

ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ ПРОГРАММНОГО АГЕНТА ПО ТОРГОВЛЕ ЦЕННЫМИ БУМАГАМИ

Жора Дмитрий Владимирович

Институт программных систем НАН Украины, 03187, пр. Глушкова 40, Киев, Украина,
тел. (38044) 2661538, факс (38044) 2666263, email: dvz73@bigfoot.com

Методы ИИ широко используются в различных финансовых приложениях. Так как поведение финансовых рынков прогнозируемо, представляется возможным построение автоматической системы для торговли ценными бумагами. Конкурентоспособные системы финансового прогнозирования должны использовать как технические, так и фундаментальные показатели в качестве входных данных. Представлено описание параметров, использование которых для прогнозирования курса акций представляется наиболее эффективным. Предложен алгоритм торгового агента, функционирование системы рассмотрено с точки зрения потоков данных.

Методи ІІІ широко застосовуються в різноманітному фінансовому програмному забезпеченні. Завдяки тому, що поведінка фінансових ринків може бути спрогнозована, виявляється можливою побудова автоматичної системи для торгівлі цінними паперами. Конкурентоспроможні системи фінансового прогнозування мають застосовувати як технічні, так і фундаментальні показники в якості вхідних даних. В роботі детально представлені показники, застосування яких для прогнозування курсу акцій має бути ефективним. Запропоновано алгоритм торгового агента, функціонування системи розглянуто з точки зору потоків даних.

AI approaches are widely used in different financial applications. Since the behaviour of financial markets could be forecasted, it's possible to build an automatic system for security trading. Competitive financial forecast systems should use both fundamental and technical parameters as the input data. Detailed description is presented for those parameters, which use is considered to be the most effective for the forecast purposes. Trading agent algorithm is suggested, and considered from the data flow point of view as well.

Мотивация использования методов ИИ в задачах финансового прогнозирования

В настоящее время методы искусственного интеллекта успешно применяются для такого широкого круга финансовых приложений как распределение инвестиционных средств, финансовое прогнозирование, оценка риска, оценка кредитоспособности, предсказание банкротства, анализ финансового состояния, управление инвестиционным портфелем, включая такие финансовые инструменты как акции, бонды, инвестиционные фонды, опционы и фьючерсы (англ. stocks, bonds, mutual funds, options and futures). Многие из перечисленных приложений дают увеличение в прибыльности финансовых операций более 30 процентов. В таких странах, как США и Япония, финансовые организации являются одним из самых крупных спонсоров исследований в области применения технологий искусственного интеллекта в коммерческих целях. Наиболее успешные направления в анализе поведения рынков представлены в [1-3].

Одним из наиболее популярных формализмов решения финансовых задач и принятия решений является парадигма экспертной системы. Такая система может использовать самые различные методы искусственного интеллекта для запоминания и извлечения данных. Ранние экспертные системы использовали либо традиционные методы с последовательной обработкой данных, либо статистические методы. Более успешным оказалось применение в качестве ядра экспертной системы нейросетевых структур. В частности, нейросетевые алгоритмы не предполагают использования эксперта в области приложения. Кроме того, нейросетевые системы обладают несколькими отличительными свойствами, которые делают их достаточно привлекательным средством для решения многих задач искусственного интеллекта. Прогнозирование финансовых показателей, как правило, связано с учётом большого количества параметров, влияющих на поведение экономической системы. С другой стороны, поведение такой системы обуславливается поведением большого числа игроков, каждый из которых принимает решения независимо, используя различные критерии. Таким образом, задача экономического прогнозирования является трудноформализуемой, так как построение строгой математической (в частности вероятностной) модели невозможно.

Динамику финансовых индексов или курсов акций можно рассматривать как попытку участников рынка найти ту стоимость финансового инструмента, которая была бы адекватна текущим финансовым показателям данной компании или сегмента экономики. В самом деле, если цена акции занижена, то участники игры стараются приобрести эту позицию, чтобы продать её в дальнейшем. Таким образом формируется тренд на повышение, и цена акции растёт. И наоборот, если цена акции завышена, то участники игры стремятся продать данный финансовый инструмент, чтобы, возможно, приобрести его в дальнейшем, когда цена понизится. Таким образом формируется тренд на понижение. Сложность описанного процесса состоит в том, что в реальности ситуация постоянно изменяется. Как наиболее существенные показатели влияющие на стоимость финансового инструмента можно перечислить фундаментальные показатели, финансовые показатели прибыльности, анонсирование новостей и новых контрактов, макроэкономичес-

кий климат и т.д. Все эти изменения формируют сложно обусловленные диссипативные колебания цены финансового инструмента. Кроме того, участники игры имеют различные предпочтения и руководствуются различными показателями и индикаторами при принятии решений или формировании стратегии.

Очевидно, что стоимость всех эмитированных акций должна быть равна всей прибыли, которую заработает компания за всё время её существования плюс стоимость имущества компании. Этот простой тезис практически неприемлем для использования, так как неизвестно как долго сможет компания просуществовать, и каким будет распределение прибыли на протяжении времени. Необходимо отметить, что нет непосредственной привязки цены акции к её финансовым показателям. Цена финансового инструмента определяется исключительно участниками рынка, а именно ордерами на покупку и продажу данного типа акций. Если участники игры будут иметь предпочтения, например, на покупку определённого типа акций, то цена будет повышаться, даже если это не будет экономически обусловлено. Таким образом, построение системы финансового прогнозирования это в первую очередь построение системы предсказания поведения участников игры, она должна основываться на тех данных, которыми руководствуются сами участники рынка, или же на данных которые для них также были бы содержательными.



Рис. 1. Ежедневная динамика изменения цены акций компании IBM за один год (до 10/01/03), источник www.bigcharts.com.

Информацию, которой пользуются инвесторы для оценки привлекательности того или иного вида акций принято разделять на две категории: это фундаментальные и технические характеристики. Фундаментальные характеристики, как правило, отображают финансовые показатели самой компании, которые либо не изменяются, либо изменяются достаточно редко. В качестве примера стоит привести динамику квартальной прибыли компании, отношение цены к прибыли, цены к объёму продаж, цены к росту прибыли, аналитические рекомендации и т.д. Технические характеристики являются производными динамики цен и объёма торгов, и связаны с исследованием различного рода графиков. Графические зависимости различных ценовых показателей и индикаторов можно получить, например, на сайте <http://www.bigcharts.com/>. Самих инвесторов также разделяют на две категории по преимущественному использованию определённого вида характеристик. Для предметной иллюстрации динамики цен выше на рис. 1 приведён график цены акций компании IBM за год с некоторыми дополнительными характеристиками для технического анализа, такими как экспоненциально-взвешенное скользящее среднее, относительное отклонение, объём торгов при повышении и понижении цены закрытия. Более подробно наиболее существенные характеристики будут рассмотрены в работе далее.

