

УДК 004.023, 004.89

DOI: [10.26102/2310-6018/2021.33.2.029](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2021.33.2.029)

## Алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при формировании портфеля ценных бумаг на основе роевого интеллекта

**О.В. Кондратьева**

*Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Уфимский государственный авиационный технический университет»,  
Уфа, Российская Федерация*

**Резюме:** В статье рассматривается вопрос необходимости интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении процессом формирования портфеля ценных бумаг. Современные системы для поддержки принятия решений инвесторов основаны на классической теории управления портфелем ценных бумаг и предполагают выполнение требования об эффективности рынка, но современный фондовый рынок как отечественный, так и мировой, не может соответствовать данному условию. Возникает необходимость разработки новых методов и моделей для принятия эффективных решений при управлении портфелем ценных бумаг. Для поиска оптимального портфеля используется модифицированный метод роя частиц и исследуются его преимущества, среди которых сокращение количества вычислений целевой функции на 34 % и более. Предлагаемый алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений позволяет инвестору сделать выбор по трем аспектам: по способу определения параметров модели, по модели для оценки финансового риска и по доле структуры оптимального портфеля. База знаний объединяет базу моделей и базу прецедентов, а база правил содержит, в том числе агрегированные по всем прецедентам показатели эффективности модели оценки финансового риска. Рост базы прецедентов позволяет повысить достоверность оценки эффективности меры риска и сформировать (или адаптировать) производственные правила.

**Ключевые слова:** интеллектуальная поддержка принятия решений, метод роя частиц, нелинейная оптимизация, портфельная оптимизация, мера риска.

**Для цитирования:** Кондратьева О.В. Алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при формировании портфеля ценных бумаг на основе роевого интеллекта. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2021;9(2). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=975> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.029

## Intellectual decision-making support algorithm on the securities portfolio formation based on the swarm intelligence

**O.V. Kondrateva**

*Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education «Ufa State Aviation Technical University», Ufa, Russian Federation*

**Abstract:** The article discusses the need for intelligent support for decision-making when managing the securities portfolio forming process. Modern systems for making investors' decisions are based on the classical portfolio management theory and supposed the market efficiency requirement fulfillment. However, the nowadays stock market, both domestic and global, cannot satisfy this condition. For effective decisions, it is necessary to use new methods and models of portfolio management. A modified particle swarm method is used to find the optimal portfolio. Its advantages are investigated, among which are the number reduction of objective function computations by 34% or more. The proposed algorithm for intelligent decision support makes it possible to choose according to three aspects: the

determining the model parameters method, the financial risk assessment model, and the optimal portfolio structure. The knowledge base contains a database and a precedents base. The rule base includes indicators of the financial risk assessment model effectiveness aggregated for all precedents. The growth of the precedents base makes it possible to increase the authenticity of the risk measure efficiency assessment and makes it possible to form (or adapt) production rules.

**Keywords:** intelligent decision-making support, particle swarm method, nonlinear optimization, portfolio optimization, the risk measure

**For citation:** Kondrateva O.V. Intellectual decision-making support algorithm on the securities portfolio formation based on the swarm intelligence. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2021;9(2). Available from: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=975> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.029 (In Russ).

## Введение

В настоящее время на фоне снижения ставок по банковским вкладам, до уровня инфляции или ниже, происходит рост числа уникальных брокерских счетов, что говорит об увеличении количества лиц, которым необходима поддержка в принятии решения по формированию портфеля ценных бумаг. К росту неопределенности и сложности в принятии решений ведут как современное состояние российского финансового рынка, характеризующегося существенной нестабильностью, так и увеличение количества разнообразных типов финансовых инструментов. Таким образом, многообразие ценных бумаг, динамичность процессов на фондовом рынке, высокий уровень риска не позволяют принять однозначно правильное решение относительно структуры портфеля ценных бумаг, когда инвестору необходимо выбрать из совокупности альтернативных портфелей тот, который принесет в течение некоторого периода наилучший результат. В работе поставлена задача разработки алгоритма интеллектуальной поддержки принятия решений при управлении процессом формирования портфеля ценных бумаг.

