

АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ ЛИКВИДНОСТИ НА ТОЧНОСТЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КОТИРОВОК ЦЕННЫХ БУМАГ РОССИЙСКОГО ФОНДОВОГО РЫНКА

Сизых Д.С., Трегуб К.С., Беляков Б.Е., Сизых Н.В.

Национальный Исследовательский Университет Высшая Школа Экономики, Москва, Россия
dsizykh@gmail.com, kstregub@edu.hse.ru, work.belyakov@gmail.com, sizykh_n@mail.ru

Аннотация. В настоящее время проводится большое количество исследований по повышению точности разрабатываемых методов прогнозирования для фондового рынка. При этом все чаще используются многомерные модели прогнозирования на базе методов машинного обучения. Поскольку показатели ликвидности оказывают значимое влияние на ценообразование активов, то их учет может повысить точность прогнозирования. Целью данного исследования является разработка моделей машинного обучения, которые прогнозируют котировки ценных бумаг с учетом фактора ликвидности, а также - анализ влияния ликвидности на точность прогнозирования различных типов ценных бумаг. На примере многомерных моделей прогнозирования ARIMA и LSTM было проведено исследование прогнозных показателей котировок акций с добавлением признаков временного ряда с коэффициентами ликвидности. Полученные результаты исследования показывают, что учет ликвидности имеет большое значение при разработке более точных методов прогнозирования, что очень важно для инвесторов и инвестиционных компаний.

Ключевые слова: фондовый рынок, предсказания котировок ценных бумаг, машинное обучение, ликвидность, Amihud, модель ARIMA, модель LSTM.

Введение

В последние годы значимость показателей ликвидности и волатильности на финансовом рынке все более и более возрастает [1-5]. А поскольку данные показатели оказывают значимое влияние на ценообразование активов, то их учет может повысить точность прогнозирования и принятия решений. Также имеются данные по эффективному применению различных многомерных моделей машинного обучения для прогнозирования на фондовом рынке [6,7].

Внедрение показателя ликвидности в качестве гиперпараметра в моделях прогнозирования может значительно улучшить качество моделей с позиции доходности и риска, а также обеспечить более высокую адаптивность к внешним факторам, таким как крупные заявки на покупку и продажу. Предлагаемые модели будут способствовать более точному и надежному предсказанию цен, что может привести к принятию лучших инвестиционных решений при формировании портфеля.

Ликвидность определяет возможность осуществления быстрых и эффективных торговых операций, а также способность восстановления инвестированных средств. Недостаток ликвидности может повлечь высокие транзакционные издержки, затруднить балансировку портфеля и увеличить риски связанные с невозможностью реализации активов по желаемой цене [2,3].

Учитывая вышеизложенное, данное исследование нацелено на анализ методов прогнозирования цен на волатильные активы с учетом их ликвидности. Объект исследования – ликвидность торговых инструментов фондового рынка. Предмет исследования – многомерные модели машинного обучения с предиктором-ликвидность для принятия решений о инвестировании. Целью данного исследования является разработка моделей машинного обучения, которые прогнозируют котировки ценных бумаг с учетом фактора ликвидности, а также проведение анализа влияния ликвидности на точность прогнозирования различных типов бумаг.

Впервые было проведено практическое исследование учета ликвидности ценных бумаг в прогнозных оценках с помощью моделей машинного обучения, в частности методов многомерного прогнозирования. На примере многомерных моделей прогнозирования ARIMA и LSTM было проведено исследование прогнозных показателей котировок акций с при добавление признаков временного ряда с коэффициентами ликвидности.

1. Обзор литературы

Доходность и волатильность являются двумя популярными детерминантами ликвидности акций. Предыдущие исследования фокусировались на том, как доходность акций и волатильность доходности влияют на ликвидность акций. Они обнаружили положительную связь между доходностью акций и ликвидностью акций и отрицательную связь между волатильностью доходности и ликвидностью акций. В работах [1-4] установлено, что цена акций, объем торгов и волатильность доходности отдельных акций — три важных и традиционных микроопределяющих фактора ликвидности акций.

В ряде исследований установлено наличие значительного уровня взаимосвязи между рыночной ликвидностью и доходностью акций [8-10].