Среди профессиональных инвесторов популярна гипотеза эффективного рынка, которая предполагает, что в эффективном рынке цена акций на текущий момент времени отражает всю информацию, доступную участникам рынка. Соответственно, как уже упоминалось, динамику цены акции можно рассматривать как некоторые колебания, обусловленные новостями и изменениями в фундаментальных характеристиках компании. Схематически цену акции можно представить как сумму трёх следующих компонент: некоторой оценки, обусловленной фундаментальными характеристиками, колебательной составляющей, которая обусловлена техническими характеристиками, и некоторой случайной составляющей, для которой не удаётся выявить каких-либо закономерностей. Для удачно построенной математической модели эта случайная составляющая должна иметь распределение, близкое к нормальному распределению с нулевым математическим ожиданием. Программные продукты для финансового прогнозирования, имеющие спрос на рынке, равно как и профессиональные инвесторы, используют фундаментальные и технические характеристики одновременно. С этой точки зрения многие парадигмы искусственного интеллекта, в частности нейронные сети, привлекательны тем, что обладают способностью выявления взаимозависимостей и различного рода правил между различными группами входных данных, а также обладают толерантностью к незначительным случайным или шумовым составляющим. К недостаткам нейросетевых алгоритмов можно отнести сложность интерпретации того или иного результата, выдаваемого системой. Подробный обзор информации, используемой инвесторами для анализа поведения рынков, приведен в [4].

Построение модели входных данных для оценки стоимости ценных бумаг

Обзор фундаментальных показателей, которые наиболее часто используются инвесторами, можно получить, например, из следующих источников в интернете (для фондового рынка США): www.nasdaq.com, раздел *Analyst Info*, www.quicken.com, раздел *Security Evaluator*, www.wallstreetcity.com, разделы *Company Info* и *ProSearch*, специализированный портал finance.yahoo.com и т.п. Количество показателей и индикаторов достаточно велико, поэтому необходимо выделить наиболее существенные показатели, для множества которых минимизирована избыточность. Уменьшение количества показателей, используемых на входе системы, также увеличивает способность выделения закономерностей, присущих моделируемой системе, а не случайных зависимостей образованных флуктуациями в данных. Следует отметить, что при увеличении количества входных параметров, возникновение случайных зависимостей растёт факториально, как количество комбинаций, которые могут быть составлены из всего множества параметров. В то же время следует стараться учесть все существенные факторы, имеющие влияние на динамику цены акций.

Ниже приведены 24 фундаментальных финансовых показателя, использование которых для системы прогнозирования представляется целесообразным. Многие из них являются производными данных, публикуемых в ежеквартальных балансовых документах компании (10Q report). Существуют также параметры, не предоставляющие полезную информацию для системы с точки зрения предсказания поведения рынка, но являющиеся неотъемлемой частью математики прикладной области. Например, общее количество акций выпущенных в оборот (*Total Shares Outstanding*, *TSO*), связывает общую прибыль компании (*Net Income*) и прибыль на одну акцию (*Earnings Per Share*, *EPS*) следующим образом: $EPS = Net\ Income / TSO$. Для многих показателей важен временной промежуток, которому соответствуют представляемые данные. В частности приняты обозначения для последнего квартала (*MRQ*, *Most Recent Quarter*) и последних двенадцати месяцев (*TTM*, *Trailing Twelve Months*).

1. *Analyst Consensus Recommendation* или *Analytic Mean*, средневзвешенная аналитическая рекомендация. Крупные финансовые компании публикуют рекомендации для некоторых типов акций. Рекомендация может принимать одно из пяти значений: *Strong Buy*, *Buy*, *Hold*, *Sell* и *Strong Sell*. Категория *Sell* часто именуется как *Underperform*, что означает, что цена акций данного типа растет медленнее, чем большинство других. Последнее соответствует рекомендации продать данную позицию и приобрести другой тип акций, цена на которые растёт быстрее, и не всегда означает, что цена акций исходной компании будет падать. Несмотря на то, что в краткосрочной перспективе тенденция к росту и падению цены на акции приблизительно одинакова, аналитические рекомендации, как правило, положительно тенденциозны, а такие рекомендации как *Sell* и *Strong Sell* достаточно редки. Следует отметить, что для большинства нейросетевых алгоритмов это не является проблемой, так как взаимозависимости формируются на относительных отклонениях величин. Количество рекомендаций зависит от величины и известности компании. Для крупной компании из *Fortune 500* количество рекомендаций может составлять 20 или 30, в то время как малоизвестная компания может иметь 2-3 рекомендации, или вообще не иметь таковых. Для численного анализа общепринято следующее соответствие: *Strong Buy*=5, *Buy*=4, *Hold*=3, *Sell*=2 и *Strong Sell*=1. Если n это количество рекомендаций, а A_i - значение i -й рекомендации, то аналитическое среднее равно $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_i$.
2. *Price To Earnings Ratio (TTM)*, обозначение P/E , отношение цены акции к прибыли на одну акцию за последний год. Если P/E вычисляется после публикации квартального балансового отчета, то прибыль на акцию за последний год равна сумме параметров *EPS* за последние четыре квартала. P/E может трактоваться для компании как количество кварталов, которые необходимо проработать с такой же прибылью, чтобы окупить текущую стоимость акций. Например, если при нормальной экономической конъюнктуре P/E составляет около 20, то это означает, что инвесторы рассчитывают на успешную работу компании в течение пяти лет, в то же время не рассчитывая на последующий период, так как финансовое поведение на такой значительный срок слабо предопределено. Фактор неопределенности можно учесть более корректно. На самом деле реальные механизмы государственного регулирования экономики обуславливают инфляцию, и покупательная способность определенного номинала валюты со временем падает экспоненциально. Соответственно будущие прибыли компании следует рассматривать с постоянно уменьшающимся инфляционным коэффициентом. Таким образом, параметр P/E является коэффициентом соответствия между текущей ценой акции и взвешенной будущей прибылью компании. Как известно, несобственный интеграл убывающей экспоненциальной зависимости является конечным, что и объясняет конечность P/E в предположении, что определенная компания будет работать бесконечно долго. Соотношение P/E сильно различается для разных индустрий и секторов экономики.
3. *Price To Cash Flow Ratio (TTM)*, обозначение P/C , отношение цены акции к параметру *Cash Flow* на одну акцию за год. Параметр P/C часто используется для оценки целесообразности приобретения данной компании, а также в случае, когда компания имеет отрицательную прибыль. *Cash Flow* представляет собой разницу денежных поступлений и расходов компании. Достаточно близкой характеристикой является параметр *Net Income*.
4. *Price To Sales Ratio (TTM)*, обозначение P/S , отношение цены акции к продажам компании за год (*Revenue*) в расчете на одну акцию. Этот параметр особенно полезен в случае, когда компания имеет нестабильную либо отрицательную прибыль.
5. *Price To Book Ratio (MRQ)*, обозначение P/B , отношение цены акции к *Book Value* в расчете на одну акцию. *Book Value* представляет собой разницу активов (assets) и пассивов (liabilities) компании. Значение P/B полезно для сравнения компаний одного сектора экономики, является стабильным и всегда положительным параметром.
6. *Earnings Growth %*, рост прибыли (*EPS*), обычно вычисляется ежеквартально за последний прошедший год (year to date). Является хорошим индикатором способности компании к росту. По умолчанию используется текущее значение параметра, хотя различают еще будущий рост прибыли *Future Earnings Growth*, для вычисления которого необходимы прогнозные данные *EPS* на четыре квартала вперед.
7. *Price To Earnings Growth*, обозначение PEG , отношение параметра P/E к *Future Earnings Growth*. Построение достаточно искусственное, так как частное P/E делится на проценты. Тем не менее, подтверждается следую-

