

Платформа для разработки стратегий биржевой торговли на основании условий пользователя

Чернавин Н.П.,
Уральский федеральный университет, Екатеринбург, Россия

Статья посвящена исследованию платформ инвестиционного робо-эдвайзинга и автоследования на российском рынке. Автор анализирует тарифы и функционал разных платформ. На основании проведенного анализа автором предлагаются новые концепции и схема работы для реализации робо-эдвайзинга и автоследования. Реализация авторских предложений должна позволить снизить стоимость оказания инвестиционных услуг и также расширить их функционал в сторону автоматического составления торговых стратегий на основании условий пользователя. В рамках предложенной схемы отдельно рассмотрен данного рода функционал на базе авторских моделей комитетных конструкций.

Введение

В конце XX века на финансовых рынках появилась весьма резонансная новация – индексные фонды. Эта новинка базировалась на элементарной концепции – сокращении комиссий для клиентов за счёт внедрения стандартной и легко воспроизводимой стратегии – копирования определённого биржевого индекса. Первый подобный фонд был создан Джоном Боглом в 1975 году с начальными активами в 11 миллионов долларов, которые к 1999 году увеличились до более чем 100 миллиардов, а к началу 2017 года достигли поразительных 4.048 триллионов долларов. Успех этого фонда был обусловлен не просто новой инвестиционной стратегией, но и глубоко преобразованной философией для управления инвестиционными фондами, разработанной Боглом на основе его многолетнего опыта в области управления активами с 1951 года. Богл выявил, что многие паевые фонды, заявляющие о служении интересам клиентов, фактически служат себе, что подтолкнуло его к разработке новых принципов для управляющих активами.

Однако технологии не стоят на месте, и в наши дни мы наблюдаем всплеск интереса к робо-эдвайзерам и автоматизированным платформам для принятия решений на финансовых рынках. Эти инновации позволяют усовершенствовать процесс инвестирования, сделав его более доступным, эффективным и персонализированным. Робо-эдвайзеры используют алгоритмы, основанные на больших данных и машинном обучении, чтобы предложить инвестиционные стратегии, адаптированные к индивидуальному профилю риска и инвестиционным целям клиента, тем самым персонализируя опыт инвестирования на уровне, который ранее был доступен только для крупных инвесторов.

Автоматизированные платформы принятия решений интегрируются с различными финансовыми инструментами, предоставляя пользователю комплексный анализ и рекомендации, которые помогают улучшить портфельные решения и оптимизировать инвестиционную стратегию. Эти платформы становятся все более популярными среди инвесторов всех уровней благодаря их способности к быстрой обработке больших объемов данных, обеспечивая тем самым глубокий анализ рынка и помогая принимать обоснованные инвестиционные решения. Таким образом, эволюция финансовых технологий от индексных фондов к робо-эдвайзерам и автоматизированным платформам демонстрирует существующий значительный сдвиг в подходах к инвестированию.

Робо-эдвайзинг и автоследование в России

Автором в 2019 г. рассматривалась работа фондов доверительного управления [Чернавин, 2019а] и было выдвинуто ожидание развитие рынка в сторону более дешевых для инвестора сервисов для инвестирования, которые смогут заменить доверительное управление. Действительно с этого момента произошел бурный рост робо-эдвайзеров и программ автоследования. Для контроля и регулирования данного сегмента рынка с 1 апреля 2022 г. к таким технологиям вступили в силу требования от Центрального Банка России, основными из которых являются:

1. Ориентироваться при консультировании на состав портфеля инвестора;
2. Обеспечивать учет всех действий инвестора и робота;
3. Формировать отчеты (протоколы) о выданных индивидуальных консультациях;
4. Гарантировать защиту от взлома;
5. Давать доступ к своим сведениям служащим Банка России.

Данный факт говорит о обеспокоенности со стороны регулятора за качество предоставляемых инвестиционных услуг. Однако при этом даже при надлежащем качестве остается открытым вопрос сколько должны стоить такие консультации и как должно происходить ценообразование. При анализе по состоянию на начало 2024 г. робо-эдвайзеры и автоматизированные платформы во многом стали повторять путь доверительных фондов, которые в погоне за прибылью обложили клиента высокими комиссиями от стоимости чистых активов (далее по тексту - СЧА), за успех и/или периодической платой за оказание услугой. Ниже в таблице 1 представлены стоимости предоставления услуг ряда популярных в России платформ.