Еще в 2017 году в исследовании [11] подтверждено, что неоднородность ликвидности влияет на доходность и волатильность и зависит от состояния экономики. Когда рынок находится в кризисном состоянии, риск ликвидности становится еще более важным. Научные исследования [12], проведенные на примере Китайского рынка показали, что финансовый рынок чувствителен к внешним факторам и влияние ликвидности на волатильность неоднородно сильнее, когда рынок нестабилен. влияние ликвидности рынка на волатильность меняется со временем в разных состояниях и значительно сильнее в «кризисном» состоянии, чем в стабильном состоянии. Характер данного влияния не совсем одинаков в периоды кризиса и не кризисные периоды.

Существуют различные меры ликвидности, и ряд исследований были сосредоточены на поиске более эффективных методов измерения ликвидности акций. Коэффициент неликвидности Амихуда является лучшим показателем ликвидности для отражения влияния цен на фондовом рынке [5] (Fong et al., 2017). В [13] исследуется влияние различных переменных ликвидности на коэффициент ликвидности, поскольку это еще недостаточно изученная тема. Ликвидность измеряется с помощью коэффициента ликвидности Амихуда, который показывает количество капитала, достаточного для изменения цены на 1%.

Выполнен ряд обзорных работ по исследованию ликвидности [2], в который имеется анализ различных показателей рыночной ликвидности и подчеркивается многомерное качество ликвидности рынка. Кумар и Мисра (2015) оценили 95 статей и представили обзор литературы по различным аспектам ликвидности фондового рынка, таким как измерение ликвидности, детерминанты ликвидности, внутрисуточные движения и влияние ликвидности на стоимость фирмы [3]. Недавно Диас и Эскрибано (2020) рассмотрели 177 статей и обсудили размерные показатели ликвидности, которые использовались исследователями на протяжении многих лет для определения ликвидности рынков акций, облигаций и казначейских обязательств [4].

Что касается прогнозных исследований, то они были сосредоточены в основном на исследовании прогнозирования самого показателя ликвидности. Например, в исследовании [14] изучены факторы, которые влияют на прогноз ликвидности. Установлено, что ликвидность акций аномально снижается с одновременной идиосинкразической доходностью, а также с запаздывающей на 1 год систематической доходностью.

Таким образом показатели рыночной ликвидности являются актуальной темой современных исследований, но использование показателя ликвидности для повышения точности прогнозирования котировок ценных бумаг на фондовом рынке не проводилось. С появлением моделей многомерного прогнозирования с помощью методов машинного обучения появилась возможность исследовать влияние показателя ликвидности на точность прогнозирования котировок ценных бумаг.

2. Методология

Рыночная ликвидность характеризует возможность эффективно покупать и продавать ценные бумаги, не вызывая существенного изменения цены актива. Она показывает, насколько легко активы могут быть куплены или проданы на рынке по текущим рыночным ценам. Данный показатель важен для инвесторов поскольку влияет на торговые издержки, а значит и на доходность инвесторов.

Ликвидность представляет собой значимую финансовую концепцию. На микроуровне, ликвидность акций тесно связана со стоимостью корпораций, однако эта связь не является исключительной и может зависеть от других факторов [1]. Исследование факторов, которые определяют уровень ликвидности, является ключевой частью контроля риска, связанного с ликвидностью акций, и управления благосостоянием активов.

Следует выделить три основных фактора, определяющих ликвидность акций на фондовом рынке, это цена акций, объемы торгов и волатильность доходности индивидуальных ценных бумаг [1]. Оценка уровня ликвидности акции является задачей для многих участников рынка, начиная от банков и инвестиционных фондов и заканчивая крупными независимыми трейдерами на бирже. В связи с многомерными характеристиками ликвидности во многих исследованиях были разработаны различные показатели ликвидности.

В нашем исследовании будем использовать способ подсчета ликвидности с использованием данных биржевого стакана и внутрисуточных заявочных данных [1,5].

Биржевой стакан представляет собой инструмент, который отображает текущую доступность и объемы предложения и спроса на акции на фондовом рынке. В контексте оценки ликвидности, можно использовать информацию о стакане для расчета нескольких важных показателей.