## Постановка задачи

В процессе инвестиционной деятельности на рынке ценных бумаг существенную роль играет информация, которая может повлиять на принятие решений о формировании портфеля. Информационную поддержку участников фондового рынка осуществляют как информационные агентства, которые занимаются сбором, обработкой, консолидацией и представлением информации о ценных бумагах, так и рейтинговые агентства – в части эффективности корпоративного управления и управления активами эмитентов, оценки платежеспособности и долговых обязательств. Информационная поддержка процесса непосредственного заключения сделок по ценным бумагам происходит с использованием интернет-трейдинга, терминалов прямого доступа инвесторов к торговым системам (CyBer Corp, Trade Cast, Trade Scape, Redi Plus, Real Tick III и др.), а также альтернативных торговых систем (SuperDot, eVWAP, E-SESSION, SOES, SelectNet) и ECN – систем (Currenex, FXall и др.). Однако задачи формирования оптимального портфеля и оценки баланса между ожидаемым доходом и возможным риском, которые стоят перед инвестором в процессе принятия решений, также требуют поддержки. Современные автоматизированные информационные системы, основанные на концепциях технического анализа, позволяют инвестору использовать данные о моменте покупки (продажи) ценной бумаги, но не закрывают вопросы о структуре портфеля, о доли актива в общем пуле финансовых инструментов.

Задача формирования оптимального портфеля ценных бумаг является двухкритериальной и решается с помощью машинного обучения. Структура портфеля

задана вектором  $X = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ , здесь  $x_j$  – доля  $j$ -ой акции в портфеле ( $j = \overline{1, k}$ ), т. е.  $x_j \geq 0$ ,  $\sum_{j=1}^k x_j = 1$ , где  $k$  – количество акций. Классическое обучение с учителем проводится на моделях оценки финансового риска, предложенных в [1], контрольной метрикой является доходность портфеля ценных бумаг. В моделях комбинированных индексно-энтропийных мер риска векторные параметры:  $r_1 = (\alpha, \gamma, \lambda)$  – для *Entropy-CVaR* и *Entropy-Complex Index Risk Measure (E-CIRM)<sub>1</sub>*, и  $r_2 = (\alpha, \gamma, \lambda, \beta)$  – для *E-CIRM<sub>2</sub>* и *E-CIRM<sub>3</sub>*, содержат в своем составе коэффициент энтропийной меры риска ( $\gamma$ ), коэффициент квантильных мер *CVaR* и *VaR* ( $\alpha$ ), коэффициент  $\beta$  при моде (медиане, асимметрии) и весовой коэффициент  $\lambda$ , который регулирует долю энтропийной и индексной меры в составе комбинированной.

Расчет целевых функций, соответствующих критериям оптимальности, производится по методике, описанной в [2]. Обучающая выборка содержит значения доходностей акций для расчета риска портфеля (первый критерий) на интервале  $T$ , валидационная выборка основана на значениях доходности акций для расчета доходности портфеля (второй критерий) за период  $\tau$ . Размерность выборок отличается от традиционного размера 80/20 или 90/10 и выбирается, исходя из длины тренда – для анализа риска, и характера вложений (краткосрочные, среднесрочные, долгосрочные) – для расчета ожидаемой доходности.

В динамической версии используются процедура оценки параметров меры риска на последовательно сдвигаемом во времени интервале  $T$  постоянной длины, и обучение происходит на основе данных за все охваченные периоды. В результате, настройка векторного параметра  $r$  модели опирается на среднее значение риска ( $R$ ) и значение кумулятивной доходности ( $V_\tau$ ) по всем итерациям ( $N$ ), а двухэтапная оптимизационная задачи будет иметь следующий вид:

$$X_{T,n}(r) = \arg \min [E(R_{r,T,n}(X))];$$

$$r(T, \tau) = \arg \max \prod_{n=1}^N (V_\tau(X_{T,n}(r))).$$

где  $R_{r,T,n}(X)$  – рассматриваемое на интервале  $T$  для  $n$ -ой итерации семейство мер риска, которое зависит от векторного параметра  $r$ .

