

Анна Викторовна Зиненко

*кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры экономической
и финансовой безопасности Сибирского федерального университета,
г. Красноярск, anna-z@mail.ru*

УПРАВЛЕНИЕ ФИНАНСОВОЙ БЕЗОПАСНОСТЬЮ ЛИЧНОСТИ ПУТЕМ ФОРМИРОВАНИЯ ИНВЕСТИЦИОННОГО ПОРТФЕЛЯ НА РОССИЙСКОМ РЫНКЕ АКЦИЙ

Аннотация. В работе представлен новый алгоритм формирования портфеля частного инвестора на рынке российских акций. Инвестирование на финансовых рынках является важной составляющей финансовой безопасности личности, так как позволяет физическому лицу получать стабильный доход, осуществлять сбережения и повышать финансовую грамотность. Рассмотрены базовые научные подходы к формированию инвестиционного портфеля, а также предложен новый подход, основанный на алгоритмах машинного обучения классификации и прогнозирования временных рядов. Разработанный алгоритм был протестирован на акциях, входящих в индекс Московской биржи.

Ключевые слова: финансовая безопасность личности, инвестиционный портфель, задача классификации, дерево решений, наивный прогноз, модель ARIMA.

Anna Viktorovna Zinenko

*Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor
of the Department economic and financial security of Siberian Federal University,
Krasnoyarsk, anna-z@mail.ru*

PERSONAL FINANCIAL SECURITY MANAGEMENT BY FORMING AN INVESTMENT PORTFOLIO ON THE RUSSIAN STOCK MARKET

Abstract. The paper presents a new algorithm for forming a portfolio of a private investor in the Russian stock market. Investing in financial markets is an important component of an individual's financial security, as it allows an individual to receive a stable income, make savings and improve financial literacy. The paper examines basic scientific approaches to the formation of an investment portfolio, and proposes a new approach based on machine learning algorithms for classification and forecasting of time series. The developed algorithm was tested on the Moscow Exchange index shares.

Keywords: Personal financial security, investment portfolio, classification problem, decision tree, naive forecast, ARIMA model.

Под финансовой безопасностью личности понимаются материальные условия защиты основных жизненных интересов человека, обеспечение социального развития и социальной защищенности, возможность безопасного поведения граждан на финансовом рынке [1]. Финансовая безопасность личности предполагает возможность человека противостоять финансовым вызовам и угрозам. Компонентами финансовой безопасности личности являются наличие стабильного дохода, наличие финансового резерва, возможность инвестирования и финансовая грамотность [2]. Всеми перечисленными компонентами можно управлять, осуществляя инвестиции на финансовом рынке с использованием научно обоснованных моделей формирования оптимального инвестиционного портфеля. Инструменты фондового рынка предоставляют стабильный доход в виде дивидендов по акциям и купонов по облигациям, вложения в ликвидные инструменты обеспечивают «финансовую подушку безопасности». Также инвестор на финансовом рынке через практику торговли получает знания о финансовых инструментах и повышает свою финансовую грамотность.

Показателями инвестиционного портфеля являются доходность и риск. Классический подход, известный с 1900 г. после выхода работы Луи Башелье «Теория спекуляций», оценивает доходность инструмента или портфеля как математическое ожидание (среднее арифметическое) доходностей за прошлые периоды, а риск — как отклонение от ожидаемого значения, то есть дисперсию либо стандартное отклонение. Тогда задача формирования оптимального портфеля состоит в том, чтобы найти такие доли активов в портфеле x_i , чтобы риск портфеля σ_p был минимален при заданной доходности портфеля r_p (также возможна обратная формулировка задачи: максимизация доходности при заданном риске).

$$\begin{aligned} \sigma_p^2 &\rightarrow \min \\ r_p &= m \\ \sum_{i=1}^n x_i &= 1, \end{aligned} \tag{1}$$

где σ_p^2 — дисперсия портфеля; r_p — ожидаемая доходность портфеля; m — желаемая доходность портфеля; n — число активов в портфеле; x_i — доля i -го актива в портфеле [3]. Последнее условие может не соблюдаться, если портфель предполагает короткие позиции.

