

Математические и статистические методы

СРАВНЕНИЕ ТОЧНОСТИ ПРОГНОЗА ДЛЯ КЛАССИЧЕСКИХ И АЛЬТЕРНАТИВНЫХ ЦЕНОВЫХ БАРОВ В ИТ-КОМПАНИЯХ

Алиев Бейлак Намаз оглы
аспирант,
МГУ имени М.В. Ломоносова, экономический факультет
(г. Москва, Россия)

Аннотация

В статье рассматривается актуальная проблема повышения точности прогнозирования ценовых движений акций компаний из сектора информационных технологий, что обусловлено возросшим интересом инвесторов и трейдеров к этому сектору в последние годы. Цель исследования – сравнить точность прогнозов, основанных на классических и нестандартных ценовых барах, и оценить их влияние на эффективность торговых стратегий.

В качестве основного метода исследования использовались современные статистические методы и машинное обучение для анализа и оценки прогностических способностей различных типов ценовых баров. В ходе работы была разработана программная функциональность для формирования нестандартных ценовых баров, таких как бары на основе цены золота, и протестированы различные торговые стратегии, основанные на средних скользящих и моделях AutoML.

Авторские результаты показали, что использование нестандартных ценовых баров улучшает прогностические свойства моделей, что ведет к повышению эффективности торговых стратегий. Практическая значимость полученных результатов заключается в предоставлении рекомендаций трейдерам и инвесторам по выбору оптимальных типов ценовых баров для повышения точности прогнозов. Теоретическая значимость состоит в подтверждении гипотезы о более высокой эффективности нестандартных ценовых баров в торговых системах, ориентированных на ИТ-компании.

Ключевые слова: прогнозирование цен, ценовые бары, ИТ-компании, торговые стратегии, машинное обучение, финансовые рынки, AutoML.

JEL коды: C63, C81, C87.

Для цитирования: Алиев Б.Н. Сравнение точности прогноза для классических и альтернативных ценовых баров в ИТ-компаниях // Научные исследования экономического факультета. Электронный журнал. 2025. Том 17. Выпуск 1. С. 22-38. DOI: 10.38050/2078-3809-2025-17-1-22-38.

Введение

На рынке ценных бумаг четко выделяется разделение эмитентов на различные секторы экономики. Сектор информационных технологий, указанный в названии работы, используется в понимании, представленном в глобальном стандарте классификации отраслей (GICS), куда под кодом 45 входит сектор «Информационные технологии». Актуальность данной работы продиктована волнообразным и многогранным интересом к ИТ-сектору экономики, которая за последнюю декаду вызывает все больший интерес со стороны инвесторов и трейдеров.

Состав сектора: ИТ-услуги, ПО, коммуникационное оборудование, технологии обработки и хранения данных, электронное оборудование, полупроводники и оборудования на базе полупроводников (Bellucci, Gunzberg, 2019). На рынке ценных бумаг РФ, согласно источнику (Каталог акций, 2024), насчитывалось 10 бумаг из сектора ИТ, перечень которых предоставлен в табл. 1 (на 26.05.2024 г.).

Таблица 1

Список ИТ-компаний на рынке ЦБ РФ

№	Тикер	Наименование
1	YNDX	Яндекс
2	VKCO	ВК
3	POSI	Positive Technologies
4	ASTR	Группа Астра
5	DELI	Делимобиль
6	QIWI	QIWI
7	SOFL	Софтлайн
8	DIAS	Диасофт
9	CIAN	Циан АДР
10	HHRU	HeadHunter Group PLC

Источник: составлено автором на основе (Каталог акций, 2024).

Исследование, представленное в данной работе, имеет узкую специфику и направлено исключительно на перечень бумаг, приведенных в табл. 1. Для расширения области применения необходимо дальнейшее исследование.

Работа направлена на сравнение так называемых *классических* и *нестандартных* ценовых баров. Под классическими ценовыми барами понимается широко известная агрегация информации по временным признакам, имеющие 4 атрибута: «открытие», «закрытие», «максимум», «минимум». Классические ценовые бары на временном ряде являются основой для технического анализа и применяются во множестве алгоритмах торговли. Автор серии публикаций (Де Прадо, 2019) приводит доказательства неэффективности применения временных рядов и предлагает в качестве замены «временных баров» на долларовые или на объемный бар, т. е. формирование следующего бара происходит сразу же по достижении заданного объема или цены (в долларах). Такой подход позволяет оперативно учитывать серьезные колебания или изменения тренда/объема. В данной работе расширены долларовые бары, предложенные М.Л. Де Прадо до «нестандартных» ценовых баров.

Сформируем новый понятий аппарат «нестандартные ценовые бары». «Нестандартные ценовые бары» – это агрегация ценовой информации не по времени, а по условию, где в качестве условий может выступать конвертация цены инструмента в стоимость другого инстру-

мента. К примеру, один бар одного инструмента может быть ограничен открытием и закрытием при достижении оборота торговли внутри интервала, равной обороту торговли фьючерсом на золото. В продолжении исследования, проведенному ранее (Алиев, 2021), относительно использования цены золота в качестве более эффективного подхода к демонстрации доходности акций, выдвинута гипотеза о формировании ценового бара на основе золота, а не времени.

Гипотеза: сформированный ценовой бар ценной бумаги, основанный на цене золота (за унцию, грамм и т. д.) и используемый в различных инструментах технического анализа, может продемонстрировать более высокие прогностические свойства.

Цель работы – подтвердить/опровергнуть гипотезу об эффективности применения нестандартных ценовых баров в торговых системах, направленных исключительно на IT-компаниях.

1. Материалы и методы

Для эмпирического подтверждения или опровержения предложенной гипотезы и достижения поставленной цели необходимо проделать следующее:

- 1) разработать программный функционал для формирования ценового бара инструмента на основе цены золота;
- 2) сформировать различные торговые стратегии для тестирования и сравнения нестандартных золотых баров с классическими;
- 3) протестировать на исторических данных статистические показатели для оценки эффективности предложенного подхода.

Для выполнения поставленных задач необходимо сформировать источники данных.

Работа направлена на прогнозирование цены или тренда на основе «внутренних» данных, т. е. совершенных транзакций над ценными бумагами, предоставленных в табл. 1. Источником исторических данных являются материалы ПАО «Московская биржа».

Также понадобится график цен инструмента под тикером «GLDRUB_TOM» – инструмент торговли золотом в рублевой валюте с расчетами на следующий день на рынке драгоценных металлов Московской биржи (Тикер GLDRUB_TOM, 2024). Данный инструмент необходим для формирования нестандартного ценового бара.

Разработка программного функционала для формирования ценового бара инструмента на основе цены золота

В ходе работы была разработана функция, способная формировать ценовой бар на основе динамического ограничения на размер бара. Размер бара – это сумма сделок в баре (например, в баре было совершено 10 000 условных единиц (у.е.)). Динамическое ограничение размера бара представляет собой функцию « $f(\text{time})$ », которая показывает, каким должен быть размер бара в момент времени « t ». Если сумма операций равна или превышает ограничение, то текущий бар завершается, указывается цена закрытия, и начинает формироваться новый. Такой подход учитывает сразу несколько изменений на рынке:

- 1) быстрый рост цены (новые слитки будут генерироваться быстро);

- 2) увеличение объема операций (как и в случае с ценой, новые слитки будут генерироваться быстро);
- 3) изменение цены золота (поскольку наш ценовой лимит привязан к цене золота, то рост цены золота способствует быстрому генерированию новых слитков);
- 4) фильтрация «шумов».