На первом этапе для каждой комбинации векторного параметра  $r$  рассматриваются значения мер риска, и выбираются портфели ( $X_{T,n}$ ) с минимальной мерой, на втором этапе – среди выбранных портфелей определяется оптимальный портфель с точки зрения максимальной кумулятивной доходности, и фиксируется значение векторного параметра, соответствующего ему. Найденный векторный параметр  $r$  отражает результат обучения модели оценки финансового риска, которую можно рекомендовать инвестору для принятия решения.

На каждой итерации происходит своего рода имитация торговой деятельности инвестора. Портфели формируются в моменты времени  $(n \cdot T + 1)$ , где  $n$  – номер шага, это позволит исключить дублирование данных обучающих выборок на разных итерациях. «Покупка» портфеля происходит на основании значения минимальной меры риска (обучающая выборка) в начале периода  $\tau$  (валидационная выборка), а «продажа» – в конце периода владения  $\tau$ . Доход от данной операции инвестор «реинвестирует» на следующем шаге. Таким образом, каждый исследуемый портфель можно рассматривать, как стратегию лица принимающего решение, которой он придерживается на протяжении длительного времени. Такой подход позволяет повысить качество обучения модели оценки финансового риска, так как учитывается не одномоментная прибыль, а накопленный эффект от выбранной стратегии (портфеля).

## Применение роевого интеллекта при поиске оптимального портфеля ценных бумаг

В процессе решения поставленной задачи по поиску оптимального портфеля ценных бумаг необходимо учесть требование диверсификации, что позволит компенсировать разброс в уровнях доходности различных акций, входящих в портфель, и снизить финансовые риски. При диверсификации количество активов в портфеле возрастает, и применение метода прямого перебора для оценки риска и доходности становится проблематичным из-за экспоненциального роста потенциальных портфелей, и, как следствие, увеличение количества расчетов целевых функций, то есть возникает необходимость применения методов оптимизации.

Методы роевого интеллекта моделируют коллективное поведение децентрализованных самоорганизующихся живых систем [4], таких как, стаи птиц, косяка рыб, колонии муравьев, роя пчел и т. д. Взаимодействующие элементы этих систем называются агентами. Согласно алгоритму роя частиц агенты двигаются к оптимальному решению сообщаясь, обмениваясь информацией друг с другом, то есть моделируется многоагентная система. Возможное решение оптимизационной задачи соответствует положению частицы в рое, а вектор скорости определяет направление перемещения агентов [5]. Для поддержки принятия решений по вложению инвестиций в оптимальный портфель ценных бумаг используется метод искусственного интеллекта, разработанный в [3] – модифицированный метод роя частиц.

В отличие от традиционного применения алгоритма роя частиц, где вычисляется локальный и глобальный оптимумы одной целевой функции, предлагается использовать данный метод для решения двухкритериальной оптимизационной задачи поиска оптимального портфеля, и для нахождения персонального лучшего решения частицы использовать одну целевую функцию (функцию меры риска портфеля), а глобального лучшего решения роя – другую (функцию доходности портфеля). Так как для оценки риска используется семейство мер, то применяется многороевой алгоритм, где каждому рою соответствует определенная модель оценки финансового риска.

Пространством поиска является  $k$ -мерный куб  $U = [0, 1]^k$ , а положение  $i$ -ой частицы роя  $x_{i,t}^j$  соответствует определенному портфелю ценных бумаг, который характеризуется количественным составом акций в нем в момент времени  $t$ , таким образом, количество  $j$ -ых компонент частицы соответствует количеству эмитентов, входящих в портфель ценных бумаг. На положение частицы и ее скорость накладываются следующие ограничения:  $\sum_{j=1}^k x_{i,t}^j = 1$ ,  $\sum_{j=1}^k v_{i,t}^j = 0$ , а  $x_{i,t}^j \in [0, 1)$ , тем самым обеспечивая выполнение требования диверсифицируемости портфеля.