Один из таких показателей - это коэффициент неликвидности [5,7,8] (illiquidity или Amihud), который вычисляется как отношение абсолютной величины ежедневной доходности акции в месяц к значению дневного объема торгов. Формула для расчета коэффициента неликвидности в месячном эквиваленте:

$$Amihud_{i,t} = \frac{1}{D_{i,t}} \sum_{d=1}^{D_{i,t}} \frac{|R_{i,t,d}|}{VOLRMB_{i,t,d}},$$

где

$Amihud_{i,t}$ – месячный коэффициент неликвидности акции i в месяц t ,

$D_{i,t}$ – количество действительных рабочих дней акции i в месяце t ,

$R_{i,t,d}$ – ежедневная доходность акции i в день d в месяце t ,

$Volrmb_{i,t,d}$ – значение дневного объема торгов в руб. акции i за день d в месяце t .

Другой важный показатель, который можно получить из данных стакана - это коэффициент относительного месячного спреда (Qspread) [6,8]. Он отражает соотношение между разницей цены продажи и цены покупки акции на всех уровнях цен к средней цене покупки и продажи на том же уровне. Формула для расчета коэффициента месячного спреда:

$$Qspread_{i,t} = \frac{1}{D_{i,t}} \sum_{d=1}^{D_{i,t}} \frac{Ask_{i,t,d} - Bid_{i,t,d}}{M_{i,t,d}},$$

где

$Qspread_{i,t}$ – месячный ценовой спред акции i в месяц t ,

$D_{i,t}$ – количество действительных рабочих дней акции i в месяце t ,

$Ask_{i,t,d}$ – цена продажи акции i в месяц t в день d ,

$Bid_{i,t,d}$ – цена покупки акции i в месяц t в день d ,

$M_{i,t,d}$ – средняя цена между ценой покупки и продажи акции i в месяц t в день d .

Эти коэффициенты позволяют оценить текущую ликвидность рынка на основании данных о спросе и предложении на различных уровнях цен в заявочном процессе. Вышеизложенные коэффициенты общеизвестны и считаются высоко демонстрирующими реальный уровень ликвидности в разрезе единицы времени, например, месяца [1].

Для прогнозирования временных рядов котировок акций широко применяются как классические методы, такие как модель авторегрессионного интегрированного скользящего среднего (ARIMA) и ее сезонное расширение (SARIMA), так и методы машинного обучения [15-16]. Среди методов машинного обучения исследователи предпочитают использовать LSTM для прогнозирования финансовых временных рядов, так как эта модель хорошо работает с последовательными данными, извлекает полезную информацию и удаляет ненужную, лучше улавливает нелинейные связи и обеспечивает более стабильные результаты. LSTM и его варианты показывают более высокую производительность в прогнозировании временных рядов благодаря использованию обратной связи [17-18]. Множество исследований подтверждают, что LSTM превосходит другие модели в прогностической эффективности. В нашем исследовании будем использовать данные методы прогнозирования.

Для анализа качества моделей прогнозирования в исследовании будем использовать следующие метрики:

coefficient of Determination, R^2 , который измеряет, насколько хорошо модель подходит под данные путем измерения согласованности между прогнозируемыми значениями и фактическими наблюдениями:

$$R^2 = 1 - \frac{SSR}{SST},$$

где

SSR (Residual Sum of Squares) - сумма квадратов остатков модели,

SST (Total Sum of Squares) - общая сумма квадратов отклонений результатов от их среднего значения.

mean Squared Error, MSE , измеряет среднее значение квадратов ошибок между прогнозируемыми значениями и фактическими наблюдениями:

$$MSE = \frac{1}{n} * \sum (y - \hat{y})^2$$

где n - количество наблюдений, y - фактические значения, \hat{y} - прогнозируемые значения.

mean Absolute Error, *MAE*, измеряет среднюю абсолютную разницу между прогнозируемыми значениями и фактическими наблюдениями, показывает среднее отклонение и не учитывает направление ошибки:

$$MAE = \frac{1}{n} * \sum |y - \hat{y}|$$

где n - количество наблюдений, y - фактические значения, \hat{y} - прогнозируемые значения.

