полученных на основе интеллектуальной информационной под-

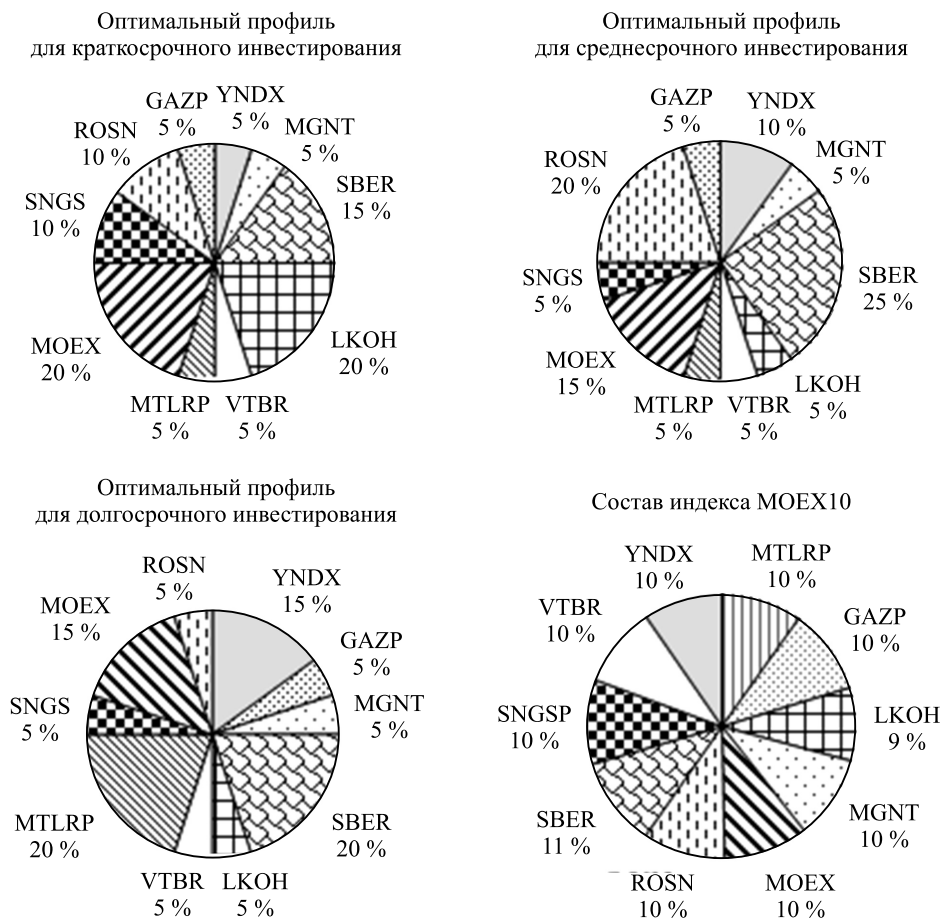


Рис. 8. Структура оптимальных портфелей
Structure of optimal portfolios

держки оптимальных портфелей была исследована в двух периодах – экономического кризиса (рис. 9) и экономического роста (рис. 10).

Направление тренда бенчмарка обусловлено общим состоянием фондового рынка, поэтому тестовая выборка за период 2017 г. отражает падающий тренд, за период 2023 г. – растущий тренд (линия MOEX10 на рис. 9 и 10).

В кризисный период оптимальные портфели так же, как и индекс Мосбиржи, имели отрицательную доходность до середины апреля 2017 г., позднее все три портфеля (Π_1 , Π_2 , Π_3) поменяли направление тренда и показали рост, который позволил достичь положительной доходности портфелям Π_1 и Π_2 в середине июля, а Π_3 – с ноября (см. рис. 9). Таким образом, даже в неблагоприятный для экономики в целом период портфель Π_2 показал годовую доходность 13,7 %, а портфель Π_3 – 17 %. Портфель Π_1 несмотря на то, что его система не будет рекомендовать инвестору ввиду отрицательных прогнозов, также был оценен на тестовой выборке, и результаты показали, что максимальная доходность 4,9 % достигнута в декабре 2017 г. В то же время бенчмарк на всем периоде тестовой выборки показал отрицательную доходность – убыток достигал 20 % (рис. 9, доходность 0,8).