На первой итерации генерируются  $S$  частиц  $x_{i,1}^j$  для каждого  $l$ -го роя и их начальные скорости  $v_{i,1}^j$ . Далее высчитывается среднее значение меры риска для каждой частицы каждого роя  $E_{n=1}^N [F_{n,l}(x_{i,1})]$ , где  $l$  – номер роя, и фиксируется лучшее персональное значение частицы  $p_{l,i,1}$  на начальном этапе. Аналогично рассчитывается кумулятивная доходность  $\prod_{n=1}^N F_n^*(p_{l,i,1})$  и зафиксировано лучшее решение среди всех роев  $g_1$ .

Начиная со второй итерации, расчет положения частицы и вектора скорости производится по формулам, описанным в [6]. Для каждого положения частицы (портфеля) высчитывается значение меры риска, которое сравнивается с персональным лучшим решением частицы ( $p_{l,i,t-1}$ ), и в случае, если  $E_{n=1}^N [F_{n,t}(x_{i,t})] < p_{l,i,t-1}$ , то лучшее персональное значение частицы  $p_{l,i,t}$  обновляется, в противном случае  $p_{l,i,t} = p_{l,i,t-1}$ .

Если портфель попал в статус лучшего персонального решения, происходит переход на второй этап оптимизационной задачи, где рассчитывается ожидаемая доходность, которая в свою очередь, сравнивается с лучшим решением всего роя ( $g_t$ ). Для портфелей, соответствующих  $p_{l,i,t}$ , рассчитывается кумулятивная доходность  $\prod_{n=1}^N F_n^*(p_{l,i,t})$ , и определяется максимальная ожидаемая доходность. Если  $\max[\prod_{n=1}^N F_n^*(p_{l,i,t})] > g_{t-1}$ , то лучшее глобальное решение обновляется, в противном случае  $g_t = g_{t-1}$ . Итерации продолжатся до выполнения условия останова.

Новая итерация характеризуется новым положением частицы, которому соответствует новая долевая структура портфеля ценных бумаг. Так как количество исследуемых портфелей равно произведению количества итераций ( $m$ ) на количество частиц ( $S$ ), то количество вычислительных операций при решении оптимизационной задачи не зависит от количества компаний, входящих в ПЦБ, и рассматриваемый алгоритм позволит принимать решения по хорошо диверсифицируемым портфелям в более короткие сроки, чем при использовании других методов. Для подтверждения этого тезиса проведено сравнение количества расчетов целевой функции в случае использования метода прямого перебора (МПП) и метода роя частиц (МРЧ) для портфелей, содержащих от 3-х до 6-ти акций. Результаты, представленные в Таблице 1, показали, что количество вычислений ЦФ возрастает линейно в случае МРЧ и экспоненциально в случае МПП. При 6-ти акциях в портфеле, используя МПП с шагом 0.02, необходимо более 2,5 млн. вычислений для одной целевой функции.

Таблица 1 – Сравнение количества расчетов целевой функции  
 Table 1 – Comparison of the target function calculations number

Количество акций в портфеле	Количество расчетов ЦФ	
	МПП	МРЧ
3	1 225	810
4	20 825	1 440
5	249 900	2 250
6	2 598 960	3 240

Применение модифицированного многороевого алгоритма при поддержке принятия решений позволяет сократить количество вычислений целевой функции по сравнению с использованием прямого метода от 34% и более, то есть происходит экономия времени ЛПП при управлении процессом формирования портфеля ценных бумаг.