Отметим, что высокая доходность инструмента влечет за собой высокий риск, тогда как низкий риск предполагает низкую доходность. Подход, показанный формулой (1), позволяет найти баланс между риском и доходностью. Данный подход был развит Гарри Марковитцем и его учеником Уильямом Шарпом в середине прошлого века. Модель Марковитца рассматривает риск портфеля как произведение матриц долей активов и ковариаций доходностей активов, а доходность как произведение матриц долей и математических ожиданий активов [4]. Решение задачи — это классическая функция Лагранжа с приравниванием к нулю частных производных по каждому x_i . Модель Тобина расширяет модель Марковитца, добавляя безрисковый актив.

Согласно модели Шарпа и доходность и риск каждого актива, входящего в портфель, состоит из специфической, присущей только данному активу и из рыночной компонент. Чувствительность актива к рынку определяет бета-коэффициент. Таким образом, целевая функция риска по Шарпу состоит из суммы дисперсии рынка, умноженной на квадрат беты портфеля и взвешенной дисперсии остатков отклонений фактических доходностей акции, от показанных регрессией с рынком. Ограничение по доходности в данной модели состоит в свою очередь из безрисковой ставки и произведения беты портфеля на рыночную ставку доходности.

В нашей работе мы не оптимизировали портфель, а только выбрали активы, которые, по нашим прогнозам, принесут высокую доходность. Такую задачу можно сформулировать как задачу машинного обучения классификации. Задача классификации делит элементы исходно выборки на две или более групп. В случае формирования инвестиционного портфеля алгоритм классификации определяет, какие акции из выборки включать в портфель, а какие исключать. Алгоритм обучается на тренировочной выборке за заданный период,

а результаты его работы проверяются на тестовой выборке, состоящей из тех же акций, но за будущий период.

В работе рассматривается модель классификации для формирования инвестиционного портфеля. В качестве инструмента был выбран алгоритм дерева решений, который сам по себе относится к слабым алгоритмам классификации, однако при множественном повторении (случайный лес, градиентный бустинг) дает сильный классификатор [5].

Рассмотрим алгоритм дерева решений. Дерево решений состоит из корня, узлов и листьев. Пусть имеется n наблюдений (y_i) и m факторов (F_i). В корне дерева задается условие для одного из факторов, например, $F_i == \text{"yes"}$ или $F_i \geq 100$. Тогда выборка разделяется на две подвыборки, одна из которых соответствует данному условию, другая нет. Операция повторяется до тех пор, пока дерево не достигнет заданной глубины, либо пока метрика ошибки не перестанет меняться. Последний уровень дерева — листья — показывает окончательное разнесение исходной выборки по классам. Рекомендуется задавать глубину, так как иначе возникает угроза переобучения (алгоритм хорошо изучает тренировочную выборку, а не общие моменты, что снижает качество прогноза). Метрики ошибки, использованные в данной работе — это True Positive Rate (TPR) и True Negative Rate (TNR).

$$\begin{aligned} \text{TPR} &= \frac{TP}{TP+FP}, \\ \text{TNR} &= \frac{TN}{TN+FN}, \end{aligned} \quad (2)$$

где TP — количество элементов выборки, которые алгоритм отнес к положительным, и при этом они действительно положительные; FP — количество элементов выборки, которые алгоритм отнес к положительным, и при этом они отрицательные; TN — количество элементов выборки, которые алгоритм отнес к отрицательным, и при этом они действительно отрицательные; FN — количество элементов выборки, которые алгоритм отнес к отрицательным, и при этом они положительные [6].

Отметим, что важность критериев зависит от поставленной задачи. Например, при выборе студентов для стипендиальной программы важнее TNR, а для нашей задачи инвестиционного портфеля важнее TPR.