щее наблюдение: переоцененные компании имеют значение *PEG* больше единицы, а недооцененные – меньше. Таким образом, этот параметр показывает как соотносится текущая цена акций и будущая прибыль компании.

8. *Return On Assets % (TTM)*, обозначение *ROA*, доля прибыли компании (*Net Income*) по отношению ко всему имуществу компании (*Total Assets*), широко используется как мера прибыльности компании. Значение параметра *ROA* должно соотноситься с определенным временным периодом, за который вычисляется прибыль компании. Как правило, используется *ROA* за последний прошедший год, вычисления производятся ежеквартально.
9. *Return On Invested Capital % (TTM)*, обозначение *ROIC*, отношение прибыли компании (*Net Income*) за вычетом дивидендов к параметру *Total Capital*. Значение *Total Capital* определяется как разница полного акционерного капитала (*Stockholders Equity*) и задолженности компании (*Total Debt*). Параметр *ROIC* используется как мера эффективности управления компанией, по сравнению с другими компаниями данной индустрии, определяет насколько прибыльным является бизнес по отношению к объему инвестированного капитала. Аналогичным является также параметр *Return On Equity % (TTM)*, обозначение *ROE*, отношение *Net Income* к *Stockholders Equity*.
10. *Return On Sales % (TTM)*, обозначение *ROS*, отношение *Net Income* к продажам компании (*Revenue*). При взвешенной ценовой политике компании большие значения соответствуют более эффективному функционированию компании.
11. *Total Debt To Equity Ratio (MRQ)*, отношение полной задолженности (*Total Debt*) к акционерному капиталу (*Stockholders Equity*). Компании с большим значением этого показателя тратят больше средств на выплаты, связанные с обслуживанием кредитов.
12. *Longterm Debt To Equity Ratio (MRQ)*, аналогично предыдущему параметру, за исключением того, что учитывается только задолженность на срок более одного года.
13. *Institutional Net Activity (TTM)*, изменение за последний год количества акций, которыми владеют финансовые институты. Значение обычно приводится в миллионах акций. Если этот показатель положителен, то это свидетельствует о том, что финансовые компании в среднем больше приобретают данный тип акций, чем продают, а значит, управление финансовых компаний ожидает, что цена акций данного типа будет расти.
14. *Institutional Holdings %*, доля акций, которыми владеют финансовые институты. Малое значение показателя означает, что финансовые компании не имеют достаточного интереса к инвестициям в данный тип акций, большое значение показателя ограничивает возможности индивидуальных инвесторов влиять на принятие решений.
15. *Insider Net Activity (TTM)*, изменение за последний год количества акций, которыми владеют сотрудники компании. Значение приводится в миллионах акций. Принято считать, что сотрудники компании, как никто другой, знают реальное положение дел в компании и перспективы ее бизнеса. Например, если значение *Insider Net Activity* отрицательно, то это означает, что сотрудники компании (*insiders*) владеют информацией о некоторых негативных тенденциях. Параметр *Insider Holdings* малоинформативен и обычно представляет собой малое значение.
16. *Revenue (MRQ)*, продажи компании за последний квартал, измеряется в миллионах долларов. *Revenue* представляет собой верхнюю строчку балансового отчета. В развивающейся компании *Revenue* должно расти как основа доходной части бизнеса.
17. *Cash Flow (MRQ)*, *Net Income* минус дивиденды и плюс амортизация, измеряется в миллионах долларов. Если *Cash Flow* компании отрицательный, компания обязана брать кредит для поддержания бизнеса. Если *Cash Flow* положительный, то компания имеет возможность проводить исследования и разработку новых технологий.
18. *Net Income (MRQ)*, *Revenue* компании после вычета таких расходов как стоимость продаж, заработная плата, административные расходы, налоги и т.д., измеряется в миллионах долларов. Прибыльность компании обычно связывается с положительностью параметра *Net Income*, который часто ассоциируют с последней строкой балансового отчета.
19. *Net Income (1 Quater Ago)*, параметр *Net Income* за предпоследний квартал.
20. *Net Income (2 Quaters Ago)*, параметр *Net Income* два квартала назад.

21. *Net Income (3 Quarters Ago)*, параметр *Net Income* три квартала назад. Динамика прибыли компании, как правило, является более содержательной, чем прибыль только за последний квартал. Как следствие сезонных колебаний *Net Income* может сильно изменяться для циклических акций. Значения *Net Income* за более ранние периоды имеют меньшее влияние на будущие показатели компании. Возможно также использование прогнозных значений *Net Income* на четыре квартала вперед.
22. *Short Interest Ratio (Last Month)*, обозначение *SIR*, измеряется в днях, отношение объема всех коротких позиций (см. ниже) на конец месяца к среднему дневному объему торгов за прошедший месяц. Данное значение не обязано быть целым, и как правило приводится в дробном виде. *Short Interest Ratio* представляет собой количество дней, которые необходимы для покрытия всего интереса по коротким позициям, в предположении, что весь объем торгов соответствует их закрытию.
23. *Short Interest Ratio (1 Month Ago)*, значение *Short Interest Ratio* месяц назад.
24. *Short Interest Ratio (2 Months Ago)*, *Short Interest Ratio* два месяца назад.