В качестве примера рассмотрим условный актив «X1». Зададим ограничение на размер слитка, равное 400 унциям золота. Другими словами, функция должна генерировать новый «bar», когда сумма операций по активу будет равна или превысит цену золота за 400 унций золота.

При таком подходе возникает очевидный вопрос: какое ограничение по размеру должен иметь актив? Интуитивно не ясно, как быстро определить этот размер, но ясно, что для каждого актива размер должен определяться индивидуально (возможно, с учетом среднего оборота).

Для автоматизации и упрощения процесса конвертации стандартного OHLC (open, high, low, close) инструмента в нестандартный OHLC, описанного выше, разработан математический аппарат и его программная реализация в виде модуля для языка программирования Python 3.

Исходный код программного модуля опубликован в личном репозитории автора на GitHub и распространяется по модели Open Source и лицензии MIT (Aliev, GitHub). Также модуль упакован и распространяется через PyPi (Aliev, PyPi) и доступен к применению после установки по команде «*pip install custom-stock-bar*».

На рисунках 1 и 2 представлена демонстрация применения нестандартного ценового бара с использованием учета цены золота (рис. 1 – классический бар, рис. 2 – нестандартный ценовой бар).

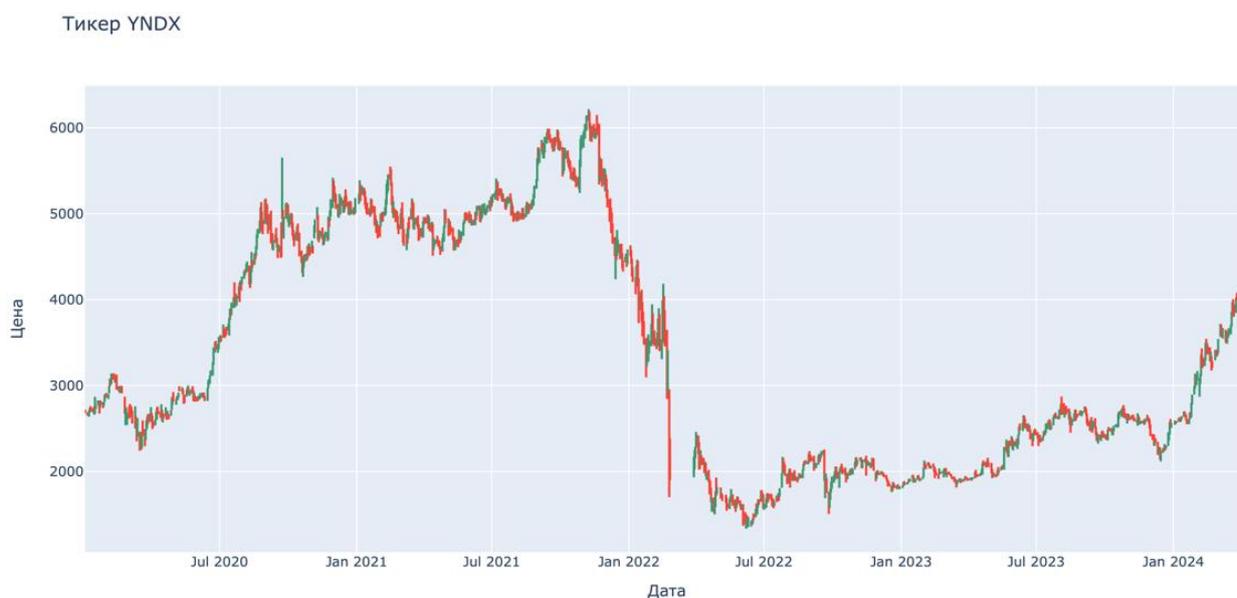


Рисунок 1. Классический 1D-график котировок ценных бумаг тикера YNDX с 2020 по 2024 г. (построено автором на основе котировок (Тикер YNDX, API Тинькофф Инвестиции, 2024))

Нестандартный ценовой бар тикера YNDX



Рисунок 2. Нестандартный график котировок ценных бумаг (построено автором на основе котировок (Тикер YNDX, API Тинькофф Инвестиции, 2024))

На рисунке 1 представлены дневные ценовые бары, на рис. 2 – нестандартные бары, сегрегированные по заданным ограничениям. В приведенном нестандартном графике каждый бар имеет установленное ограничение по стоимости, равное 100 золотым слиткам массой по 400 тройских унций каждая. Иными словами, мы установили предельный размер бара и завершаем его формирование (фиксируем цену закрытия) тогда и только тогда, когда совокупная стоимость транзакций достигает заданного лимита. Следовательно, формирование бара полностью обусловлено текущей ценой актива, его объемом и рыночной стоимостью золота.

На представленном графике наблюдается процесс сглаживания стохастического шума, выражающегося в виде шумовых баров. Очевидно, что с увеличением предельного значения на один бар интенсивность шума существенно снижается. Текущие пределы были определены эмпирическим путем, однако для достижения наилучших результатов необходимо провести углубленное исследование, направленное на выявление оптимальных предельных значений. Это исследование должно включать детальный анализ различных параметров и их влияния на общий уровень шума, а также использование статистических методов для определения наиболее эффективных значений пределов.

Далее на графиках приведена частота распределения расстояния между двумя крайностями бара (между Open/Close и Low/High): на рис. 3 – частота распределения расстояния между High и Low на стандартном дневном графике; на рис. 4 – частота распределения расстояния между High и Low на нестандартном графике; на рис. 5 – частота распределения расстояния между Open и Close на стандартном дневном графике; на рис. 6 – частота распределения расстояния между Open и Close на нестандартном графике.