Таблица 1. Анализ тарифов сервисов робо-эдвайзинга и автоследования на рынке РФ

Сервис	Функционал	Стоимость
Yammi (Yandex) ¹	Алгоритм составляет и балансирует портфель	0,89% годовых от СЧА
Conomy Terminal ²	Алгоритм составляет и балансирует портфель	2% от суммы каждого пополнения + 0.5% от СЧА за каждые 90 дней
Тинькофф автоследование ³	Повторение сделок трейдера	min 2% годовых от СЧА
Finam автоследование ⁴	Повторение сделок трейдера	0.01-15% годовых СЧА или 5-20 % вознаграждения за успех
Finam торговые сигналы ⁴	Сигналы согласно сделкам трейдера	12-6000 руб. в мес.

Рассматривая сервисы из таблицы 1, можно видеть, что существует довольно обширная сетка тарифов за оказание услуг автоследования или получения торговых сигналов. При этом представленное описание тарифов не является абсолютно полным и требует детального изучения в рамках каждого сервиса, так как могут существовать разные понимания расчета СЧА и вознаграждения за успех. Заметим, что в большинстве сервисов берется комиссия от СЧА, то есть не зависит от успеха самой стратегии и может достигать 15% годовых. Наиболее расширенную сетку тарификации по диапазону вознаграждения и наличию различных вариантов вознаграждения (например, за успех и с фиксированным месячным платежом) предоставляет Finam. Сервисы, которые не относятся к сервисам крупных финансовых игроков такие как Yammi и Conomy Terminal, предоставляют более простые для понимания условия тарификации и имеют меньшую стоимость. Отметим, что сервис Yammi, имеющий самую низкую стоимость в 0.89% годовых при этом предоставляет относительно простые рекомендации, основанные только на портфельной теории.

Для предоставления инвесторам качественных услуг консультаций и анализа данных на финансовых рынках необходимо пересмотреть вопрос того, что из себя должны представлять робо-эдвайзеры и сервисы автоследования. Во многом требование высоких комиссий в данной сфере основано на «мифе», что у создателей и разработчиков таких платформ есть особые навыки и понимание рынка, которые позволяют их программам устойчиво зарабатывать и приносить доход. Однако данный тезис остается без доказательств, так как сами такие программы существуют всего несколько лет на рынке и не позволяют судить о стабильности торговых стратегий. Если вернуться к ранее описанным индексным фондам именно сравнение на историческом периоде доходности различных фондов доверительного управления с доходностью обычного фондового индекса позволили Джону Боглу доказать, что лишь единицы из фондов смогли по своей доходности на продолжительном периоде превзойти рост индекса S&P500, который является простым индикатором роста всего рынка. При этом стоит отметить, что устойчиво зарабатывать выше рынка можно и существуют такие инвестиционные фонды, как например Medallion от хедж-фонда в Renaissance Technologies, построенный на алгоритмах машинного обучения, который за период с 1988-го по лето 2019-го имел среднегодовую доходность 39% [Цукерман, 2021].

Концепция и схема платформы для разработки стратегий биржевой торговли

Таким образом сфера развития робо-эдвайзеров и сервисов автоследования требует появления такой же инновации как индексный фонд, который будет нацелен на реализацию целей инвестора с минимальными расходами. С этой целью автором предлагается следующая концепция работы сервиса автоматического создания торговых стратегий:

1. Пользователь должен иметь возможность настраивать под себя торговую стратегию по выбранному финансовому инструменту с учетом таких пожеланий как стабильность во времени решения, список анализируемых данных, величина стоп-лосс и тейк-профита.

2. Подробная аналитика по работе моделей, включая информацию о результатах на обучении, валидации и тесте, должна позволить объективно оценить качество предлагаемой стратегии.

1 Официальный сайт «Yammi» URL: finance-autopilot.ru (дата обращений 29.03.2024)

2 Официальный сайт «Conomy Terminal» URL: <https://terminal.conomy.ru> (дата обращений 29.03.2024)

3 Официальный сайт «Тинькофф». Раздел «Комиссии и налоги при автоследовании» URL: <https://www.tinkoff.ru/invest/help/brokerage/account/strategy/commissions> (дата обращений 29.03.2024)

4 Финам Автоследование. Тарифы. URL: <https://docs.comon.ru/general-information/tariffs> (дата обращений 29.03.2024)

3. Стоимость сервиса должна базироваться не на проценте от стоимости чистых активов, а на абонентской плате. Абонентская плата должна дифференцироваться в зависимости от выбранной широты доступного функционала сервиса.