Если инвестор владеет некоторым количеством акций данного типа, то говорят, что он имеет длинную позицию (*long position*). Соответственно момент покупки акций в данном случае является открытием длинной позиции, а продажа всех акций данного типа является закрытием (длинной) позиции. Длинные позиции открываются если участник торгов ожидает роста цен, в этом случае говорят что инвестор играет на повышение. Возможна также игра на понижение, которая предусматривает взятие акций в долг, их немедленную продажу, покупку требуемого количества акций через некоторый промежуток времени и возвращение долга (акциями). Взятие акций в долг и их продажу не разделяют, и называют открытием короткой позиции (*short position*), покупку и возвращение акций называют закрытием короткой позиции. Если игрок открывает короткую позицию, то он ожидает, что цена акций данного типа упадет. В интерфейсе торговых систем, управление длинными и короткими позициями отличается единственной опцией: “купить” или “продать”.

Суммарное количество акций по всем коротким позициям называется *Short Interest*. Следует отметить, что динамика изменения цены акций в основном определяется участниками, которые открывают длинные позиции, так как *Short Interest* обычно не превышает десяти процентов от общего числа акций, находящихся в обороте (*TSO*). Тем не менее, если тренд изменения цены акций меняется с понижения на повышение, а значение *Short Interest* сравнительно велико, то технически следует ожидать более резкого повышения цен, так как владельцы коротких позиций будут покупать акции для уменьшения возможных финансовых потерь.

Можно привести еще множество параметров, которые представляют интерес в качестве входных данных системы прогнозирования, в то же время целесообразность использования того или иного набора параметров является предметом отдельного исследования. Кроме того, некоторые показатели могут быть выведены из набора других. В приведенный выше список не были включены, например, следующие параметры: *Gross Income*, *Quick Ratio*, *Current Ratio*, *Profit Margin*, *Insider Holdings*, *Book Value*, *Beta Coefficient*, *Volatility*, *Alpha Coefficient*, *Average Daily Volume*, *Market Capitalization*, *Debt Service*, график и объем выплаты дивидендов, статистика и прогноз по прибылям компании. Глоссарий экономических терминов представлен, например, на таких сайтах как <http://www.quicken.com/glossary/>, <http://www.investopedia.com/dictionary/>. Текущую цену акций можно рассматривать как технический, так и фундаментальный показатель. Этот параметр будет рассматриваться ниже в работе как технический.

В качестве примера в табл. 1 представлены основные фундаментальные показатели для трёх компаний IBM, Misrosoft и Intel, соответствующие значения *TSO* равны 1690 млн., 10701 млн., 6544 млн. Квартальные показатели представлены для 4-го квартала 2002 года, *Short Interest Ratio* на 14/02/2003.

Важным аспектом использования фундаментальных показателей является возможность сравнения различных компаний. Взаимозаменяемость входных данных позволила бы анализ и обучение системы прогнозирования на одном наборе данных, а применение на другом, в том числе и для другого множества компаний.

За исключением параметров, перечисленных ниже, остальные уже являются сравнимыми, так как в основном представляют собой различного рода отношения. *Institutional Net Activity* необходимо соотносить с количеством акций, находящихся в обороте (*TSO*), удобной формой является доля *Institutional Net Activity*, выраженная в процентах. *Insider Net Activity* также следует использовать как долю *TSO*, выраженную в процентах. Вместо значения *Revenue* следует использовать отношение *Revenue/TSO*, то есть продажи на одну акцию. Вместо значения *Cash Flow*, следует использовать отношение *Cash Flow/TSO*. Значения *Net Income* должны быть заменены на отношения *Net Income/TSO*, которые представляют собой квартальные прибыли на одну акцию (*EPS*).

Symbol	Analitic Mean	P/E	P/C	P/S	P/B	Earnings Growth	PEG	ROA
IBM	3.5238	25.77	25.94	1.62	6.07	9.37	1.925	19.5
MSFT	4.258	28.2	25.9	8.9	4.8	11.9	1.655	13.2
INTC	3.375	36.53	31.8	4.3	3.2	16.19	1.636	7

Symbol	ROIC	ROS	Total Debt To Equity	LT Debt To Equity	Institut. Net Activity	Institut. Holdings	Insider Net Activity	Sales
IBM	19.5	21.12	1.15	0.8	46.598	53.85	-0.119	23684
MSFT	17.1	31.14	0	0	126.233	50.64	-54.672	8541
INTC	8.6	10.95	0.04	0.03	4.912	52.3	-4.989	7160

Symbol	Cash Flow	Net Income	Net Income #1	Net Income #2	Net Income #3	Short Interest Ratio	Short Interest Ratio #1	Short Interest Ratio #2
IBM	2508	1911	1694	445	1192	2.94	4.1	3.27
MSFT	2847	2552	2726	1525	2738	1.19	1.86	1.82
INTC	2435	1049	686	446	936	1.07	1.13	1

Табл. 1. Основные фундаментальные показатели, февраль 2003.

К основным техническим показателям относятся четыре цены *Open*, *High*, *Low* и *Close*, которые являются ценами открытия, максимальной, минимальной и закрытия соответственно. Также основной технической характеристикой является объем торгов *Volume*. Эти пять параметров имеют соответствующее значение для каждого бизнес дня. Следовательно, система прогнозирования должна учитывать историю цен и объема торгов за некоторый период времени. Длина такого интервала должна выбираться в соответствии с возможностями системы обрабатывать большое число параметров и адекватно реагировать на случайные флуктуации во входных данных. Как показывают экспериментальные исследования, оптимальное количество дней, данные за которые следует учитывать на входе системы прогнозирования, для нейросетевых систем изменяется от одного до двадцати. Так как в таких системах используется большое количество параметров, тенденции в изменении цены акций на большие промежутки времени следует учитывать при помощи усреднения, либо построения системы технических индикаторов. Ниже приведены определения четырех производных технических характеристик, наиболее часто используемых профессиональными инвесторами.

1. *Relative Strength Index*, обозначение *RSI*, характеризует относительное отклонение цены данного типа акций. Обозначим $P(i)$ цену *Close* за текущий торговый день, соответственно $P(i-k)$ будет обозначать цену закрытия k дней назад. Введём обозначение для увеличения (*Gain*) цены закрытия по сравнению со вчерашним днём $G(i) = \max(P(i) - P(i-1), 0)$, а также для падения (*Loss*) цены закрытия $L(i) = \max(P(i-1) - P(i), 0)$. Средний прирост цены (*Average Gain*) за n дней обозначим $AG_n(i)$, а среднее падение цены (*Average Loss*) как $AL_n(i)$. Для расчетов и программирования удобны следующие итеративные формулы:
 $AG_n(i) = (AG_n(i-1) \cdot (n-1) + G(i))/n$, $AL_n(i) = (AL_n(i-1) \cdot (n-1) + L(i))/n$. Среднее относительное отклонение (*Smoothed Relative Strength*) определяется как $SRS_n(i) = AG_n(i)/AL_n(i)$. Данный показатель может принимать значения из множества $(0, +\infty)$, и неудобен в использовании. Нормирование $SRS_n(i)$ дает значение *Relative Strength Index*, которое определяется следующим ниже выражением:

$$RSI_n(i) = 1 - \frac{1}{1 + SRS_n(i)} = \frac{AG_n(i)}{AG_n(i) + AL_n(i)}. \text{ Таким образом, индекс } RSI \text{ принимает значения в интервале } (0, 1),$$

в то же время профессиональные инвесторы пользуются значением, отнормированным в диапазоне от 0 до 100. Сигналом покупки считается падение индекса ниже 25, а сигналом продажи – превышение индексом *RSI* значения 75.