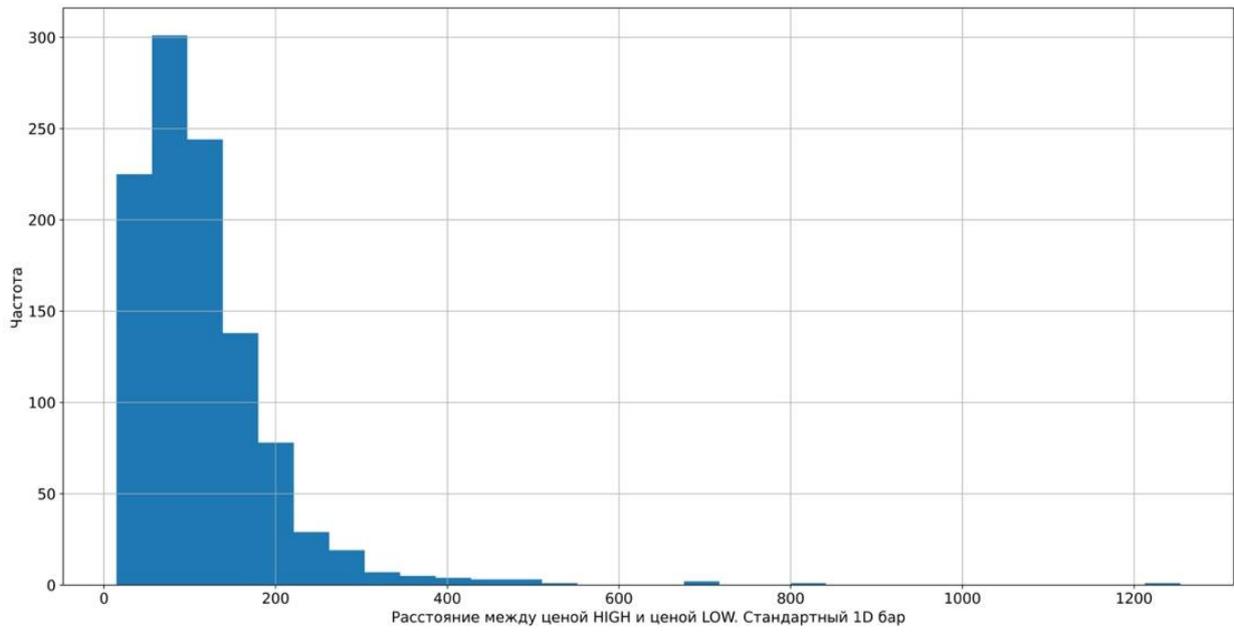


Рисунок 3. Частота распределения расстояния между High и Low на стандартном дневном графике (построено автором на основе котировок)

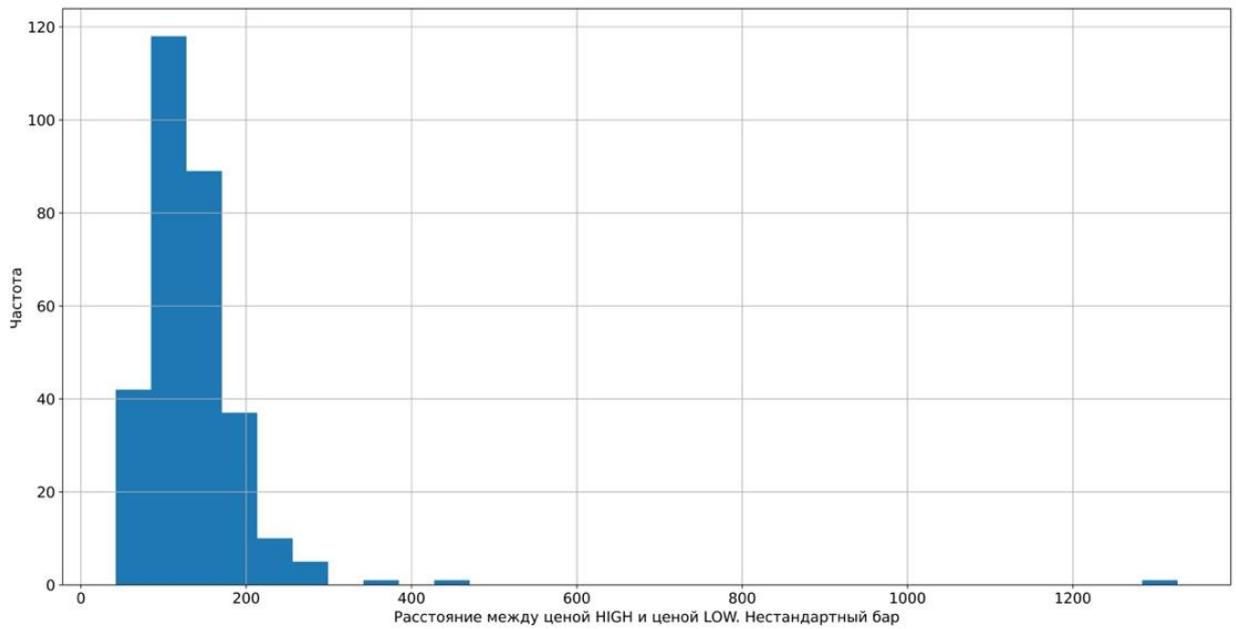


Рисунок 4. Частота распределения расстояния между High и Low на нестандартном графике (построено автором на основе котировок)

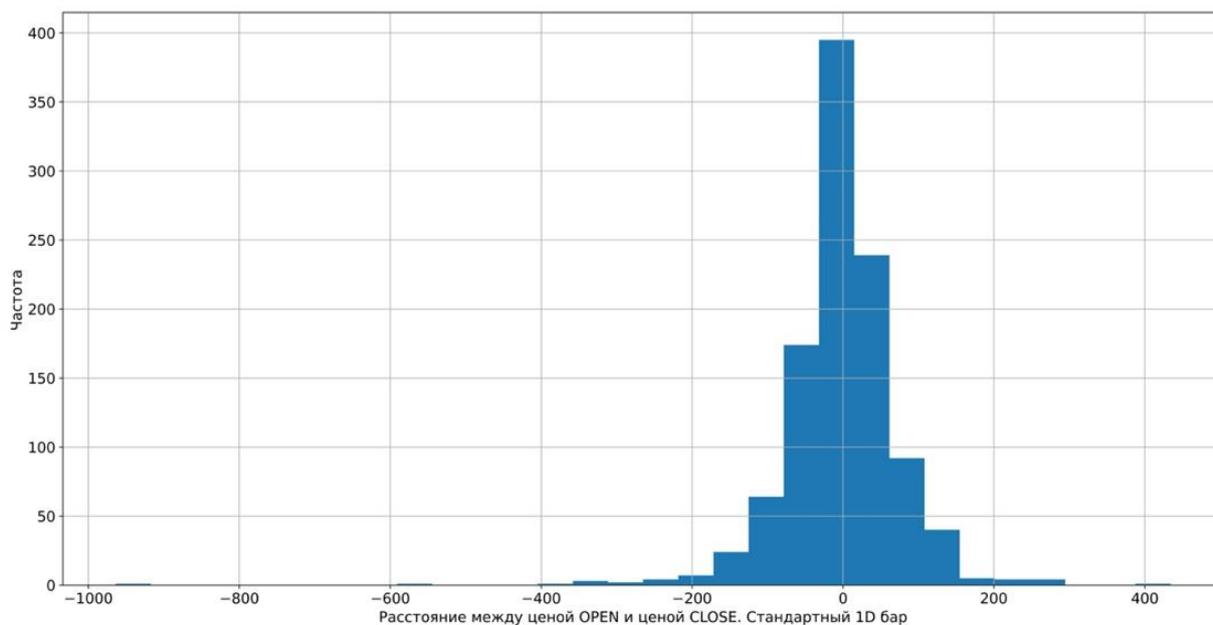


Рисунок 5. Частота распределения расстояния между Open и Close на стандартном дневном графике (построено автором на основе котировок)