3. Практическая часть, апробация модели

3.1. Данные

Для проведения исследований было выбрано 4 типа ценных бумаг с разным принятым уровнем ликвидности: государственные облигации ОФЗ 26222; индекс Московской биржи (ИМОЕХ); акции компаний, входящих в индекс МосБиржи и не входящих в индекс МосБиржи. Основным источником данных была платформа Investing.com. Перед обучением алгоритма данные были предобработаны, а также обогащены дополнительными полями: коэффициенты ликвидности (*amihud* и *qspread*) и введены величины: цена акции, умноженная на оба коэффициента ликвидности (*price_mult_amihud*, *price_mult_qspread*).

Данные взяты за временной период с 01.01.2018 по 07.01.2019, чтобы сократить влияние внешних глобальных неконтролируемых факторов на изменение цены (глобальная эпидемия Covid-2019, политическое влияние на экономику страны). Для сравнимости результатов работы исследованных моделей выборка разделялась на обучающуюся и тестовую по периодам с 01.01.2018г. по 01.01.2019г. и с 01.01.2019г. по 07.01.2019г. соответственно. Прогноз построен на неделю, модель обучается на данных годичного отрезка времени.

Для анализа влияния ликвидности на точность прогноза котировок использовались модели: ARIMA и LSTM. Для каждой модели реализованы одномерный и многомерный варианты. В многомерном варианте: целевой временной ряд – цена акции, предиктивный – обособленно друг от друга протестированы два временных ряда: котировка ценной бумаги, умноженная на коэффициент ликвидности *amihud* и котировка ценной бумаги, умноженная на коэффициент ликвидности *qspread*. Для каждой модели выполнялась необходимая предобработка данных. Для модели ARIMA протестированы разные способы сглаживания и стабилизации ряда, добавлены параметры сезонности (SARIMAX).

3.2. Результаты

Проведя анализ и сравнение моделей ARIMA, SARIMA и SARIMAX на выбранных акциях, было обнаружено, что результаты сравнения моделей были схожими для всех акций, включенных в исследование. В частности, модель SARIMAX показала более высокую точность прогнозирования по сравнению с другими модификациями модели ARIMA. Таким образом, для дальнейших исследований, связанных с влиянием ликвидности на точность прогнозирования, была отобрана модель SARIMAX и проведен сравнительный анализ качества прогнозирования с помощью данной модели для разных временных рядов, в которых использовалось значение коэффициентов ликвидности, умноженного на значение котировок, как предиктивный ряд. Модели, включающие ликвидность можно считать многомерными, а значит, если их точность увеличивается за счет добавление новой информации, то значение ликвидности положительно влияет на увеличение точности прогноза.