2. *Exponential Moving Average*, обозначение *EMA*, экспоненциальное скользящее среднее, построенное на основе цены *Close*. Параметр *EMA* зависит от количества дней, которые учитываются существенным образом, например *Exponential Moving Average* за 18 дней обозначается *EMA18*. Используется следующее определение:

$EMA_n(i) = EMA_n(i-1) + K \cdot (P(i) - EMA_n(i-1))$, где коэффициент $K = 2/(n+1)$, итеративная форма расчета удобна для программирования. С большой точностью EMA представляет собой взвешенное среднее значение цены, причем веса, соответствующие каждому из дней распределены экспоненциально для более приоритетного учета более поздних данных. В самом деле, если цена $Close$ за сегодня учитывается с коэффициентом K , то цена $Close$ k дней назад учитывается с коэффициентом $K(1-K)^k$. Нетрудно убедиться, что сумма

всех коэффициентов стремится к единице, при замене $N = 1 - K$: $\sum_{k=0}^{n-1} K(1-K)^k = (1-N) \sum_{k=0}^{n-1} N^k = 1 - N^n$. Изме-

нение убывающего тренда значений EMA на повышающийся является сигналом покупки, и наоборот.

3. *Moving Average Convergence Divergence*, обозначение $MACD$, представляет собой разницу параметров MA за различные временные периоды, по определению $MACD_n(i) = MA_n(i) - MA_{2n}(i)$. Если временной график $MACD$ пересекает ось абсцисс снизу вверх, то это считается сигналом покупки, если наоборот, значения $MACD$ меняют знак с положительного на отрицательный, то это считается сигналом для продажи данного типа акций. Иногда значения $MACD$ экспоненциально сглаживаются.
4. *Moving Average*, обозначение MA , скользящее среднее, построенное на основе цены $Close$. Параметр *Moving Average* за n дней обозначается $MA_n(i)$ и определяется итеративно $MA_n(i) = MA_n(i-1) + (P(i) - P(i-n))/n$. Очевидно, скользящее среднее представляет собой среднее арифметическое цен закрытия за n дней.

Существует достаточно много других технических индикаторов, среди которых можно выделить *On Balance Volume*, *Stochastic*, *Rate Of Change*, *Williams %R*, *Money Flow*, *Volume Accumulation*, *Volatility*, *Momentum*, *Ultimate Oscillator*. Многие из перечисленных индикаторов являются осцилляторами, то есть их интерпретация аналогична интерпретации поведения индекса RSI .

Для технических показателей, как и для фундаментальных, важным свойством является возможность сравнения динамики курса акций для различных компаний. Это позволило бы, например, использовать ценовую историю нескольких компаний для обучения системы прогнозирования, а затем при помощи сформированной зависимости прогнозировать цены акций другой компании. Одним из способов нормализации ценовых данных и объема торгов является соотнесение с соответствующим скользящим средним за 256 дней (приведенное количество бизнес дней достаточно близко к календарному году). Таким образом, для построения системы прогнозирования предлагается использовать следующие восемь нормализованных технических показателей: $Open/MA256$, $High/MA256$, $Low/MA256$, $Close/MA256$, $Volume/VMA256$, RSI , $EMA9/MA256$, $MACD9/MA256$. $VMA256$ представляет собой *Volume Moving Average* за 256 дней. Использование 9 дней для параметров EMA и $MACD$ является традиционным, кроме того, данный временной промежуток коррелирует с периодом краткосрочных колебаний.

Алгоритм программного агента по торговле ценными бумагами

Основы агентно-ориентированного подхода изложены в работах [5-8]. Как правило, агентно-ориентированное программирование предусматривает использование агента как единой структурной единицы, при этом анализируются аспекты взаимодействия агентов между собой, либо аспекты взаимодействия агента и пользователя. В данной работе в основном рассматривается внутренняя архитектура торгового агента.

Возможность успешной торговли на фондовом рынке предполагает некоторую информацию о будущей динамике рынка, так как только в этом случае возможно построение прибыльной стратегии. Таким образом, неотъемлемой компонентой программного агента по торговле ценными бумагами должен быть модуль прогнозирования. Внутренняя структура такого модуля может быть достаточно произвольной, единственным предъявляемым требованием является выдача прогнозируемых ценовых данных на некоторый будущий промежуток времени. Особо следует выделить такие инструменты как нейронная сеть на основе радиально-базисных функций (*Radial Basis Functions*, RBF), многослойная нейронная сеть типа персептрон с одной из модификаций алгоритма обучения *Back Propagation*, метод группового учета аргументов (*Group Method of Data Handling*, $GMDH$).

На самом деле, в отношении конкретного типа акций в данный момент времени можно принять только три решения: купить, продать, либо оставить данную позицию неизменной. В краткосрочной перспективе сентименты по покупке акций приблизительно такие же как и предрасположенность к продаже акций. Если говорить о прибыльности длинной либо короткой позиции в конкретный момент времени, то следует также оценить конъюнктуру рынка в це-

лом, то есть определить тренд в изменении рыночных индексов, например таких, как *Nasdaq Composite* или *Dow Jones Industrial Average*. В долгосрочной перспективе длинные позиции более предпочтительны, так как рынок в номинальных денежных единицах растет благодаря инфляции. Инфляция является неотъемлемой частью современной экономики, обусловленной механизмами кредитования и вмешательством государства. В частности график индекса *DJIA* за 100 лет представляет собой зависимость, очень близкую к экспоненциальной.

В качестве одного такта функционирования программного агента целесообразно выбрать один день. В частности, ежедневные данные являются легко доступными в сети, например на сайте <http://finance.yahoo.com/q/hp?s=ibm>. При необходимости период итерации алгоритма легко изменить. Если задача прогнозирования на один день вперед решена для одного показателя, то все остальные необходимые данные могут быть получены аналогичным образом. Кроме того, если набор выходных показателей совпадает с набором входных параметров модуля прогнозирования, то задача прогнозирования на несколько дней вперед сводится к повторению нескольких операций прогнозирования на один день. Для описанного ниже алгоритма достаточно получения ценовых показателей *High*, *Low* и *Close* на один день вперед.