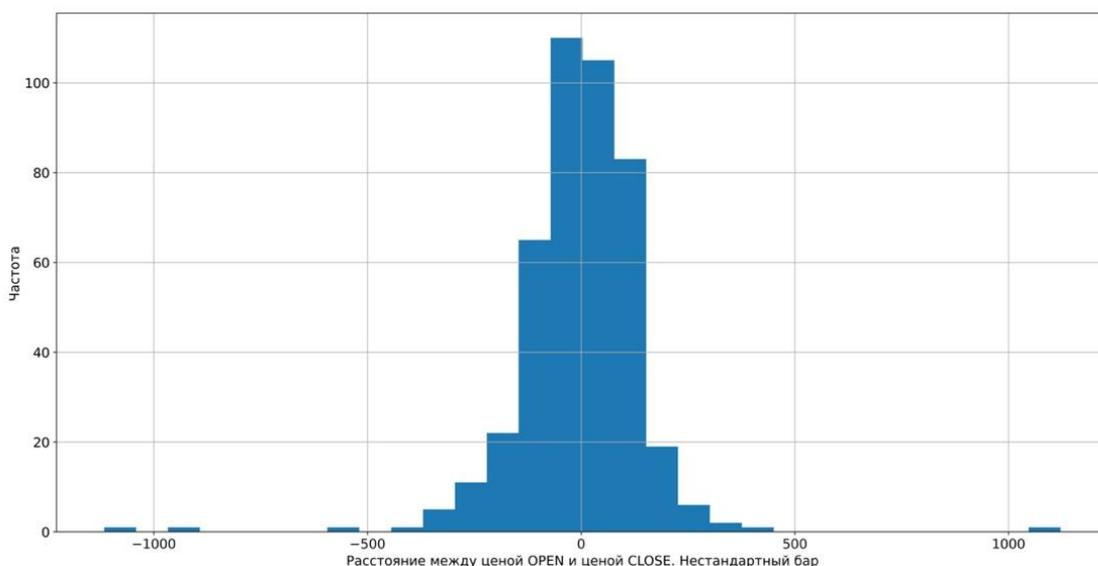


Рисунок 6. Частота распределения расстояния между Open и Close на нестандартном графике (построено автором на основе котировок)

Согласно наблюдениям, при сравнении стандартного ценового бара и нестандартного для расстояния Open/Close статистические свойства изменились. Для нестандартного ценового бара наблюдается симметричная, унимодальная гистограмма, в то время как для стандартного 1D-бара наблюдается слабый перекос вправо.

Также на графике с золотым баром появился разрыв. Наличие разрыва на «золотом» графике и его отсутствие на стандартном обусловлены тем, что на малых объемах было несколько падений баров с разрывом, который на «золотом» графике был сглажен в один бар. Существенной разницы в распределениях Low/High нет, что связано с невозможностью дифференцировать цену, которая была достигнута на дневном графике, в первую очередь, Low или High.

Выбор золота в качестве актива для формирования нестандартных ценовых баров

Для пояснения выбора золота в качестве основы нестандартного ценового бара проведен исследовательский обзор относительно защитных инвестиционных свойств золота, а также его сравнение с американскими казначейскими бумагами.

Золото уже давно считается защитным активом, его часто сравнивают с американскими казначейскими бумагами. В этом отчете показано, почему золото считается защитным активом и как оно может иногда превосходить американские казначейские бумаги.

На протяжении многих веков золото было востребованной инвестицией, сохраняя свою покупательную способность в течение долгого времени и защищая богатство от разрушительного воздействия инфляции (Gold vs bonds, 2024). Историческая роль золота как хранилища стоимости делает его надежным выбором для инвесторов, стремящихся к стабильности во время экономических спадов (Gold vs bonds, 2024; Yuxuan, Stephen, 2024).

Золото часто движется независимо от акций и облигаций, обеспечивая преимущество диверсификации в сбалансированном портфеле (Gold vs bonds, 2024; Harsh, 2022). Эта отрицательная корреляция с традиционными классами активов, такими как акции и облигации, помогает распределить риски и улучшить соотношение «риск–доходность» инвестиционного портфеля (Yuxuan, Stephen, 2024).

Золото широко рассматривается как инфляционный хедж, обеспечивающий защиту от девальвации, инфляции или дефляции (Investopedia, 2023). Отрицательная связь золота с экономической активностью означает, что оно хорошо работает, когда экономика идет вниз, что делает его защитным активом при низких темпах роста (Harsh, 2022).

Хотя золото может быть более волатильным, чем многие облигации, особенно государственные, оно исторически обеспечивает привлекательную долгосрочную доходность, увеличиваясь примерно на 8 % в год за последние 20 лет (Gold vs bonds, 2024; Yuxuan, Stephen, 2024). Такой потенциал более высокой доходности может сделать золото более привлекательным, чем стабильная, но более низкая доходность казначейских облигаций (Investopedia, 2023).

Казначейские ценные бумаги с защитой от инфляции (TIPS) обеспечивают встроенную защиту от инфляции, однако золото часто рассматривается как более надежный инструмент хеджирования от инфляции (Investopedia, 2023; Racome, 2020). Способность золота асимметрично реагировать на изменения реальной доходности – меньше снижаться при росте ставок и больше расти при их снижении – повышает его привлекательность в качестве хеджера инфляции (Yuxuan, Stephen, 2024).

Также следует отметить, центральные банки являются значительными покупателями золота, причем чистые закупки достигли рекордных уровней в последние годы (Yuxuan, Stephen, 2024). Такой спрос подчеркивает важность золота как резервного актива и контрастирует с уменьшением зависимости некоторых стран от казначейских облигаций США.

Золото можно хранить неограниченное время, в отличие от облигаций, которые имеют определенные сроки погашения (Gold vs bonds, 2024). Эта характеристика в сочетании с историческими показателями делает золото надежным долгосрочным хранилищем стоимости (Yuxuan, Stephen, 2024).

Соответственно следует сделать вывод о том, что роль золота как защитного актива хорошо известна: оно обеспечивает диверсификацию, защиту от инфляции и стабильность во время экономических спадов. Хотя казначейские ценные бумаги США обеспечивают надежный доход и более низкую волатильность, потенциал золота для получения более высоких доходов и его статус безопасной гавани в период неопределенности могут сделать его более привлекательным вариантом для некоторых инвесторов. Выбор между золотом и казначейскими облигациями в конечном итоге зависит от индивидуальных инвестиционных целей и толерантности к риску.

2. Результаты

Стратегия пересечения скользящих средних

Рассмотрим применение широко известной стратегии пересечения двух скользящих средних, которая зачастую практиками на данный момент в чистом виде не используется. Стратегия предполагает два параметра, $n1$ – количество баров для вычисления средней цены в «быстром» тренде, $n2$ – количество баров для вычисления средней цены в «медленном» тренде. Пересечение $n1$ с $n2$ снизу вверх предполагает восходящий тренд (сигнал на покупку), а обратное пересечение свидетельствует о нисходящем тренде (сигнал на продажу). Применив оптимизацию параметров $n1$, $n2$ и вычислив оптимальные значения для сразу двух временных рядов (классический ценовой бар и нестандартный ценовой бар), сделаем вывод об эффективности применения стратегии за счет кодирования временного бара из классического в нестандартный. Эффективность определяется путем максимизации возврата инвестиций.

Согласно результатам тестирования наблюдается превосходство нестандартных ценовых баров над классическими. Эффективность в данном случае может быть объяснена эффектом фильтра, присущего такому роду агрегации, обеспечившего очистку от шумов, которые свойственны рынку акций. Далее рассмотрим сравнение результатов по ключевым показателям (табл. 2).