В качестве определяющих факторов в дереве решений мы взяли наивный прогноз — прогноз по среднему значению за прошлые периоды, а также прогноз методом ARIMA. Интегрированная модель авторегрессии — скользящего среднего (ARIMA) — это модель авторегрессии — скользящего среднего (ARMA(p, q)), которая применяется не к значениям уровней ряда, а к разностям порядка d (для финансовых временных рядов достаточно $d = 1$). Модель ARMA(p, q) представляется следующим уравнением

$$y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (3)$$

где y_t — текущий уровень ряда; y_{t-i} — уровень ряда, отстающий на лаг i , ε_t — ошибка модели скользящего среднего, ε_{t-i} — ошибка скользящего среднего, отстающая на лаг $t-i$, α_i ; β_i — параметры модели.

Первая сумма модели является компонентой авторегрессии, а вторая — компонентой скользящего среднего. Для модели ARIMA формула (3) преобразовывается следующим образом:

$$\Delta_t^d = \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta_{t-i}^d + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (4)$$

где Δ^d — разность порядка d .

Порядок авторегрессии определяется графиком частичной автокорреляции уровней ряда, а порядок скользящего среднего — графиком автокорреляции. По оси X откладываются временные лаги, а по оси Y — автокорреляция или частичная автокорреляция между текущим уровнем и уровнем, отстающим на лаг [7]. Временной лаг определяет порядок авторегрессии и скользящего среднего до тех пор, пока выходит за заштрихованную область на соответствующих графиках. При построении моделей ARIMA и ARMA возникает проблема определения ошибки ε_t (шумовой компоненты), решение которой предложено нами в работах [8, 9, 10]. Для прогнозирования на фондовых рынках достаточно модели ARIMA порядков (1, 1, 1).

В ходе исследования нами была поставлена цель сформировать доходный портфель частного инвестора из акций, входящих в индекс Московской биржи с помощью описанного выше алгоритма дерева решений. Индекс Мосбиржи на момент исследования включал в себя 48 акций.

Разработка алгоритма дерева решений, а также прогноза методом ARIMA производилась на языке Python. Алгоритм был реализован следующими этапами:

1. Была разработана функция, получающая котировки всех акций, входящих в индекс Мосбиржи за заданный период.

2. Анализируемый период был разбит на тренировочную и тестовую выборку. Соотношение тренировочной и тестовой выборок составило 80:20, соответственно прогноз осуществлялся на 20% вперед от всего выбранного периода.

3. По данным тренировочной выборки осуществлялся прогноз наивным методом и разработанным нами в предыдущих работах [8, 9, 10] методом ARIMA (1, 1, 1).

4. Было построено дерево решений, в корне которого находилось условие по наивному прогнозу. Если фактическое значение на конец тренировочного периода было не больше прогнозного, то акции входили в портфель, в ином случае — исключались из него. Далее акции, включенные в портфель, проверялись на условие по ARIMA аналогичным образом.

5. Осуществлялось тестирование модели. Фактические значения цены акций, включенных в портфель, на конец тренировочного периода сравнивались с фактическими значениями на конец тестового периода. В случае, если будущие значения превышали текущие, ставилась метка True, в ином случае — метка False. По результатам рассчитывалась метрика TPR. Аналогичным образом проверялись акции, исключенные из портфеля. Если будущие значения цены исключенных акций не превышали текущие, ставилась метка True, в ином случае — метка False. По результатам рассчитывалась метрика TNR. Алгоритм был протестирован на нескольких временных промежутках разной длины.

Полученные результаты (отобранные в портфель акции и метрики ошибок) показаны в табл. 1.