Существует несколько типов ордеров, при помощи которых могут осуществляться операции покупки или продажи акций: *Market Order*, *Limit Order*, *Stop Market Order*, *Stop Limit Order*, *Trailing Stop Order*. *Market Order* на покупку предполагает, что определенное количество акций будет куплено по цене спроса (*Ask*), в случае продажи акции будут проданы по цене предложения (*Bid*), цена *Bid* всегда меньше, чем *Ask*. *Limit Order* предполагает, что сделка производится по определенной цене. Во время торгов *Market Order* выполняется мгновенно, *Limit Order* будет открыт пока динамика цены акций не достигнет требуемого уровня, то есть вероятность исполнения *Limit Order* зависит от введенной цены. Большинство профессиональных инвесторов используют *Limit Orders* для уменьшения финансовых потерь при открытии либо закрытии позиции. Кроме того, за проведение каждой транзакции (покупки или продажи) брокер взимает некоторую плату. Цены спроса и предложения определяются активными *Limit Orders*.

Для автоматического управления инвестиционным портфелем представляется целесообразным использование *Limit Orders*. Все операции управления следует проводить между торговыми сессиями, например ночью, так как внутрисессионные (*intraday*) данные не принимаются к рассмотрению. Будем считать, что цена акций некоторого типа имеет тенденцию к повышению, если прогнозируемая цена *Close* больше, чем цена *Close* торговой сессии за сегодня. Кроме того, чем больше прогнозируемое увеличение этого параметра, тем более привлекательным является открытие длинной позиции по данному типу акций. Приобрести требуемые акции можно путем введения *Limit Order* по прогнозируемой цене *Low* на завтра. Это выгоднее, например, чем приобретение по рыночной цене на момент открытия торгов. Как правило, системы прогнозирования усредняют случайные флуктуации, причем это является достоверным для нейросетевых систем, следовательно, вероятность того, что реальная цена *Low* окажется больше прогнозируемой, равна вероятности того, что она окажется меньше прогнозируемой. Значит, вероятность выполнения такого ордера на покупку равна $1/2$, что вполне приемлемо. Открытие короткой позиции полностью аналогично, следует продавать по прогнозируемой цене *High*, если предполагается, что цена акций данного типа понизится. Закрытие позиций также следует производить при помощи *Limit Orders*. Следует отметить, что *Limit Order* может выполняться частично, если по требуемой цене было предложено только ограниченное количество акций.

Распределение рисков, связанное с инвестициями в некоторое множество финансовых позиций, называется диверсификацией. Так как конкретные позиции, которые должны выбираться автоматически, априори неизвестны, то для проектируемой системы следует принять решение о распределении рисков, к тому же задача оценки рисков является достаточно сложной. Чем больше количество позиций, на которые распределяется покупательная способность, тем лучше диверсификация. В то же время существует ограничение на полезность увеличения количества позиций, обусловленное выплатой комиссионных, так как в случае малого объема позиции прибыль капитала (*Capital Gain*) может быть меньше, чем сумма комиссионных на открытие и закрытие позиции. Можно привести следующую рекомендацию, основанную на принципе равенства взимаемых комиссионных и средней прибыли капитала по одной позиции, обусловленной дневным разбросом цен между *High* и *Low*. Средний денежный объем одной позиции должен быть равен выражению $2 \cdot \text{Commissions} \cdot \text{Close} / (\text{High} - \text{Low})$, где *Commissions* представляет собой плату за одну транзакцию. Если алгоритм прогнозирования является достаточно успешным, то приведенное значение среднего денежного объема может быть уменьшено. Другим ориентиром может являться средний объем сделок, используемый профессиональными инвесторами.

Для обеспечения автономности функционирования система должна автоматически выбирать акции того или иного типа для формирования инвестиционного портфеля (множества открытых позиций). Анализ свойств и динамики изменения курса того или иного типа акций, оценку перспективности использования данного типа акций в качестве финансового инструмента вполне можно отнести к задачам искусственного интеллекта. Кроме того, используемые для анализа данные должны автоматически извлекаться, например, из сети интернет. К нежелательным аспектам динамики курса акций следует отнести большую разницу между значениями *Bid* и *Ask* (*spread*), которая наблюдается в среднем за период торговой сессии. К другим существенным факторам можно отнести предоставление различного кредитного плеча (*leverage*) для акций малой и большей стоимости. Например в США, для акций стоимостью более \$5 предоставляется кредитное плечо равное двум, для более дешевых акций кредитное плечо равно единице. Кроме того, акции той или иной компании подвержены множеству рисков: курс акций может резко упасть при публикации плохого квартального отчета, компания может обанкротиться, компания может быть куплена или участвовать в слиянии, торговля данным типом акций может быть приостановлена в связи с нарушениями законодательства и т.д.

Таким образом, компромиссным решением является предварительное составление списка типов акций, которые должны использоваться программным агентом. Список, содержащий несколько сотен позиций, будет вполне достаточным. Выбор компаний из различных индустрий и секторов экономики улучшит диверсификацию и возможность выгодно играть при различной конъюнктуре рынка. Предлагается использовать только те акции, для которых предоставляется кредитное плечо равное двум. Данный список также следует соотносить с уровнем риска на который согласен инвестор.

Важным параметром при формировании инвестиционного портфеля является покупательная способность (*Buying Power*). Изначально, покупательная способность счета равна удвоенному значению суммы предоставленных средств. При открытии позиции покупательная способность уменьшается на денежный объем данной позиции, а при закрытии, соответственно, увеличивается. Текущее значение покупательной способности всегда предоставляется торговой системой. Кроме того, торговая система предоставляет информацию по инвестиционному портфелю, активным ордерам и т.д.

Для реальной имплементации автоматической системы по торговле ценными бумагами необходимо обеспечить выполнение двух существенных задач. Первой является импортирование фундаментальных и технических данных в систему, вторая задача предусматривает реальное проведение торговых операций. Решение этих технических вопросов является непростой бизнес задачей и выходит за рамки данной работы.

Очевидно, что для оперативного доступа к требуемой информации, система должна иметь базу данных для хранения фундаментальных и технических показателей. Реляционная структура базы данных будет вполне достаточной. Все технические показатели, включая данные по ценам и объему торгов, должны храниться для каждого дня в истории, фундаментальные показатели могут храниться поквартально. Как правило, крупные финансовые институты уже имеют подобную базу данных, и будет достаточно сформировать таблицы в соответствии с набором параметров, представленных ранее. Если данная задача стоит перед небольшой компанией, то доступ к необходимым данным возможен через интернет. Одним из путей решения данной проблемы является создание программного агента, который будет извлекать требуемые показатели из сети и структурировать извлеченную информацию в базе данных.