Таблица 2

Сравнительные ключевые показатели результата стратегии

Параметр	Стандартный дневные бары	Нестандартные (золотые бары по 100 тройских унций)
Параметры стратегии	$n1=28, n2=62$	$n1=13, n2=27$
Возврат инвестиций (%)	-72,727902	120,715023
Возврат инвестиций при стратегии «купить и держать» (%)	-5,400372	-6,044241
Макс. просадка (%)	-83,206887	-37,011333
Средняя просадка (%)	-16,106908	-11,481498
Сделки	18	10
Процент выигрышей (%)	22	40
SQL (System Quality Number, показатель качества системы)	-0,847851	0,817669

Источник: разработано автором на основе использования инструмента тестирования стратегии (Библиотека Backtesting.py).

Согласно таблице 2, подтверждается гипотеза об эффективности кодирования цен через нестандартные ценовые бары, которые способны учитывать в одном графике сразу несколько аспектов – в данном случае учитывается динамика цен на золото.

Повторяемость результатов эксперимента на других акциях сектора информационных технологий отражена в табл. 3.

Таблица 3

Сравнительные ключевые показатели результата стратегии

Показатель	POSI 1D Bar	POSI Gold Bar	VKCO 1D Bar	VKCO Gold Bar	QIWI 1D Bar	QIWI Gold Bar
Return (%)	33,40	58,46	-2,51	133,26	30,36	146,38
Sharpe Ratio	0,44	1,24	0,0	1,16	0,15	0,33
Sortino Ratio	0,76	4,88	0,0	12,87	0,24	7,09
Calmar Ratio	0,39	5,17	0,0	18,08	0,13	15,59
Best Trade (%)	71	63	68,00	78,18	65,54	81,70
Worst Tre (%)	-20,10	-3,30	-22,98	0,99	-26,46	-10,40

Источник: разработано автором на основе использования инструмента тестирования стратегии (Библиотека Backtesting.py).

На основании сравнительной табл. 3 можно сделать вывод о высокой эффективности кодирования цены актива с учетом цены золота. Оптимизируемый параметр возврата инвестиций (Return) в каждом рассматриваемом случае демонстрирует значительное превосходство над классическими ценовыми барами. Другие показатели стратегии также показывают существенное улучшение. Тем не менее, следует отметить, что некоторые метрики, такие как коэффициенты Шарпа и Сортино, остаются неудовлетворительными. Однако эту проблему можно решить путем дальнейшей оптимизации стратегии и подгонки параметров к требуемым минимальным значениям.

AutoML-стратегия

Далее рассмотрим более комплексную стратегию торговли, основанную на прогнозировании будущей цены с применением AutoML. AutoML (Automated Machine Learning) – это автоматизированный процесс разработки моделей машинного обучения, который инкапсулирует в себе все основные аспекты моделирования: первичная обработка данных, очистка данных, генерация синтетических признаков, сегрегация данных на обучающую и тестовую, селекция моделей обучения, оптимизация глобальных параметров, обучение моделей, оценка и т. д. Согласно исследованию (Conrad et al., 2024), в котором группа авторов проводит сравнительный анализ между «ручным» процессом и AutoML, можно сделать вывод о том что AutoML лучше справляется с процессом выбора моделей, а также более эффективен в вопросах оптимизации параметров. Авторы делают заключения об удовлетворенности таким подходом и считают, что он может быть способом экономии времени и отправной точкой для дальнейшего, более глубокого анализа. С аналогичным мнением выступают авторы (Salehin et al., 2024), указывая на сложный процесс анализа базируемых на ML подходах, приходят к выводам о серьезном влиянии AutoML на индустрию.

Разработка моделей проведена с использованием библиотеки LightAutoML (Ryzhkov, Vakhrushev, Simakov, et al). Результатом моделирования с применением AutoML для класси-

ческого временного ряда стала модель, состоящая из пяти моделей: Linear L2 (линейная модель с L2 регуляризацией), LightGBM (модель LightGBM, основанная на градиентном спуске), Tuned_LightGBM (оптимизированная LightGBM), CatBoost (модель градиентного спуска от Yandex), Tuned_CatBoost (оптимизированный Categorical Boosting). Результатом моделирования с применением AutoML для нестандартного временного ряда стала модель, состоящая только из двух моделей: LinearL2 и LightGBM.

В таблице 4 представлено сравнение результатов тестирования двух моделей (для классических и нестандартных баров).

Таблица 4

Сравнение результатов тестирования моделей

Тип данных	Модель с классическими барами		Модель с нестандартными барами	
	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Обучающая выборка	Тестовая выборка
Период	01.01.2020 – 01.01.2022	01.01.2022 – 01.05.2022	01.01.2020 – 01.01.2022	01.01.2022 – 01.05.2022
MAE (mean absolute error)	74,61	134,63	109,46	100,06
MSE (mean squared_error)	14832,20	29287,34	29782,15	16562,57
Рисунок	Рис. 7	Рис. 8	Рис. 9	Рис. 10

Источник: разработано автором на основе результатов моделирования.