Таблица 1

Метрики ошибок алгоритма формирования инвестиционного портфеля

Метрика \ Период	16.02.2023 — 16.02.2024		01.03.2022 — 01.03.2023		26.04.2021 — 26.02.2022		16.06.2023 — 16.02.2024		01.07.2022 — 01.03.2023		26.08.2021 — 26.04.2022	
	TPR	90%	68%	100%	53%	40%	42%					
TNR	28%	43%	98%	40%	32%	93%						

Источник: составлено автором.

Согласно табл. 1, алгоритм дерева решений в трех случаях из шести показал слабый результат по приоритетной метрике True Positive Rate и в четырех случаях из шести по метрике True Negative Rate. Результат можно улучшить, расширив список факторов, либо применив ансамбль деревьев решений — случайный лес или градиентный бустинг.

В работе показано применение алгоритма классификации «дерево решений» к формированию портфеля акций. Данный метод не определяет веса акций в портфеле, а только выбирает акции, которые, согласно прогнозу модели, предполагают рост на заданный период. Алгоритм был протестирован на акциях российского индекса Московской биржи на разных временных промежутках. Результаты, согласно метрикам True Positive Rate и True Negative Rate, оказались не очень хорошими, однако их можно исправить, пересмотрев и дополнив набор факторов, формирующих дерево. Согласно нашим работам [8, 9, 10] планируется определить веса выбранных акций в портфеле с помощью модифицированной модели Марковитца.

Управление инвестиционным портфелем частного лица является важной составляющей финансовой безопасности личности. Правильное, научно обоснованное инвестирование позволяет получать стабильный доход, а также осуществлять накопления. Изучение финансового рынка и инвестиционных моделей повышает финансовую грамотность. В работе показаны начальные шаги нового подхода к формированию портфеля частного инвестора. В будущем планируется разработка приложения по применению рассмотренной модели, доступного любому инвестору.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Разов П.В. Финансовая безопасность личности: проблемы и пути решения / П.В. Разов, Н.В. Алкиперова // Доходы, расходы и сбережения населения России: тенденции и перспективы: материалы VII Международной научно-практической конференции. — Москва: ИСЭПН ФНИСЦ РАН, 2022. — С. 182-187.
2. Курманова Л.Р. Финансовая безопасность личности в условиях нестабильности мировой экономики / Л.Р. Курмановаб, Д.А. Курманова, Р.Г. Хабибуллин // Инновационное развитие экономики. — 2022. — № 3-4 (69-70). — С. 289-297.

3. Шарп У. Инвестиции / У. Шарп, Г. Александер, Д. Бэйли; пер. с англ. — Москва: ИНФРА-М, 2009. — 1027 с.
4. Мандельброт Б. Фракталы, случай и финансы / Б. Мандельброт. — Москва: Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2004. — 256 с.
5. Шоле Ф. Глубокое обучение на Python / Ф. Шоле. — Санкт-Петербург: Питер, 2018. — 400 с.
6. Вьюгин В.В. Математические основы машинного обучения и прогнозирования / В.В. Вьюгин. — Москва, 2018. — 484 с.
7. Бокс Дж. Анализ временных рядов: прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. — Москва: Мир, 1974. — 820 с.
8. Зиненко А.В. Разработка алгоритма модели ARIMA для прогнозирования на финансовых рынках / А.В. Зиненко // Статистика — главный информационный ресурс современного общества: сборник статей по материалам Всероссийской научно-практической конференции. — Пермь, 2024. — С. 40-48.
9. Зиненко А.В. Разработка алгоритма модели ARIMA для прогнозирования временных рядов на финансовых рынках / А. В. Зиненко // Интеллектуальная инженерная экономика и индустрия 5.0 (ЭКОПРОМ): сборник трудов Международной научно-практической конференции. — Санкт-Петербург, 2023. — С. 534-538.
10. Zinenko A.V. Financial time series forecasting methods / A.V. Zinenko, A.A. Stupina // ITM Web Conf. II International Workshop «Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems» (HMMOCS-II 2023). — 2024. — Vol. 59. 02005.