Пусть в качестве системы прогнозирования выбрана, например, нейронная сеть, и принято решение использовать историю технических показателей за n дней. Тогда, если используется набор 24 фундаментальных и 8 технических показателей, которые описаны ранее, нейронная сеть должна иметь $24 + 8 \cdot n$ входов, причем фундаментальные показатели должны изменяться в момент анонсирования квартального балансового отчета 10Q.

Для проведения торговых операций необходим доступ к реальной торговой системе. Для этого необходимо иметь договоренность с компанией, предоставляющей брокерские услуги. С конца девяностых годов наиболее популярным способом доступа к рынкам стал Web интерфейс. Компания, предоставляющая такой интерфейс, называется Online Broker. В случае автоматического управления инвестиционным портфелем необходимо построение специального программного решения, как на стороне клиента, так и на стороне сервера. Это решение должно удовлетворять основным требованиям информационной безопасности. В то же время функциональность такой системы будет очень близка к обычному решению на основе Web интерфейса.

Ниже приведен алгоритм управления инвестиционным портфелем. Предварительные оценки эффективности для одного типа акций составляют не менее 40% прибыли за год, что сравнимо со стратегией Buy and Hold. Эффективность может быть увеличена за счет диверсификации и использования комбинированных правил покупки и продажи.

1. Провести полное обучение модуля прогнозирования на всех доступных данных, вплоть до последнего дня.
2. Извлечь технические и фундаментальные характеристики за последний торговый день для каждого типа акций. Дообучить модуль прогнозирования.
3. Отменить все активные *Limit Orders*, которые не сработали ранее.
4. Провести вычисление прогнозных данных на следующий день, в которые должны включаться в том числе цены *High*, *Low* и *Close*.
5. Отсортировать все типы акций по степени изменения цены *Close*.
6. Определить те длинные позиции, цена *Close* по которым должна понизиться, по каждой такой позиции ввести *Limit Order* на продажу для закрытия текущей позиции по прогнозируемой цене *High*. Определить те короткие позиции, цена *Close* по которым должна повыситься. По каждой такой позиции ввести *Limit Order* на покупку для закрытия позиции по прогнозируемой цене *Low*.
7. Оценить текущую покупательную способность счета (*Buying Power*).
8. Разделить покупательную способность счета на средний денежный объем одной позиции, и определить количество позиций, которое следует открыть в течение следующей торговой сессии.
9. Выбрать требуемое количество типов акций по максимуму абсолютного значения изменения цены *Close*. Определить количество акций каждого типа отношением среднего денежного объема позиции к текущей цене акций. Для удобства количество акций каждой позиции можно округлить, при этом необходимо обеспечить, чтобы суммарный денежный объем открываемых позиций не превышал покупательную способность.
10. Для выбранных типов акций ввести *Limit Orders* для открытия соответствующих позиций. Если цена *Close* повышается, то ордер должен быть на покупку по прогнозируемой цене *Low* (открытие длинной позиции), если цена *Close* понижается, то ордер должен быть на продажу по прогнозируемой цене *High* (открытие короткой позиции).
11. Для продолжения работы агента вернуться к пункту 2 по окончании предстоящей торговой сессии.

Таким образом, приведенный алгоритм обеспечивает принятие решений по открытию и закрытию позиций. В качестве дополнения на рис. 2 представлена архитектура и схема информационных потоков программного агента.

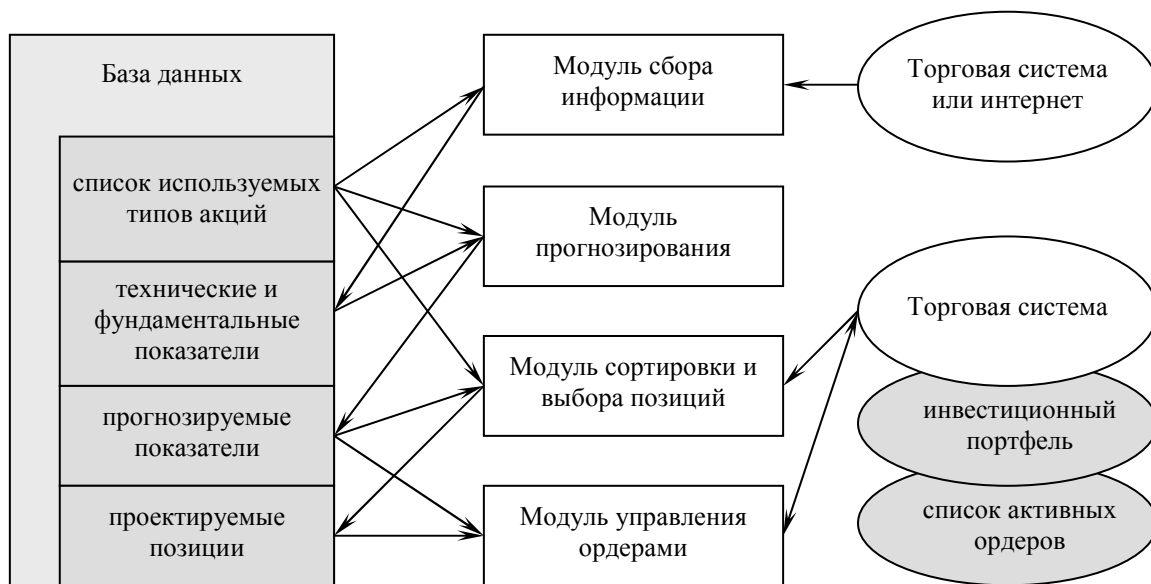


Рис. 2. Схема информационных потоков программного агента по управлению инвестиционным портфелем.

Все представленные на схеме модули обеспечивают логические выводы и решения, специфичные к данной проблемной области. Подобная специализация является типичной для программных агентов. Кроме того, описанная схема обеспечивает абстрагирование от деталей области приложения для пользователя агента или другого программного агента, являющегося клиентом данного. В частности, конечного пользователя могут интересовать только аспекты прибыли капитала.

Основными характеристиками программных агентов, которые выделяют их среди другого программного обеспечения, являются автономность и наличие интеллектуальной подсистемы. Если данный алгоритм имплементирован персистентно, то функционирование системы не предполагает участия человека или какого-либо управления, то есть является автономным. К интеллектуальной подсистеме в первую очередь следует отнести модуль прогнозирования. Часто программный агент рассматривается как система, помещенная в некоторую среду. На приведенной схеме объекты внешней среды представлены овальными элементами.