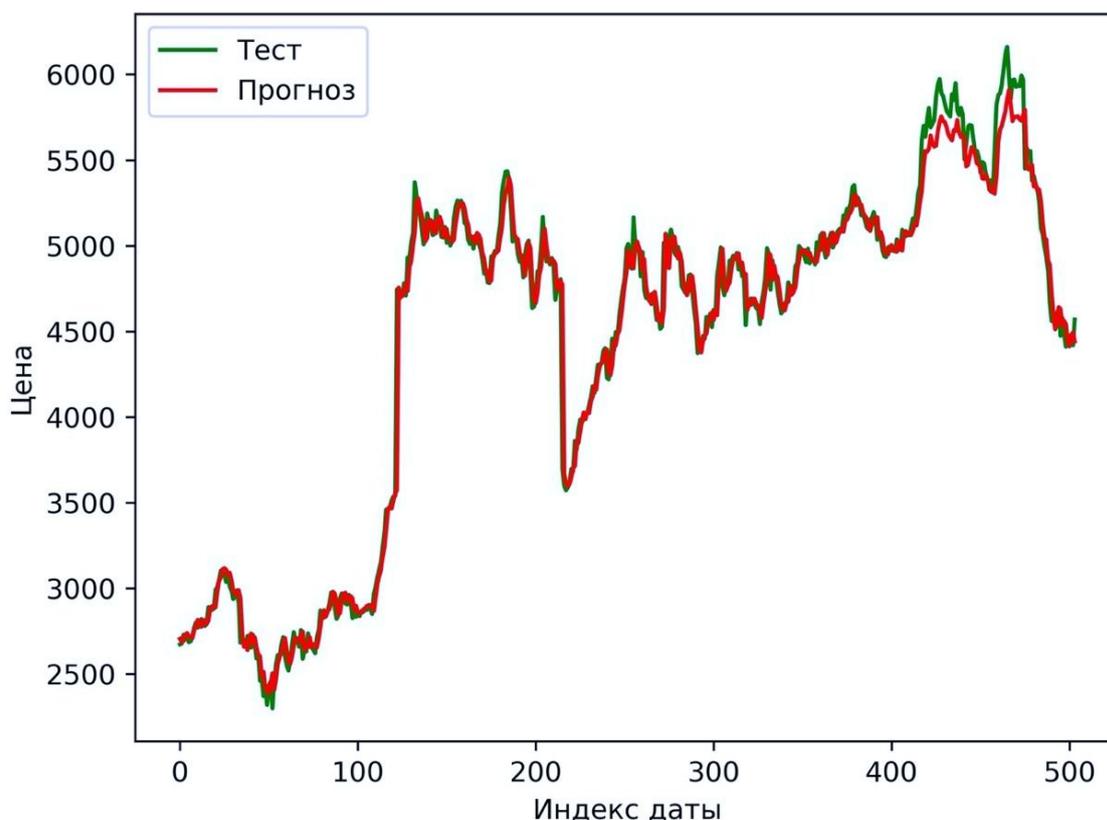


Рисунок 7. AutoML для классических баров, результат сравнения прогноза с данными обучением (построено автором на основе обучения модели)

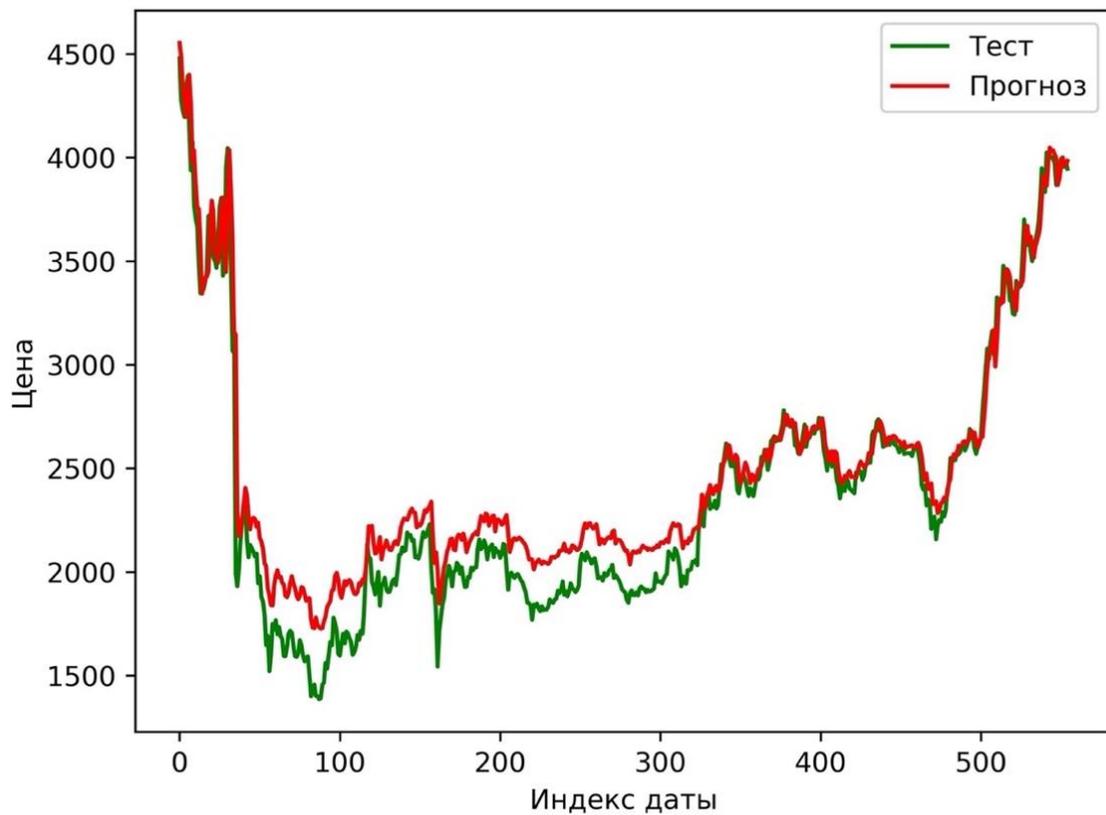


Рисунок 8. AutoML для классических баров, результат сравнения прогноза с тестовыми данными (построено автором на основе обучения модели)

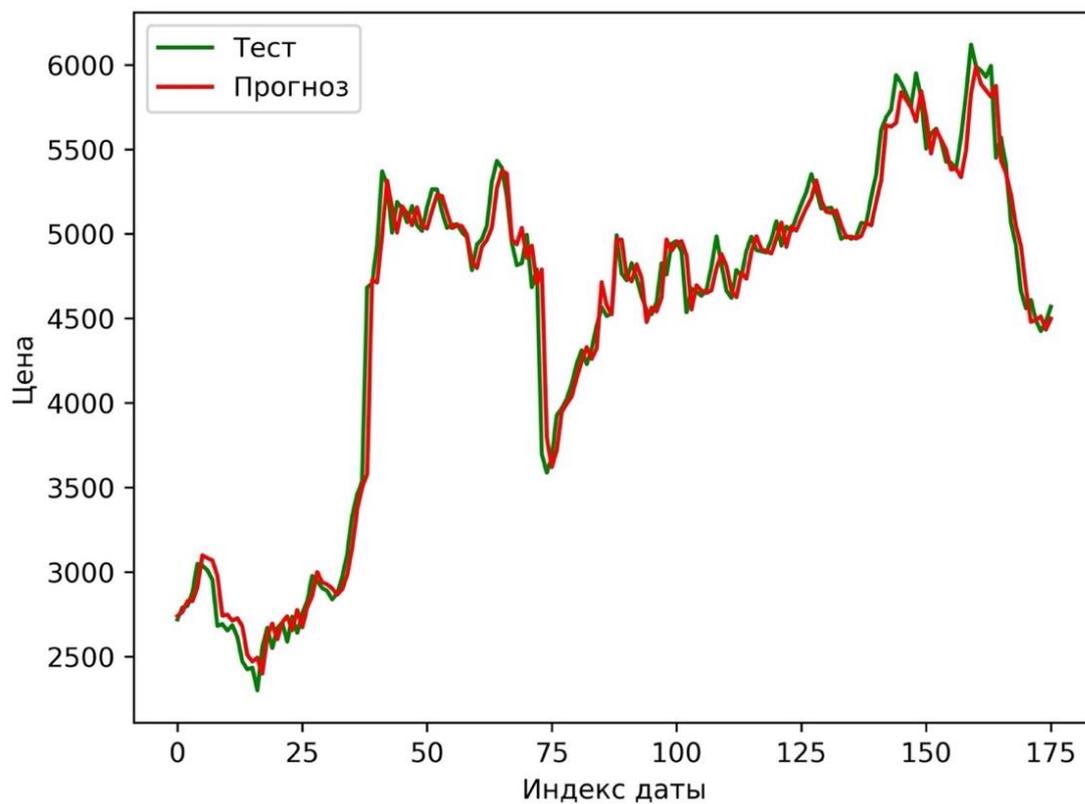


Рисунок 9. AutoML для нестандартных баров, результат сравнения прогноза с данными обучением (построено автором на основе обучения модели)