Ниже на рисунке 1 представлена блок-схема возможной базовой реализации такого сервиса.

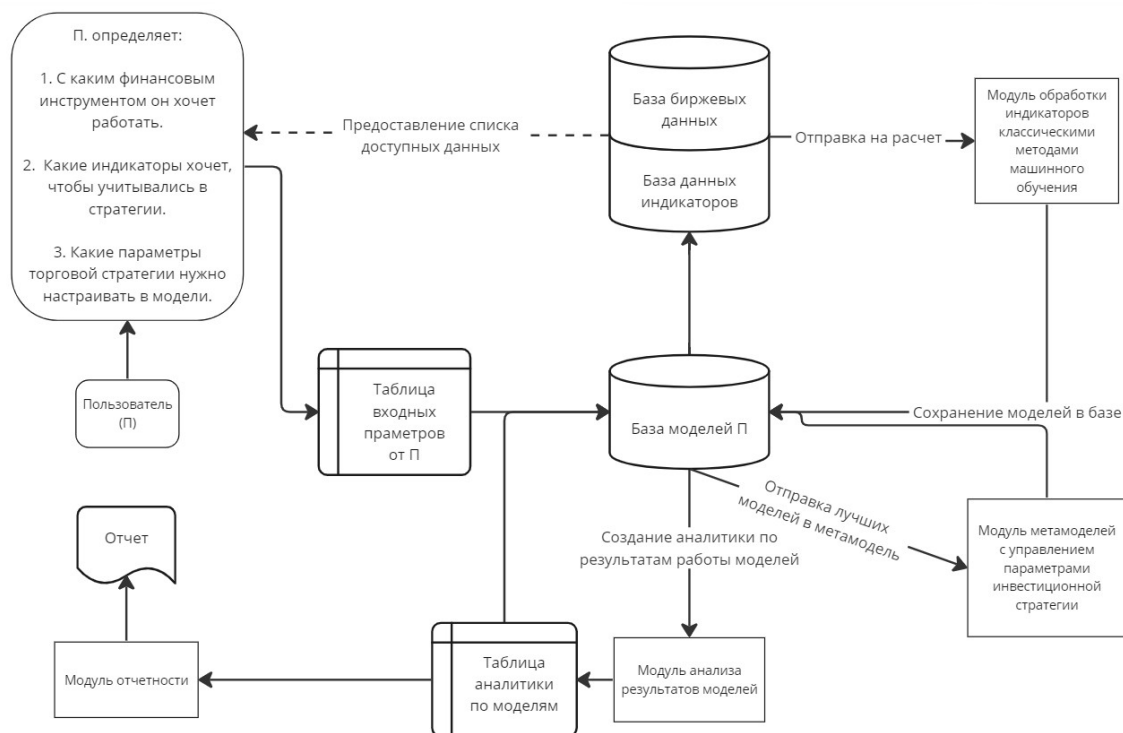


Рисунок 1. Схема работы платформы автоматизированного формирования торговых стратегий с учетом условий пользователя

Дадим краткое описание модулей в рамках предложенной схемы на рисунке 1.

1. Модуль обработки индикаторов классическими методами машинного обучения.

Предполагает обучение моделей на индикаторах, построенных методами технического анализа (пример построения таких индикаторов подробно рассмотрен автором в [Chernavin, 2019]). В качестве моделей предполагается выбирать модели с низкой вычислительной сложностью и степенью переобучения, такие как логистическая-регрессия и дерево решений с небольшой глубиной.

2. Модуль анализа результатов моделей.

Анализ моделей в разрезе их работы на обучающей, валидационной и тестовой выборках. Учитывает как метрики машинного обучения, так и бизнес-метрика в виде потенциального дохода. Предполагает ежедневное обновление результатов работы на тестовой выборке, согласно новым данным с рынка.

3. Модуль отчетности.

Подготовка результатов моделей в подходящем виде для анализа результатов модели Пользователем без специального экономического образования и с базовыми математическими познаниями.

4. Модуль метамodelей с управлением параметрами инвестиционной стратегии.

Предполагает обучение единой модели на основе ранее рассчитанных простых моделей. Единая модель должна учитывать пожелания Пользователя, сохраненные в Таблице входных параметров от Пользователя.