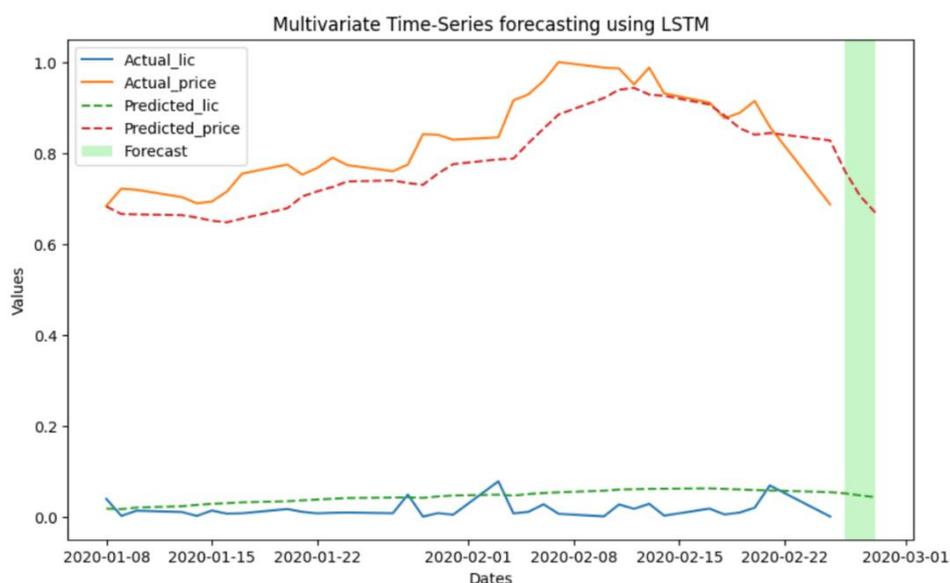


Рис. 1. Прогноз многомерной модели LSTM для котировок акций компании Яндекс

Начальные исследования показали, что по модели SARIMAX лучший результат прогнозирования был получен для варианта многомерной модели с предиктором: котировки, умноженные на коэффициент Amihud. Однако, хотя точность и возросла, она все еще недостаточно высокая, чтобы можно было полагаться на нее при прогнозировании цен акций. Поэтому для дальнейших исследований была выбрана рекуррентная нейронная сеть LSTM (Long Short-Term Memory), которая широко применяется для работы с последовательными данными и моделирования долгосрочных зависимостей в них. Одной из ключевых особенностей LSTM является способность эффективно учитывать и запоминать информацию на протяжении длительных временных интервалов. После тестирования различных гиперпараметров были выбраны оптимальные параметры по принципу наилучших показателей метрик. Параметры модели LSTM включают количество временных шагов, количество скрытых узлов в каждом слое LSTM, параметр return_sequences для LSTM слоев, слой Dropout для регуляризации и выходной слой с указанием количества выходных нейронов и активационной функции. Результаты точности прогнозирования котировок ценных бумаг с помощью моделей SARIMAX и LSTM показаны в таблице 1 на примере прогнозирования котировок акций компании Яндекс.

Таблица 1. Сравнение точности прогнозирования котировок акций с использованием двух типов коэффициентов ликвидности с помощью моделей SARIMAX и LSTM на примере компании Яндекс

	Одномерная модель: целевой ряд – котировки ценных бумаг	Многомерная модель: целевой ряд – котировки ценных бумаг, предиктор – котировки, умноженные на коэффициент Amihud	Многомерная модель: целевой ряд – котировки ценных бумаг, предиктор – котировки, умноженные на коэффициент Qspread
SARIMAX			
MSE	262.975	250.906	258.344
MAE	14.589	14.728	13.746
R ²	0.552	0.613	0.597
LSTM			
MSE	0.004	0.003	0.004
MAE	0.055	0.047	0.051
R ²	0.594	0.686	0.679

Модель LSTM показывает сравнительно большую точность в сравнении с моделью SARIMAX. Метрики качества, такие как среднеквадратическая ошибка (MSE) и средняя абсолютная ошибка (MAE), на несколько порядков меньше для LSTM, чем для аналогичных рядов, обработанных с помощью SARIMAX. Выявлено положительное влияние коэффициента ликвидности на точность прогноза, особенно в случае коэффициента Amihud. Наблюдается значительное повышение точности

прогноза ценовых котировок при использовании данного коэффициента. Это позволяет предположить, что уровень ликвидности, измеряемый коэффициентом $Amihud$, сильно влияет на динамику ценового движения и может быть важным фактором при прогнозировании.

Таким образом, результаты сравнения моделей LSTM и SARIMAX на разных временных рядах подтверждают преимущества LSTM в точности прогнозирования для ценной бумаги Яндекса, а также позволяют сделать предварительный вывод о положительном влиянии коэффициента ликвидности, особенно коэффициента $Amihud$, на точность прогноза ценовых котировок.

Был проведен сравнительный анализ показателей моделей SARIMAX и LSTM для каждого вида ценных бумаг (см. таблицу 2).

Таблица 2. Сравнение SARIMAX для использования разных временных рядов

	SARIMAX			LSTM		
	MSE	MAE	R^2	MSE	MAE	R^2
ОФЗ 26222	1046.975	11.965	0.84	0.054	0.053	0.944
ИМОЕХ	107.174	9.045	0.743	0.002	0.039	0.913
ЛКОН	834.375	29.501	0.697	0.002	0.049	0.735
СБЕР	125.574	14.957	0.590	0.001	0.031	0.860
ГМКН	89.574	31.278	0.643	0.006	0.049	0.908
НВТК	189.975	11.869	0.598	0.003	0.051	0.854
GAZP	175.175	11.325	0.391	0.003	0.049	0.764
РТКМ	60.375	1.781	0.564	0.001	0.032	0.631
BANE	145.575	10.237	0.712	0.002	0.024	0.654
RBCM	130.775	9.693	0.560	0.002	0.046	0.560
YNDX	262.975	14.589	0.552	0.004	0.055	0.594
MVID	30.775	5.693	0.560	0.001	0.026	0.755