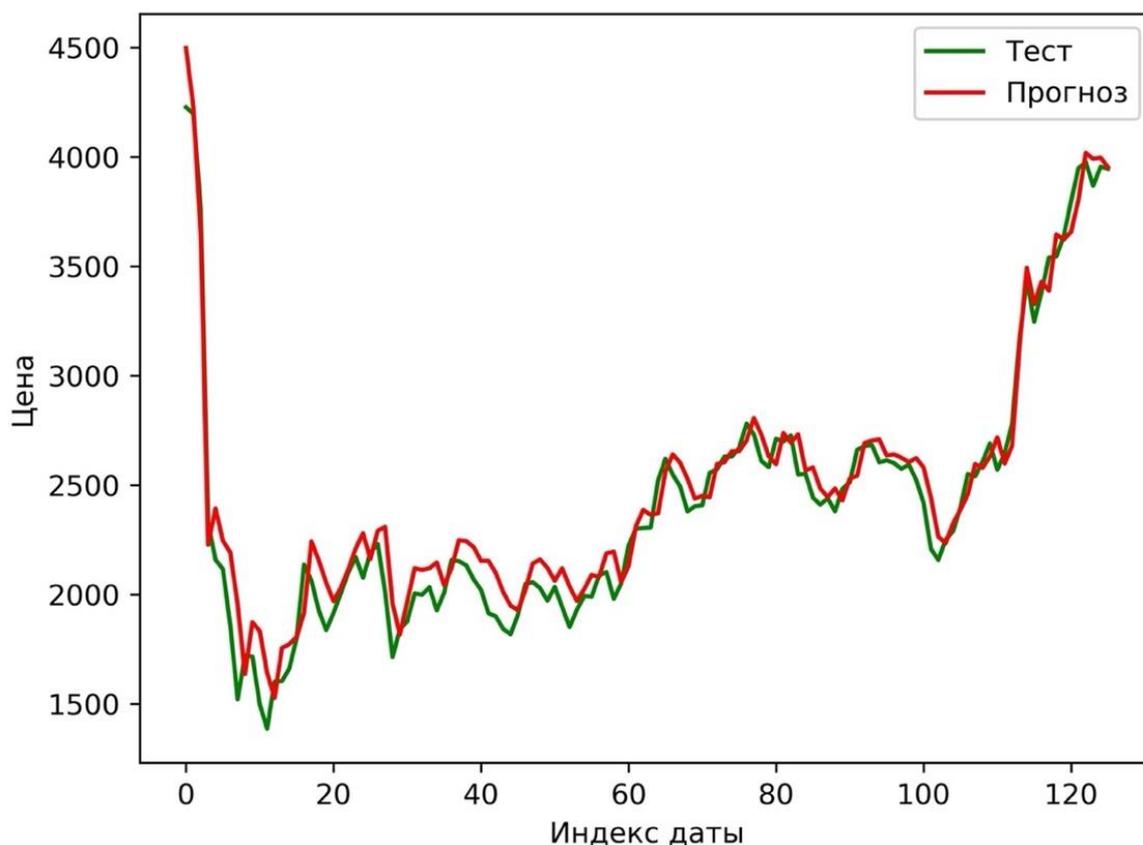


Рисунок 10. AutoML для нестандартных баров, результат сравнения прогноза с тестовыми данными (построено автором на основе обучения модели)

Согласно приведенным выше данным, применение AutoML на обучающей выборке демонстрирует меньше ошибок для классических баров, в то время как тест на данных, не вошедших в обучение, отображает преимущество выбора нестандартных баров.

На основе полученных моделей проведем тестирование стратегии на биржевых данных с учетом комиссионных издержек. Результаты сравнения представлены в табл. 5.

Таблица 5

Сравнение показателей стратегии на основе AutoML

Параметр	Стандартный дневные бары	Нестандартные (золотые бары по 100 тройских унций)
Возврат инвестиций (%)	-96,94	0,20
Возврат инвестиций при стратегии «купить и держать» (%)	-12,60	-11,91
Макс. просадка (%)	-96,97	-49,06
Количество сделок	47	9
SQL (System Quality Number, показатель качества системы)	-3,6	0,12

Источник: построено автором на основе результатов тестирования.

Согласно таблице 5, можно утверждать, что применение нестандартных баров положительно влияют на результативность стратегий, хотя в данном примере модель и не выдает желаемой доходности.

3. Обсуждение

В ходе исследования были разработаны нестандартные ценовые бары, базируемые на цене золота, работа завершена подтверждением гипотезы, сформированы перспективы для дальнейшего анализа:

- 1) выявление способов выбора объема нестандартных ценовых баров;
- 2) расширение области применения темы исследования на другие секторы экономики.

Заключение

В ходе исследования была проведена разработка программного функционала для формирования нестандартного ценового бара инструмента, в частности, на основе цены золота. Также сформированы различные торговые стратегии для тестирования и сравнения нестандартных баров с классическими, в частности, стратегии, базирующиеся на средних скользящих и AutoML-моделях.

Согласно результатам тестирования полученных моделей, которые базируются на авторской концепции нестандартных ценовых баров, следует сделать заключение об улучшении прогностических свойств моделей, а следовательно, о более эффективных торговых стратегиях.

Гипотеза об эффективности применения нестандартных ценовых баров в торговых системах, направленных исключительно на IT-компании, подтверждена, цель работы выполнена в полном объеме.

Список литературы:

Алиев Б.Н. Анализ доходности инвестиций через золото / Б.Н. Алиев, А.С. Каратаев // Наука и инновации XXI века: Сборник статей по материалам VII Всероссийской конференции молодых ученых: В 2 т. Сургут, 30 октября 2020 года. Т. I. Сургут: Сургутский государственный университет, 2021. С. 192–197. EDN QYZJTL.

Де Прадо М.Л. Машинное обучение: алгоритмы для бизнеса. СПб.: Питер, 2019. 432 с. Каталог акций // Тинькофф Инвестиции: URL: <https://www.tinkoff.ru/invest/stocks/?start=0&end=12&orderType=Desc&sortType=ByPopularity§or=IT&exchange=MOEX> (дата обращения: 26.05.2024).

Тикер GLDRUB_TOM // БКС ЭКСПРЕСС: URL: https://bcs-express.ru/kotirovki-i-grafiki/gldrub_tom (дата обращения: 26.05.2024).

Тикер Яндекс // Тинькофф Инвестиции: URL: <https://www.tinkoff.ru/invest/stocks/YNDX/> (дата обращения: 26.05.2024).

Aliev B.N. Custom stock bar // GitHub: URL: <https://github.com/beilak/custom-stock-bar> (дата обращения: 16.01.2024).

Bellucci L., Gunzberg J., Sector Primer Series: Information Technology // S&P Dow Jones Indices. 2019. No. 101.

Conrad F., Mälzer M., Lange F., Wiemer H., Ihlenfeldt S. AutoML Applied to Time Series Analysis Tasks in Production Engineering // Procedia Computer Science. 2024. No. 1 (232). P. 849–860. DOI: 10.1016/j.procs.2024.01.085.

Gold vs bonds: how the two defensive asset classes compare // Pearler: URL: <https://pearler.com/explore/learn/blog/gold-vs-bonds> (дата обращения: 10.10.2024).