### Разработка алгоритма интеллектуальной поддержки

На результат обучения моделей оценки финансового риска влияет рассматриваемая ситуация, которая характеризуется следующими параметрами – направление тренда, отношение инвестора к риску, горизонт инвестирования и листинг портфеля. Таким образом, глобально обученные модели отличаются друг от друга самой мерой риска, значением векторного параметра  $r$  и перечисленными выше характеристиками, но возникающее многообразие требует создание базы моделей для хранения информации в целостном и непротиворечивом виде, а также для дальнейшего многократного использования для поиска оптимального ПЦБ методом роя частиц.

Следует отметить, что неизбежна ситуация, когда обученные модели будут различаться при прочих равных только значением векторного параметра, и тогда, чтобы

использовать такую модель для поддержки принятия решений, необходим дополнительный критерий, который бы отражал уровень эффективности модели. В качестве такого показателя предлагается использовать долю положительных кейсов, которые соответствуют позитивным исходам, когда для оптимального портфеля, сформированного на основании данной модели, отклонение фактической доходности от прогнозной было больше или равно нулю. В результате, при выборе модели для оценки оптимального портфеля ценных бумаг реализуется возможность опираться на предыдущий опыт использования альтернативных мер риска.

Применяется методология правдоподобных рассуждений на основе прецедентов (*Case-based reasoning, CBR*), когда для решения новой задачи повторно используется вывод, полученный при возникновении подобной проблемы ранее [7]. То есть, когда при формировании оптимального ПЦБ для оценки риска при идентичной ситуации используются ранее применяемые модели мер риска. Инвестор получает альтернативу в выборе способа определения параметров модели – кроме динамической калибровки модели, которая может неоднократно проводиться каждый раз при принятии решения, можно использовать уже обученные модели с учетом текущих условий, что существенно экономит время на поиск коэффициентов модели и повысит производительность принятия решений при формировании ПЦБ.

Традиционно модель прецедента характеризуется тремя компонентами [8, 9] – описание ситуации, решение задачи и результат применения решения. В [10] говорится, что достаточно описать прецедент параметрическими характеристиками, в данном случае параметрическим является не только описание, но и решение, и результат прецедента. Модель прецедента выглядит следующим образом:

$$\text{CASE } (x_1, x_2, x_3, x_4, s_1, s_2, s_3, s_4, rz_1, rz_2),$$

К параметрам, иллюстрирующим текущую ситуацию, относятся:

- $x_1$  – горизонт инвестирования или период владения ПЦБ;
- $x_2$  – отношение инвестора к риску;
- $x_3$  – направление тренда;
- $x_4$  – списочный состав ЦБ в портфеле.

Параметрами решения задачи формирования ПЦБ являются:

- $s_1$  – модель оценки риска, при использовании которой, формируется оптимальный портфель;
- $s_2$  – долевая структура оптимального портфеля;
- $s_3$  – значение меры риска полученного оптимального портфеля;
- $s_4$  – значение ожидаемой доходности оптимального портфеля.

Результатом реализации принятого решения является  $rz_1$  – фактическая доходность оптимального портфеля, рассчитанная по истечению срока инвестирования,  $rz_2$  – вычисляемый параметр, отклонение фактической доходности оптимального портфеля от ожидаемой доходности.

Прецедент фиксирует не только опыт лица принимающего решение (ЛПР) – долевую структуру оптимального портфеля, в который были вложены инвестиции, но и исход проведенной операции независимо от того, прибыльной или убыточной оказалась финансовая сделка. Это позволяет сформулировать новые знания об используемой мере риска, так как отклонение фактической доходности портфеля от прогнозной отражает эффективность применения модели оценки финансового риска и, в конечном итоге, эффективность реализованного прецедента.

В отличие от традиционного *CBR*-цикла [11] алгоритм поддержки принятия решений не предполагает повторного извлечения решения по прецеденту, так как для

расчета агрегированного показателя эффективности модели оценки финансового риска требуется часть решения (параметр  $s_1$ ) и часть результата (параметр  $rz_2$ ). База прецедентов используется для формирования метрики качества модели, а рост количества прецедентов не создает проблему скорости их извлечения, что происходит в рамках традиционного подхода, а наоборот, позволяет повысить достоверность оценки эффективности меры риска и сформировать (или адаптировать) продукционные правила.