Модель LSTM демонстрирует более точные прогнозы для задач инвестирования (по всем видам ценных бумаг и всем рассмотренным метрикам качества), что делает ее предпочтительным выбором в предсказательном моделировании для финансовых российских рынков. Модель LSTM показывает более точные результаты предсказаний. При этом, необходимо учесть, что все модели SARIMAX были настроены с учетом специфических условий каждой бумаги и, следовательно, обеспечивают наибольшую точность прогнозов при данных условиях.

Подробно были проанализированы результаты тестирования модели LSTM на трех типах временных рядов (таблица 3).

Таблица 3. Сравнение LSTM с использованием разных временных рядов

	Одномерный			Многомерный с $Amihud$			Многомерный с $Qspread$		
	MSE	MAE	R^2	MSE	MAE	R^2	MSE	MAE	R^2
ОФЗ 26222	0.0009	0.0053	0.944	0.0009	0.0054	0.968	0.009	0.051	0.953
ИМОЕХ	0.0002	0.0039	0.913	0.0002	0.036	0.947	0.001	0.031	0.948
ЛКОН	0.0002	0.0049	0.735	0.0009	0.0035	0.859	0.001	0.039	0.811
СБЕР	0.001	0.031	0.860	0.001	0.005	0.869	0.001	0.009	0.860
ГМКН	0.0006	0.0049	0.908	0.0001	0.0019	0.918	0.0001	0.004	0.934
НВТК	0.003	0.051	0.854	0.001	0.046	0.897	0.001	0.049	0.865
GAZP	0.003	0.049	0.764	0.002	0.025	0.839	0.002	0.037	0.812
РТКМ	0.001	0.032	0.631	0.001	0.027	0.639	0.001	0.027	0.638
BANE	0.002	0.024	0.654	0.002	0.021	0.661	0.002	0.021	0.659
RBCM	0.002	0.046	0.560	0.002	0.049	0.562	0.002	0.047	0.549
YNDX	0.004	0.055	0.594	0.003	0.047	0.686	0.004	0.051	0.679
MVID	0.0005	0.015	0.798	0.001	0.026	0.755	0.001	0.019	0.774

На основе полученных результатов прогнозирования можно сделать несколько важных заключений:

- многомерные модели, которые включают в себя предикторы в виде ряда котировок, умноженных на коэффициент $Amihud$, проявляют наибольшую точность прогнозирования примерно 70% исследований. Это указывает на положительное влияние временного ряда ликвидности на точность предсказаний котировок ценных бумаг в краткосрочной перспективе;
- влияние ликвидности на повышение точности прогнозирования отмечено для большинства типов ценных бумаг. Однако у некоторых из них, которые не входят в индекс Московской Биржи,

ликвидность не приводит к значительному улучшению точности прогнозирования изменений цен на акции и даже примерно в 20% случаев оказывает негативное влияние на качество прогноза. Это указывает на то, что ликвидность оказывает более сильное влияние на волатильность цен у бумаг, входящих в состав индекса Московской Биржи, государственных облигаций и других инструментов., то есть бумаг с экономическим (фундаментальным) высоким уровнем ликвидности;

- модель LSTM проявила относительно высокую точность краткосрочного прогнозирования. Это представляет большую ценность при принятии инвестиционных решений, так как более точные прогнозы могут снизить инвестиционные риски и повысить доходность портфеля акций.

4. Заключение

Использование многомерных моделей с учетом ликвидности, то есть добавление предиктивного ряда ликвидности повышает точность прогнозирования, как моделей LSTM, так и моделей ARIMA. Результаты исследования показывают положительное влияние временного ряда ликвидности на точность прогнозирования котировок ценных бумаг (точность прогноза повышается у не менее 70%). Однако, было установлено, что для котировок ценных бумаг с низкими показателями ликвидности, которые, как правило, не входят в рыночный индекс (в данном исследовании - индекс МосБиржи) данная тенденция в 20%-30% не выполняется, то есть компании с более низким уровнем ликвидности достаточно часто имеют обратную тенденцию и добавление временного ряда ликвидности может снизить точность прогноза.