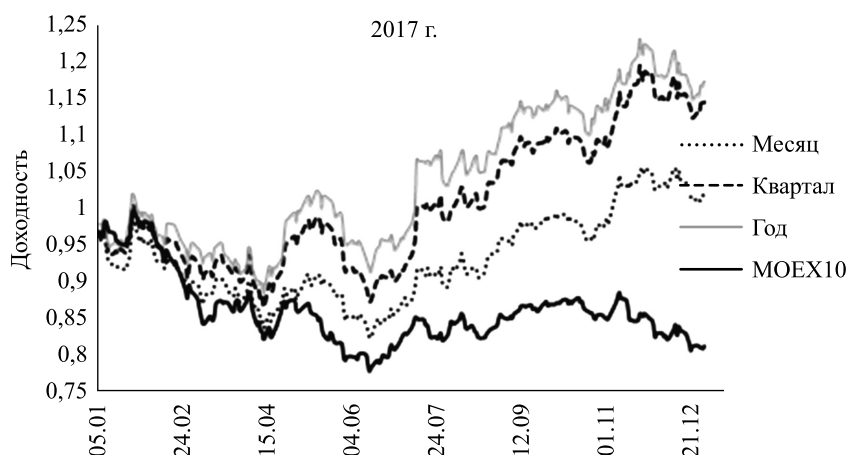


Рис. 9. Динамика доходности оптимальных портфелей в период экономического спада
Dynamics of the yield of optimal portfolios during economic downturns

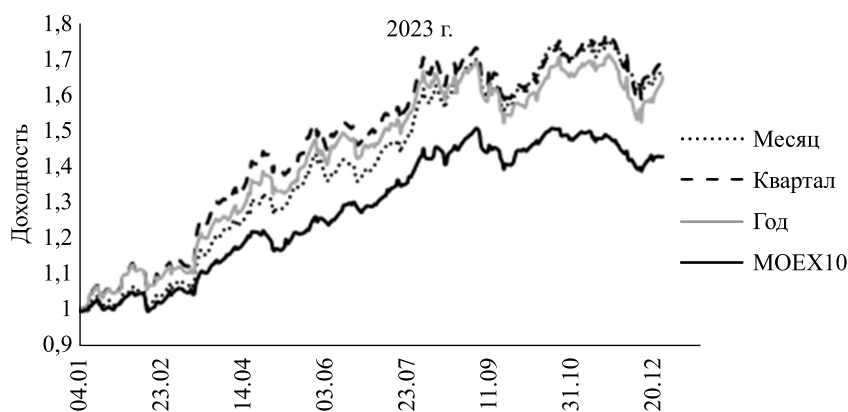


Рис. 10. Динамика доходности оптимальных портфелей в период экономического роста
Dynamics of the yield of optimal portfolios during the period of economic growth

Динамика доходности оптимальных портфелей в период экономического роста (рис. 10) демонстрирует растущий тренд для всех портфелей, а также показывает, что темпы роста превосходят рынок, так как линии Π_1 , Π_2 и Π_3 на всем периоде выше линии бенчмарка.

Выводы

Применение интеллектуальной информационной поддержки в рамках предложенной трехуровневой системы управления формированием портфеля ценных бумаг позволяет повысить эффективность принимаемых инвестиционных решений. Прецеденты содержат в себе не только данные о листинге и долевой структуре портфеля, но и информацию о риск-профиле и целях инвестора с точки зрения периода вложения, а также признак текущей ситуации на фондовом рынке, что позволяет повысить чувствительность в настройках математических моделей оценки риска и получать решения по составу портфеля с рекордными доходностями.

Список источников

1. Белоусов В.Е., Здольник В.В., Родионов Е.А., Морозов В.П. Применение глубокого машинного обучения для ситуационного управления портфелем финансовых инвестиций // Проектное управление в строительстве. 2020. № 2 (19). С. 82–87.
2. Денисов Н.С. К вопросу об управлении портфелями ценных бумаг с использованием технологий обучения с подкреплением // Цифровая трансформация социальных и экономических систем. Материалы международной научно-практической конференции. М., 2023. С. 237–242.
3. Морозов В.П., Белоусов В.Е., Сырин А.И. Применение искусственных нейронных сетей для управления инвестиционным портфелем в информационно-социоконвергентных системах // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2022. № 3 (67). С. 32–38.
4. Полянский А.М. Конфигурация сообщества интеллектуальных агентов для управления портфелем проектов // Современные тенденции развития инвестиционного потенциала в России. Материалы IV Всероссийской научно-практической конференции. М., 2022. С. 102–105.
5. Кондратьева О.В., Сметанина О.Н. Концепция интеллектуальной информационной поддержки принятия решений частного инвестора при формировании портфеля ценных бумаг // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2024. № 4 (68). С. 92–101.
6. Markowitz H.M. Portfolio Selection // J. Finance. 1952. No. 7 (1). P. 77–91.
7. Bronshtein E.M., Kondrateva O.V. Security Portfolio Management Based on Combined Entropic Risk Measures // Journal of Computer and Systems Sciences International. 2013. Vol. 52, no. 5. P. 837–841.
8. Bronshtein E.M., Kondrateva O.V. The Decision Support of the Securities Portfolio Composition Based on the Particle Swarm Optimization, Advances in Intelligent Systems Research // Proc. of the 7th Scientific Conference on Information Technologies for Intelligent Decision Making Support (ITIDS 2019). Atlantis Press, 2019. Vol. 166. P. 279–284.