Для поддержки принятия решений используется извлечение правила из базы правил. Продукционная модель представляет знания в виде «ЕСЛИ <перечень условий>, ТО <перечень действий>». В качестве перечня условий выступают атрибуты прецедента, то есть характеристики  $x_1, x_2, x_3, x_4$ . В качестве перечня действий – предлагаемая к использованию модель оценки финансового риска и ее результирующие характеристики, которые отвечают на следующие вопросы:

- «Какова средняя фактическая доходность портфелей, построенных на основе модели в данных условиях?»;
- «Каков средний уровень риска портфелей, построенных на основе модели в данных условиях?»;
- «Каков процент позитивных кейсов среди всех портфелей, построенных на основе модели в данных условиях?».

Например, «ЕСЛИ <отношение инвестора к риску (“положительное”), направление тренда (“восходящий”), горизонт инвестирования (“3 месяца”), списочный состав ПЦБ (“SBER, GAZP, YNDX, ALRS”) >,

ТО <модель (“Entropy – CIRM<sub>1(r12)</sub>”) при средней доходности (“1,011”), среднем уровне риска (“2”), позитивных кейсах (“45% из 131”),

И(ИЛИ) модель (“Entropy – CIRM<sub>1(r5)</sub>”) при средней доходности (“1,043”), среднем уровне риска (“5”), позитивных кейсах (“95% из 56”),

И(ИЛИ) модель (“Entropy – CIRM<sub>2(r10)</sub>”) при средней доходности (“1,042”), среднем уровне риска (“3”), позитивных кейсах (“88% из 153”)>».

Следует отметить, что вторая составляющая правила («перечень действий») может содержать несколько альтернативных моделей, поэтому их результирующие характеристики необходимы для информационной поддержки ЛПП при принятии решений. Таким образом, агрегированные данные из базы прецедентов в части фактической доходности портфелей, уровня риска портфелей, процента позитивных кейсов позволяют адаптировать перечень действий правила, так как расширяется область входных данных при росте количества прецедентов. То есть база правил является результатом аналитической процедуры, где в качестве входной информации выступают данные по оптимальным портфелям, а на выходе – агрегированные по всем прецедентам показатели эффективности модели оценки финансового риска.