Модели управления параметрами торговой стратегии на основании условий пользователя

Отметим, что в том или ином виде Модули 1–3, присутствуют в современных трейдинговых платформах, поэтому далее дадим описание «Модуля метамodelей с управлением параметрами инвестиционной стратегии». Основная идея данного модуля состоит в том, что условия торговой стратегии надо заводить уже на стадии самого обучения модели, так как они позволяют моделям лучше соответствовать условиям рынка благодаря экспертизе рынка со стороны человека, задаваемой через эти условия. В рамках данного модуля можно рассматривать широкое число настраиваемых параметров. Далее перечислим следующие авторские модели реализованные как модели математического программирования с частично-целочисленными переменными.

В качестве базовой формулировки модели можно рассматривать модель комитетной конструкции, которая позволяет решать задачи бинарной классификации с учетом нелинейных зависимостей в данных используя процедуру голосования от нескольких линейных гиперплоскостей.

$$\sum_{i \in I} P_{ij} * x_i^t + b^t - L * z_j^t \leq -E \quad j \in J_1, t \in T \quad (1)$$

$$\sum_{i \in I} P_{ij} * x_i^t + b^t + L * z_j^t \geq E \quad j \in J_2, t \in T \quad (2)$$

$$\sum_{t \in T} (z_j^t * V^t) \leq m + L * d_j \quad j \in J_1 \quad (3)$$

$$\sum_{t \in T} (z_j^t * V^t) \leq \sum_{t \in T} V^t - m - 1 + L * d_j \quad j \in J_2 \quad (4)$$

$$\min \sum_{j \in J} d_j \quad (5)$$

Где J_1 и J_2 – множества наблюдений, которые необходимо разделить;

I – множество признаков, которыми описывается наблюдение;

P_{ij} – i -ый признак j -ого наблюдения (входные данные подаваемые в модель);

T – множество членов комитета (разделяющих гиперплоскостей);

V^t – вес t -ой гиперплоскости (задаваемые константы по принципу вес старшего больше суммы всех остальных);

x_i^t – коэффициенты t -ой гиперплоскости для i -ого признака (искомые коэффициенты решающего правила);

b^t – свободный член t -ой гиперплоскости (искомые коэффициенты решающего правила);

z_j^t – булева переменная фиксирует для j -ого наблюдения направление голосования t -ой гиперплоскости (считается в модели);

d_j – булева переменная, фиксирует нарушение классификации комитета для j -ого наблюдения (переменная для фиксации ошибок классификации, считается в модели);

m – переменная определяющее необходимое количество голосов для отнесения к тому или иному классу (считается в модели);

L – число на несколько порядков, превышающее величину исследуемых параметров (для однозначного выполнения условий неравенств, константа).

Данное описание модели является модификацией ранее описанной постановки р-комитета, рассмотренной в диссертационном исследовании Чернавина Ф.П. [Чернавин, 2017]. Отличием от описанной ранее модели является введение в модель управляемой пользователем константы V^t , которая позволяет определять логику комитетной конструкции. Подробнее с методом можно ознакомиться в монографии автора [Чернавин, Гайнанов, Панкрасченко, Чернавин, Чернавин, 2021].

Автором ранее были рассмотрены следующие задачи бинарной классификации, которые можно решить в рамках данной модели:

1. Прогнозирования будет расти или падать стоимость финансового инструмента [Акбердина, Чернавин, Чернавин, 2017].
2. Подтверждать сигнал другой модели и/или индикатора [Chernavin, 2019].
3. Прогнозировать ожидать высокой или низкой волатильности финансового инструмента [Чернавин, 2019b].
4. Прогнозировать ожидать ли отката стоимости после резкого изменения стоимости после получения новой важной информации для рынка Акбердина, Чернавин, Чернавин, 2018].

Запись модели в виде задачи математического программирования дает возможность управлять множеством параметров в ходе решения, что является важным моментом при решении задач на финансовых рынках, где нет четкого разделения на бинарные классы, как в классических задачах распознавания образов, как например обнаружение определенного животного на изображении.

Управление параметрами осуществляется за счет дополнения и изменения системы ограничений и/или модификации целевой функции. Приведем примеры:

1. Модификация целевой функции для решения задач в случае несбалансированных классов:

$$\min (K_2 * \sum_{j \in J_1} d_j + K_1 * \sum_{j \in J_2} d_j) \quad (6)$$

Где K_1 – это мощность множества J_1 ;

K_2 – это мощность множества J_2 .