References

1. Belousov V.E., Zdol'nik V.V., Rodionov E.A., Morozov V.P. Primenenie glubokogo mashinnogo obuchenija dlja situacionnogo upravlenija portfelem finansovyh investicij [Application of deep machine learning for situational management of a financial investment portfolio], *Proektnoe upravlenie v stroitel'stve [Project management in construction]*, 2020, no. 2 (19), pp. 82–87.
2. Denisov N.S. K voprosu ob upravlenii portfeljami cennyh bumag s ispol'zovaniem tehnologij obuchenija s podkrepleniem [On the issue of managing securities portfolios using reinforcement learning technologies]. *Cifrovaja transformacija social'nyh i jekonomicheskikh sistem. Materialy mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoj konferencii. Moscow, 2023. Pp. 237–242.*
3. Morozov V.P., Belousov V.E., Syrin A.I. Primenenie iskusstvennyh nejronnyh setej dlja upravlenija investicionnym portfelem v informacionnyh sociokiberfizicheskikh sistemah [Application of artificial neural networks for investment portfolio management in information socio-cyber-physical systems], *Informacionno-jekonomicheskie aspekty standartizacii i tehničeskogo regulirovanija [Information and economic aspects of standardization and technical regulation]*, 2022, no. 3 (67), pp. 32–38.
4. Poljanskij A.M. Konfiguracija soobshhestva intellektual'nyh agentov dlja upravlenija portfelem proektov [Configuration of a community of intelligent agents for project portfolio management]. *Sovremennye tendencii razvitija investicionnogo potenciala v Rossii. Materialy IV Vserossijskoj nauchno-prakticheskoj konferencii. Moscow, 2022. Pp. 102–105.*

5. Kondrat'eva O.V., Smetanina O.N. Konceptija intellektual'noj informacionnoj podderzhki prinjatija reshenij chastnogo investora pri formirovanii portfelja cennyh bumag [The concept of intellectual information support for decision-making of a private investor when forming a securities portfolio], *Prikaspijskij zhurnal: upravlenie i vysokie tehnologii* [Caspian Journal: Management and High Technologies], 2024, no. 4 (68), pp. 92–101.
6. Markowitz H.M. Portfolio Selection. *J. Finance*, 1952, no. 7 (1), pp. 77–91.
7. Bronshtein E.M., Kondrateva O.V. Security Portfolio Management Based on Combined Entropic Risk Measures. *Journal of Computer and Systems Sciences International*, 2013, vol. 52, no. 5, pp. 837–841.
8. Bronshtein E.M., Kondrateva O.V. The Decision Support of the Securities Portfolio Composition Based on the Particle Swarm Optimization, *Advances in Intelligent Systems Research. Proc. of the 7th Scientific Conference on Information Technologies for Intelligent Decision Making Support (ITIDS 2019)*. Atlantis Press, 2019. Vol. 166. Pp. 279–284.

Сведения об авторах:

О.В. Кондратьева – старший преподаватель, кафедра автоматизированных систем управления, Уфимский университет науки и технологий, Уфа, Российская Федерация.

О.Н. Сметанина – доктор технических наук, доцент, профессор, кафедра вычислительной математики и кибернетики, Уфимский университет науки и технологий, Уфа, Российская Федерация.

Information about the authors:

O.V. Kondratieva – Senior Lecturer, Department of Automated Control Systems, Ufa University of Science and Technology, Ufa, Russian Federation.

O.N. Smetanina – Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor, Department of Computational Mathematics and Cybernetics, Ufa University of Science and Technology, Ufa, Russian Federation.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

<i>Статья поступила в редакцию</i>	<i>01.02.2024</i>	<i>The article was submitted</i>	<i>01.02.2024</i>
<i>Одобрена после рецензирования</i>	<i>30.12.2024</i>	<i>Approved after reviewing</i>	<i>30.12.2024</i>
<i>Принята к публикации</i>	<i>22.02.2025</i>	<i>Accepted for publication</i>	<i>22.02.2025</i>