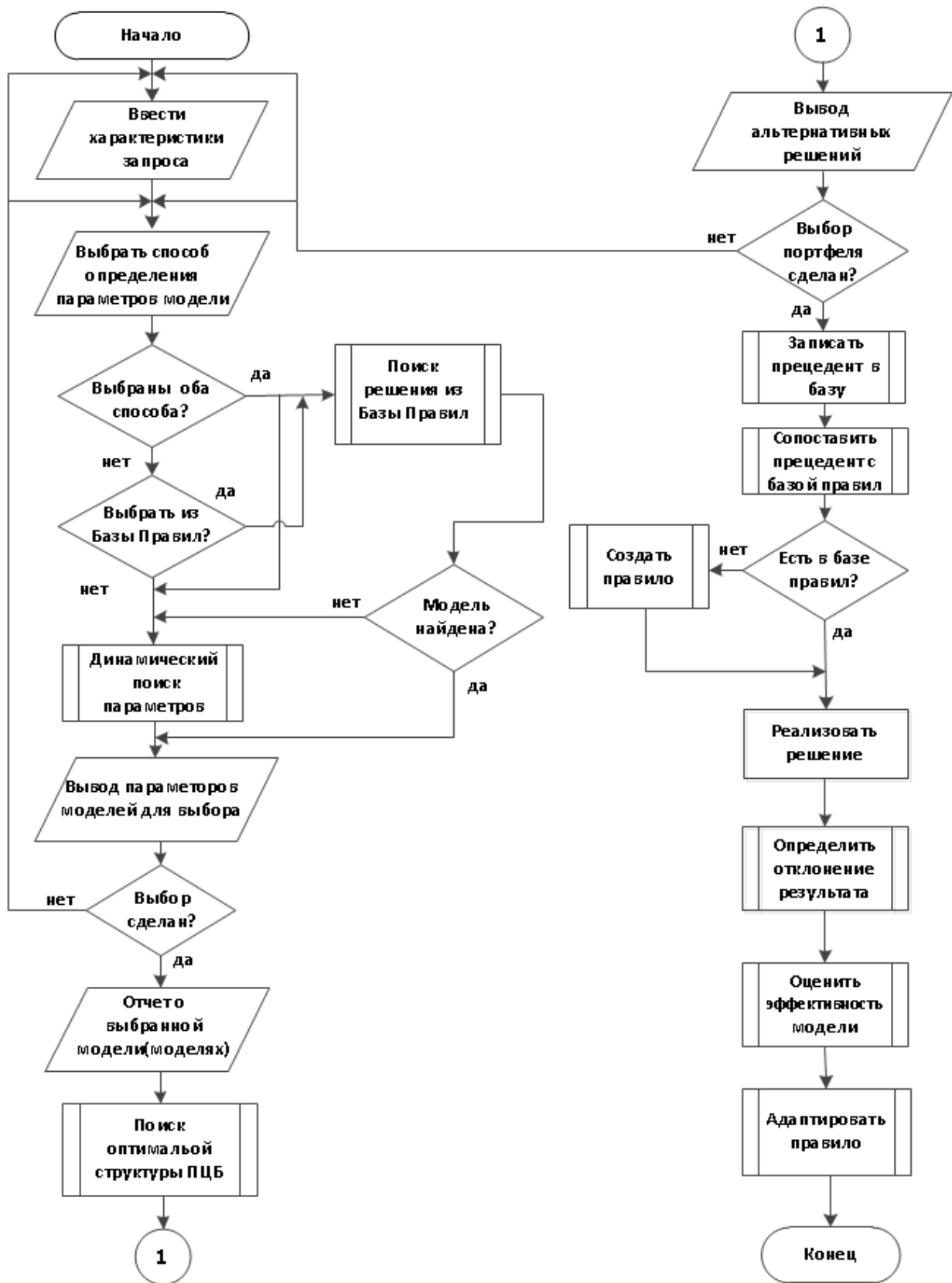


Рисунок 1 – Схема алгоритма интеллектуальной поддержки принятия решений  
Figure 1 – Diagram of the intelligent decision support algorithm



Разработанный алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений, представленный на Рисунке 1, позволяет инвестору сделать выбор по трем аспектам: в способе определения параметров модели, в модели для оценки финансового риска и в долевой структуре оптимального портфеля.

Первые два аспекта поддерживают выбор всех возможных вариантов, что в первом случае ведет к увеличению предлагаемых для выбора альтернативных моделей, а во втором случае – альтернативных оптимальных портфелей ценных бумаг. Процедура поиска оптимальной структуры ПЦБ основана на модифицированном алгоритме роя частиц, описанном выше.