2. Модификация целевой функции и ограничения для выбора информативных признаков:

$$-L * r_i \leq x_i^t \leq L * r_i \quad i \in I, t \in T \quad (7)$$

Где r_i – булева переменная для определения информативен признак или нет.

В этом случае для оптимизации можно ставить ограничение на $\sum_{i \in I} r_i$ или добавлять его в целевую функцию для минимизации. Подробнее можно ознакомиться в монографии [Чернавин, Гайанов, Панкращенко, Чернавин, Чернавин, 2021].

3. Модификация целевой функции и ограничения для включения в модель учета условия стабильности решения во времени:

$$\frac{\sum_{j \in J} d_j * Q_j^q}{\sum_{j \in J} Q_j^q} \leq h \quad q=1, 2, \quad (8)$$

$$\min(h) \quad (9)$$

Где h – максимальная доля ошибок классификации среди всех q -ых периодов;

Q_j^q – булева константа, определяющая относится ли j -ое наблюдение к q -му периоду.

4. Добавления выбора стоп-лосс и/или тейк-профит параметра:

$$r_j \leq (1 - d_j) * R_s^0 + d_j * R_s^1 + L * g_s \quad s \in S, j \in J \quad (10)$$

$$\sum_{s \in S} g_s = 1 \quad (11)$$

$$\max\left(\sum_{j \in J} r_j\right) \quad (12)$$

Где S – множество условий комбинаций стоп-лосс и тейк-профит параметров;

R_s^0 – значение финансового результата если $d_j = 0$ при s -ой комбинации стоп-лосс и тейк-профит параметров (константа);

R_s^1 – значение финансового результата если $d_j = 1$ при s -ой комбинации стоп-лосс и тейк-профит параметров (константа);

g_s – булева переменная для выбора комбинации стоп-лосс и тейк-профит параметров.

r_j – переменная для фиксации финансового результата модели.

Применение моделей на основе математического программирования с частично-целочисленными переменными накладывает ограничение связанные с низкой скоростью расчета модели. В связи с этим в рамках модуля предполагается применять такие модели в виде метамоделей обучаемых на основе ответов более простых моделей обученных с применением алгоритмов с высокой скоростью расчета и низким уровнем переобучения на данных.

Заключение

Современные технологии делают инвестирование все более доступным, эффективным и персонализированным, открывая новые возможности для инвесторов всех уровней. При этом одних лишь технологий мало, чтобы по-настоящему сделать инвестирование доступным. Исходя из опыта индексного инвестирования можно прогнозировать, что наиболее успешные робо-эдвайзеры и автоматизированные платформы будут теми, которые смогут предложить простые, прозрачные и стабильные стратегии инвестирования с минимальными расходами для клиентов. Предложенная в рамках данной статьи схема и принципы работы автоматизированной платформы формирования торговых стратегий с учетом условий пользователя является одним из возможных путей развития в данном направлении.

Литература

1. Указание Центрального Банка Российской Федерации № 5809-У «О требованиях к программам для электронных вычислительных машин, используемым для оказания услуг по инвестиционному консультированию». [Электронный ресурс]. URL: <https://cbr.ru/Queries/UniDbQuery/File/90134/2349>
2. Акбердина В.В., Чернавин Н.П., Чернавин Ф.П. (2017) Применение метода комитетов к прогнозированию движения валютных курсов и цен на нефть // Финансы и кредит, 2017, том 23, № 46, с. 2746–2762.
3. Акбердина В.В., Чернавин Н.П., Чернавин Ф.П. (2018) Применение метода комитетов к прогнозированию реакции цен на нефть на изменение в запасах нефти // Финансы и кредит, 2018, том 24, № 5, с. 1079-1097.
4. Чернавин Н.П. (2019) Прогнозирование волатильности курса валют методом комитетов // Вестник Челябинского государственного университета, 2019, № 11(433), с. 82-94.