Результаты проведенных исследований имеют широкое применение и могут быть полезны как для частных инвесторов, так и для крупных государственных и банковских компаний, фондов. Учет ликвидности является важным критерием при оценке бумаг для инвестиционной деятельности, и результаты данного исследования позволяют использовать ликвидность не только в фундаментальном, но и в техническом анализе.

Учет ликвидности может иметь важное значение при разработке более точных и надежных моделей прогнозирования на финансовых рынках. Для проведения дальнейших исследований желательно сравнить полученные результаты с данными на развитых фондовых биржах, которые более стабильны, чем развивающиеся, а также расширить данное исследование для других моделей машинного и глубокого машинного обучения.

Литература

1. *Amihud Y., Mendelson H., Pedersen L.* Market liquidity: asset pricing, risk, and crises. – Cambridge University Press, 2012.
2. *Priyanka N. and Reddy Y.V.* Stock Market Liquidity: A Literature Review. - SAGE Open, 2021: 1–15, <https://doi.org/10.1177/21582440209855>.
3. *Kumar G., Misra A.* Closer view at the stock market liquidity: A literature review. - Asian Journal of Finance & Accounting, 7(2), 35–57, 2015, <https://doi.org/10.5296/ajfa.v7i2.8136>.
4. *Díaz, Escribano A.* Measuring the multi-faceted dimension of liquidity in financial markets: A literature review - Research in International Business and Finance, 51, 101079, 2020, <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101079>.
5. *Amihud Y.* Liquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects, Journal of Financial Markets, 2002.
6. *Lütkepohl H.* New Introduction to Multiple Time Series Analysis, 2005, 359 p., doi:10.1007/978-3-540-27752-1.
7. *He X. et al.* Multi-step forecasting of multivariate time series using multi-attention collaborative network - Expert Syst. Appl., 2023.
8. *Bradrania M.R., Peat M., Satchell S.* Liquidity costs, idiosyncratic volatility and expected stock returns, International Review of Financial Analysis, 42, 394–406, 2015, <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2015.09.005>.
9. *Chang Y.Y., Faff R., Hwang C.Y.* Liquidity and stock returns in Japan: New evidence. Pacific Basin Finance Journal, 18(1), 90–115, <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2009.09.001>.
10. *K.S. Lam K., L. H. K. Tam.* Liquidity and asset pricing: Evidence from the Hong Kong stock market. - Journal of Banking & Finance, 35(9), 2217–2230, 2011, <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.01.015>
11. *Xu Y. et al.* Liquidity and realized range-based volatility forecasting: Evidence from China Physica. - A Statistical Mechanics and Its Applications, 2019.
12. *Xu Y.Y. et al.* The heterogeneous impact of liquidity on volatility in Chinese stock index futures market Physica. - A Statistical Mechanics and Its Applications, 2019.
13. *Bogdan S., Bareša S., Ivanović S.* Measuring liquidity on stock market: impact on liquidity ratio. - Tourism and Hospitality Management, Vol. 18, No. 2, pp. 183-193, 2012.
14. *Linyin X., Yuanqing J., Chanxuan M.* Predictive and Contemporaneous Power of the Determinants of Stock Liquidity. - Frontiers in Psychology, 13, 2022, DOI:10.3389/fpsyg.2022.912159.

15. *Adineh, Z. Narimani, S. Satapathy*. Importance of data preprocessing in time series prediction using SARIMA: A case study. - International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems, 24(4):331-342, 2021, DOI:10.3233/KES-200065.
16. *Brockwell P.J., Davis R.A.* Introduction to time series and forecasting (3rd ed). - New York, USA: Springer, 2016.
17. *Sizykh N., Orshanskaya E., Sizykh D.* Forecasting Ability of Hybrid Methods on an Example of Stock Prices Forecast using ARIMA/LTSM, 2022 15th International Conference Management of large-scale system development (MLSD). M.: IEEE, 2022. PP. 1-6.