### Заключение

Разработанный алгоритм интеллектуальной поддержки принятия решений при формировании портфеля ценных бумаг, в отличие от традиционного *CBR*-цикла, не предусматривает пересмотр прецедента с целью адаптации его решения, но предполагает выход на основе интеллектуального анализа прецедентов для определения степени эффективности моделей оценки финансового риска, которые необходимы для решения первого этапа двухкритериальной оптимизационной задачи. Это позволяет инвестору принимать решения, опираясь на предыдущий опыт использования различных мер риска, снижает уровень неопределенности и повышает эффективность принимаемых решений.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Kondrateva O.V. Application of indexed-entropic risk measures in decision support systems for security portfolio management. *Proc. of the 3rd international conference on intelligent technologies for information processing and management*. 2015:159-162.
2. Бронштейн Е.М., Кондратьева О.В. Управление портфелем ценных бумаг на основе комбинированных энтропийных мер риска. *Известия Российской академии наук. Теория и системы управления*.2013;5:172-176.
3. Bronshtein E.M., Kondrateva O.V. The Decision Support of the Securities Portfolio Composition Based on the Particle Swarm Optimization. *Proc. of the 7th Scientific Conference on Information Technologies for Intelligent Decision Making Support*. 2019;166:279-284. <https://doi.org/10.2991/itids-19.2019.50>.
4. Beni G., Wang J. Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems. Robots and biological systems: towards a new bionics? *Proc. of the NATO Advanced Workshop*. 1989:703-712. [doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7\\_38](https://doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7_38).
5. Kennedy J., Mendes R. Population structure and particle swarm performance. *Proc. of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*. doi:10.1109/CEC.2002.1004493
6. Shi Y., Eberhart R. A modified particle swarm optimizer. *Proc. of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*, 1998:69-73. DOI: 10.1109/ICEC.1998.699146.
7. Riesbeck C.K., Schank R. Inside Case-based Reasoning. *Erlbaum*. 1989:423.
8. Alterman R. Panel discussion on case representation. *Proc. of the Second Workshop on Case-Based Reasoning*.1989.
9. David B.S. Principles for case representation in a case based aiding system for lesson planning. *Proc. of the Workshop on Case-Based Reasoning*.1991.
10. Варшавский П.Р., Еремеев А.П. Моделирование рассуждений на основе прецедентов в интеллектуальных системах поддержки принятия решений. *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2009;2:45-57.

11. Aamodt A., Plaza E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. *Artificial Intelligence Communications*.1994;7(1):39-59. DOI:10.3233/AIC-1994-7104

## REFERENCES

1. Kondrateva O.V. Application of indexed-entropic risk measures in decision support systems for security portfolio management. *Proc. of the 3rd international conference on intelligent technologies for information processing and management*. 2015:159-162.
2. Bronshtein E.M., Kondrateva O.V. Security Portfolio Management Based on Combined Entropic Risk Measures. *Journal of Computer and Systems Sciences International*. 2013;52(5):837–841. <https://doi.org/10.1134/S1064230713050043>.
3. Bronshtein E.M., Kondrateva O.V. The Decision Support of the Securities Portfolio Composition Based on the Particle Swarm Optimization. *Proc. of the 7th Scientific Conference on Information Technologies for Intelligent Decision Making Support*. 2019;166:279-284. <https://doi.org/10.2991/itids-19.2019.50>.
4. Beni G., Wang J. Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems. Robots and biological systems: towards a new bionics? *Proc. of the NATO Advanced Workshop*. 1989:703-712. [doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7\\_38](https://doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7_38).
5. Kennedy J., Mendes R. Population structure and particle swarm performance. *Proc. of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*. doi:10.1109/CEC.2002.1004493.
6. Shi Y., Eberhart R. A modified particle swarm optimizer. *Proc. of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*, 1998:69-73. DOI: 10.1109/ICEC.1998.699146.
7. Riesbeck C.K., Schank R. Inside Case-based Reasoning. *Erlbaum*. 1989:423.
8. Alterman R. Panel discussion on case representation. *Proc. of the Second Workshop on Case-Based Reasoning*.1989.
9. David B.S. Principles for case representation in a case based aiding system for lesson planning. *Proc. of the Workshop on Case-Based Reasoning*.1991.
10. Varshavskiy P.R., Ereemeev A.P. Modeling Case-Based Reasoning in Intelligent Decision Support Systems. *Artificial Intelligence and Decision Making*. 2009;2:45-57.
11. Aamodt A., Plaza E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. *Artificial Intelligence Communications*.1994;7(1):39-59. DOI:10.3233/AIC-1994-7104.

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Кондратьева Ольга Владимировна, Olga V. Kondrateva**, Senior Lecturer of Ufa старший преподаватель Уфимского государственного авиационного технического университета, Уфа, Российская Федерация. State Aviation Technical University, Ufa, Russian Federation.  
e-mail: [kondr\\_o@mail.ru](mailto:kondr_o@mail.ru)