5. Чернавин Н.П. (2019) Современное доверительное управления активами в России: текущее состояние и направления развития // Сборник докладов международной конференции студентов и молодых ученых «Весенние Дни Науки ВШЭМ», Екатеринбург, 17-19 апреля 2019 г., с. 309-310.
6. Чернавин П.Ф., Гайнанов Д.Н., Панкращенко В.Н. Чернавин Ф.П., Чернавин Н.П. (2021) Машинное обучение на основе задач математического программирования // М.: Наука, 2021, 128 с.
7. Чернавин Ф.П. (2016) Методический инструментарий оценки и моделирования кредитного риска по потребительским кредитам с применением комитетных конструкций: дис. канд. эк. наук: 08.00.13 / Чернавин Федор Павлович. – Екатеринбург. - 2016. 166 с.
8. Цукерман Г. (2021) Человек, который разгадал рынок. Как математик Джим Саймонс заработал на фондовом рынке 23 млрд долларов // Изд-во Бомбора, 2021, 400 с.
9. Chernavin N.P. (2019) Application of the committee machine method to analysis of stock market technical indicators. Business Informatics, vol. 13, no 4, pp. 73–86.

References in Cyrillics

1. Ukazanie Central'nogo Banka Rossijskoj Federacii № 5809-U «O trebovaniyah k programmam dlya elektronnyh vychislitel'nyh mashin, ispol'zuemym dlya okazaniya uslug po investicionnomu konsul'tirovaniyu». [Elektronnyj resurs]. URL: <https://cbr.ru/Queries/UniDbQuery/File/90134/2349>
2. Akberdina V.V., Chernavin N.P., Chernavin F.P. (2017) Primenenie metoda komitetov k prognozirovaniyu dvizheniya valyutnyh kursov i cen na nef' // Finansy i kredit, 2017, tom 23, № 46, s. 2746–2762.
3. Akberdina V.V., Chernavin N.P., Chernavin F.P. (2018) Primenenie metoda komitetov k prognozirovaniyu reakcii cen na nef' na izmenenie v zapasah nefi // Finansy i kredit, 2018, tom 24, № 5, s. 1079-1097.
4. Chernavin N.P. (2019) Prognozirovanie volatil'nosti kursa valyut metodom komitetov // Vestnik CHelyabinskogo gosudarstvennogo universiteta, 2019, № 11(433), s. 82-94.
5. Chernavin N.P. (2019) Sovremennoe doveritel'noe upravleniya aktivami v Rossii: tekushchee sostoyanie i napravleniya razvitiya // Sbornik dokladov mezhdunarodnoj konferencii studentov i molodyh uchenyh «Vesennye Dni Nauki VShEM», Ekaterinburg, 17-19 aprelya 2019 g., s. 309-310.
6. Chernavin P.F., Gajnanov D.N., Pankrashchenko V.N. Chernavin F.P., Chernavin N.P. (2021) Mashinnoe obuchenie na osnove zadach matematicheskogo programmirovaniya // М.: Nauka, 2021, 128 s.
7. Chernavin F.P. (2016) Metodicheskij instrumentarij ocenki i modelirovaniya kreditnogo riska po potrebitel'skim kreditam s primeneniem komitetnyh konstrukcij: dis. kand. ek. nauk: 08.00.13 / Chernavin Fedor Pavlovich. – Ekaterinburg. - 2016. 166 s.
8. Cukerman G. (2021) CHelovek, kotoryj razgadal rynok. Kak matematik Dzhim Sajmons zarabotal na fondovom rynke 23 mlrd dollarov // Izd-vo Bombora, 2021, 400 s.

*Чернавин Николай Павлович,
Уральский федеральный университет (ch_k@mail.ru)*

Ключевые слова

Робо-эдвайзинг, автоследование, биржевая торговля, инвестиции, машинное обучение, задачи классификации, математическое программирование, комитетные конструкции.

Chernavin Nikolai, Platform for developing stock trading strategies based on user-defined conditions

Keywords

Robo-advising, auto-trading, trading, stock market trading, investments, machine learning, classification problems, mathematical programming, committee machines

JEL classification: C38 - Методы классификации; C44 - Исследование операций, статистическая теория принятия решений, C55 - Большие объемы данных: моделирование и анализ; C61 - Техники оптимизации, модели программирования, динамический анализ; G11 - Формирование портфеля ценных бумаг, инвестиционные решения; G17 - Финансовое прогнозирование и моделирование

Abstract

The article is devoted to the research of investment robo-advising and auto-trading platforms in the Russian market. The author analyzes the tariffs and functionalities of different platforms. Based on the conducted analysis, the author proposes new concepts and a working scheme for implementing robo-advising and auto-trading. The implementation of the author's proposals should allow reducing the cost of providing investment services and also expanding their functionality towards automatically generating trading strategies based on user-defined conditions. Within the proposed scheme, special attention is paid to such functionality based on the author's models of committee structures.