Harsh P. Institutional investing in gold // PGIM. 2022: URL: <https://www.pgim.com/research/institutional-investing-gold> (дата обращения: 15.10.2024).

Package backtesting // Backtesting.py: URL: <https://kernc.github.io/backtesting.py/doc/backtesting/#gsc.tab=0> (дата обращения: 26.05.2024).

Racome B. Why we chose to buy gold – aka ‘TIPS on steroids’ // World Gold Council. 2020: URL: <https://www.gold.org/goldhub/gold-focus/2020/10/why-we-chose-buy-gold> (дата обращения: 15.10.2024).

Ryzhkov A., Vakhrushev A., Simakov D., Damdinov R., Bunakov V., Kirilin A., Shvets P. LightAutoML – automatic model creation framework // GitHub: URL: <https://github.com/sb-ai-lab/LightAutoML> (дата обращения: 25.05.2024).

Salehin I., Islam M.S., Saha P., Noman S.M., Tuni A., Hasan M.M., Baten M.A. AutoML: A systematic review on automated machine learning with neural architecture search // Journal of Information and Intelligence. 2024. No. 2 (1). P. 52–81. DOI: 10.1016/j.jiixd.2023.10.002.

The Better Inflation Hedge: Gold or Treasuries? // Investopedia. 2023: URL: <https://www.investopedia.com/articles/investing/092514/better-inflation-hedge-gold-or-treasuries.asp> (дата обращения: 29.09.2024).

Yuxuan T., Stephen J. Is it a golden era for gold? // JP Morgan Private Bank. 2024: URL: <https://privatebank.jpmorgan.com/nam/en/insights/markets-and-investing/is-it-a-golden-era-for-gold> (дата обращения: 7.10.2024).

Mathematical and Statistical methods

COMPARISON OF FORECAST ACCURACY FOR CLASSIC AND ALTERNATIVE PRICE BARS IN IT COMPANIES

Beilak N. Aliev

Postgraduate student

Lomonosov Moscow State University, Faculty of Economics

(Moscow Russia)

Abstract

The article deals with the urgent problem of improving the accuracy of forecasting the price movements of shares of companies from the information technology sector, which is due to the increased interest of investors and traders in this sector in recent years. The aim of the study is to compare the accuracy of forecasts based on classical and non-standard price bars and evaluate their impact on the effectiveness of trading strategies.

Modern statistical methods and machine learning were used as the main research method to analyze and evaluate the predictive abilities of different types of price bars. In the course of the work, software functionality was developed to generate non-standard price bars, such as bars based on the price of gold, and various trading strategies based on moving averages and AutoML models were tested.

The author's results showed that the use of non-standard price bars improves the predictive properties of the models, which leads to an increase in the efficiency of trading strategies. The practical significance of the obtained results lies in providing recommendations to traders and investors on the selection of optimal types of price bars to improve the accuracy of forecasts. Theoretical significance consists in confirming the hypothesis of higher efficiency of non-standard price bars in trading systems focused on IT companies.

Keywords: price forecasting, price bars, IT companies, trading strategies, machine learning, financial markets, AutoML.

JEL: C63, C81, C87.

For citation: Aliev, B.N. (2025) Comparison of Forecast Accuracy for Classic and Alternative Price Bars in IT Companies. Scientific Research of Faculty of Economics. Electronic Journal, vol. 17, no. 1, pp. 22-38. DOI: 10.38050/2078-3809-2025-17-1-22-38.

References

Aliev B.N. Analiz dokhodnosti investitsiy cherez zoloto / B.N. Aliev, A.S. Karataev // Nauka i innovatsii XXI veka: Sbornik statey po materialam VII Vserossiyskoy konferentsii molodykh

uchenykh: V 2 t. Surgut, 30 oktyabrya 2020 goda. T. I. Surgut: Surgutskiy gosudarstvennyy universitet, 2021. P. 192–197. EDN QYZJTL (In Russ.).

De Prado M.L. Mashinnoe obuchenie: algoritmy dlya biznesa. SPb.: Piter, 2019. 432 p. (In Russ.).

Katalog aktsiy. Tin'koff Investitsii: Available at: <https://www.tinkoff.ru/invest/stocks/?start=0&end=12&orderType=Desc&sortType=ByPopularity§or=IT&exchange=MOEX> (accessed: 26.05.2024) (In Russ.).

Tiker GLDRUB_TOM. BKS EKSPRESS: URL: https://bcs-express.ru/kotirovki-i-grafiki/gldrub_tom (accessed: 26.05.2024) (In Russ.).

Tiker Yandeks. Tin'koff Investitsii: Available at: <https://www.tinkoff.ru/invest/stocks/YNDX/> (accessed: 26.05.2024) (In Russ.).

Aliiev B.N. Custom stock bar. GitHub: Available at: <https://github.com/beilak/custom-stock-bar> (accessed: 16.01.2024).

Bellucci L., Gunzberg J., Sector Primer Series: Information Technology. S&P Dow Jones Indices. 2019. No. 101.

Conrad F., Mälzer M., Lange F., Wiemer H., Ihlenfeldt S. AutoML Applied to Time Series Analysis Tasks in Production Engineering. Procedia Computer Science. 2024. No. 1 (232). P. 849–860. DOI: 10.1016/j.procs.2024.01.085.

Gold vs bonds: how the two defensive asset classes compare. Pearler: Available at: <https://pearler.com/explore/learn/blog/gold-vs-bonds> (accessed: 10.10.2024).

Harsh P. Institutional investing in gold. PGIM. 2022: Available at: <https://www.pgim.com/research/institutional-investing-gold> (accessed: 15.10.2024).

Package backtesting. Backtesting.py: Available at: <https://kernc.github.io/backtesting.py/doc/backtesting/#gsc.tab=0> (accessed: 26.05.2024).

Pacome B. Why we chose to buy gold – aka ‘TIPS on steroids’. World Gold Council. 2020: Available at: <https://www.gold.org/goldhub/gold-focus/2020/10/why-we-chose-buy-gold> (accessed: 15.10.2024).

Ryzhkov A., Vakhrushev A., Simakov D., Damdinov R., Bunakov V., Kirilin A., Shvets P. LightAutoML – automatic model creation framework. GitHub: Available at: <https://github.com/sb-ai-lab/LightAutoML> (accessed: 25.05.2024).

Salehin I., Islam M.S., Saha P., Noman S.M., Tuni A., Hasan M.M., Baten M.A. AutoML: A systematic review on automated machine learning with neural architecture search. Journal of Information and Intelligence. 2024. No. 2 (1). P. 52–81. DOI: 10.1016/j.jiixd.2023.10.002.

The Better Inflation Hedge: Gold or Treasuries? Investopedia. 2023: Available at: <https://www.investopedia.com/articles/investing/092514/better-inflation-hedge-gold-or-treasuries.asp> (accessed: 29.09.2024).

Yuxuan T., Stephen J. Is it a golden era for gold? JP Morgan Private Bank. 2024: Available at: <https://privatebank.jpmorgan.com/nam/en/insights/markets-and-investing/is-it-a-golden-era-for-gold> (accessed: 7.10.2024).