Представим классификационные свойства данного программного агента:

- реактивность, возможность оперативной реакции на изменение окружающей среды, как в аспектах восприятия, так и воздействия;
- автономность, осуществление контроля за своими действиями;
- целенаправленность (активность), реакция на изменения среды только в интересах поставленной цели;
- коммуникативность (способность общения), возможность взаимодействия с другими агентами или людьми;
- адаптивность, изменение поведения на основе прошлого опыта;
- гибкость, свойство поведения, когда действия агента не являются предопределенными заранее.

В рамках текущего описания данный программный агент не обладает свойством мобильности, то есть способностью передавать свой код с одного компьютера на другой. Если предположить, что такая возможность может оказаться полезной, то она может быть имплементирована.

Для дальнейшей детализации алгоритма управления инвестиционным портфелем, а также для уточнения аспектов поведения программного агента необходимо специфицировать платформу, среду разработки, язык программирования и т.п.

Заключение и анализ

Одной из наиболее существенных характеристик предложенного решения является абстрагирование от конкретной системы прогнозирования. В частности, может быть использована наилучшая на текущий момент система с интерполяционной функциональностью. В то же время, полезность использования данного алгоритма всецело зависит от качества используемого модуля прогнозирования. Существует достаточно много работ, посвященных оценкам эффективности той или иной системы прогнозирования, тем не менее, оценки эффективности функционирования торговых агентов достаточно редки.

Обзор нейросетевых архитектур, используемых для задач финансового прогнозирования можно найти в работах [2,9-11]. Так как методы и критерии оценки эффективности рассматриваемых систем достаточно различны, одним из наиболее общепринятых критериев сравнения различных систем является доля правильных предсказаний направления изменения цены финансового инструмента. Исследования [12-15] используют различные модификации многослойного перцептрона. В [12] для прогнозирования индекса используются значения индекса и объема торгов, доля успешного прогнозирования (success rate) для различных условий составляет 47-54%. В [13] производится прогнозирование для определенного набора типов акций, вероятность успеха составляет 50-54%. Разрабатываемая автором система прогнозирования на основе классификатора со случайными подпространствами (Random Subspace Classifier, RSC) позволяет предсказывать направление изменения цены с вероятностью успеха до 58%, оценка прибыли за один год в этом случае составляет 94%. Вероятность успешного прогнозирования можно увеличить благодаря дополнительным или производным данным. В частности в [14] дополнительно используются скользящие средние с различным периодом, осцилляторы *RSI* и *Momentum*, в зависимости от различных стратегий рассматриваемая нейронная сеть дает прибыль за год в диапазоне 5-49%. В работе [15] прогнозирование биржевых индексов производится на основе ценовых данных по акциям, которые являются компонентами соответствующего индекса, вероятность успешного прогнозирования составляет 57-65%. Пример использования метода группового учета аргументов для предсказания динамики цены акций приведен в [16], прогнозируемые ценовые показатели используются для построения индикатора MACD и соответствующих сигналов покупки или продажи. Следует отметить, что количество работ, которые существенным образом учитывают как технические, так и фундаментальные показатели, очень мало. Большинство авторов уделяют внимание архитектурным аспектам разработки.

Тематика разработки программного агента для торговли ценными бумагами является достаточно интересным и перспективным направлением. В то же время количество работ в данной области незначительно. Одной из причин является то, что возможность имплементации того или иного алгоритма появилась относительно недавно. Другим

фактором является необходимость освещения материала по различным научным направлениям, в частности, по агентно-ориентированному программированию, по нейронным сетям или какой-либо иной парадигме искусственного интеллекта, по современной организации фондового рынка и используемым телекоммуникационным технологиям. Многие работы представляют собой эмпирические разработки, так как вариативность имплементации и подходов достаточно велика, а мотивированное принятие того или иного архитектурного решения требует отдельного исследования. Большинство алгоритмов используют различные правила технического анализа и имитируют поведение человека, как участника рыночной игры. В некоторых работах приводятся результаты соревнований программных агентов, представленных различными командами разработчиков. Если алгоритм агента может быть закодирован в некоторую структуру памяти, то представляется возможным построение генетического алгоритма по селекции наиболее успешных агентов, тестирование которых производится на реальных биржевых данных.

В работе [17] рассматривается архитектура мультиагентной финансовой торговой системы, где в качестве платформы взаимодействия агентов выбрана CORBA. Выделены следующие компоненты системы: агент для извлечения финансовых данных, агент, осуществляющий анализ рынка, агент для выдачи финансовых рекомендаций и агент-брокер. В [18] рассматривается реверсивная стратегия торгового агента, которая заключается в покупке акций, когда их цена понижается, и продаже, если цена повышается. Приведены результаты виртуальных внутридневных торгов по одному типу акций (MSFT) на реальных биржевых данных, извлекаемых на сайте <http://www.island.com/>. Альтернативным провайдером данных (Electronic Communication Network, ECN) может быть <http://www.tradearca.com/>. В работе [19] рассматривается такой широкий спектр инструментов прогнозирования как нейронные сети, нечеткая логика, генетические алгоритмы, теория хаоса и индуктивное моделирование.

Существуют разработки, рассматривающие искусственный рынок агентов, т.е. когда участниками виртуального рынка являются только программные агенты. Кроме того, предполагается, что поведение агентов является адаптивным. Рассматриваются аспекты равновесия по Нешу, различные режимы в ценовой динамике, такие как изменчивый режим (когда поведение агентов только формируется), и режим рационального ожидания (когда стратегия агентов полностью сформирована, а активность проявляется только при появлении новой информации).

Литература

1. Robert R. Trippi, Jae Kyu Lee. Artificial Intelligence in Finance and Investing: State-of-the-Art Technologies for Securities Selection and Portfolio Management, 1996, 250 p.
2. Robert R. Trippi, Efraim Turban. Neural Networks in Finance and Investing: Using Artificial Intelligence to Improve Real-World Performance, Revised Second Edition, 1996, 821 p.
3. Robert R. Trippi. Chaos & Nonlinear Dynamics in the Financial Markets: Theory, Evidence, and Applications, 1995, 500 p.
4. Эрик Л. Найман. Малая энциклопедия трейдера. Третье издание. Альпина Паблишер, 2002, 384 с.
5. Matthew M. Huntbach, Graem A. Ringwood. Agent-Oriented Programming: From Prolog to Guarded Definite Clauses (Lecture Notes in Computer Science, 1630). Springer Verlag, 1999, 400 p.
6. В.Б. Тарасов. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям. Эдиториал УРСС, 2002, 352 с.
7. Shoham, Y. Agent-oriented Programming. Artificial Intelligence 60(1): 51-93. 1993.
8. Гладун А.Я., Плескач В.Л. Использование агентно-ориентированных технологий в телекоммуникационных сетях. Журнал "Проблемы программирования", №1, 2000, с. 43-59.
9. Paul Refenes (Editor), Apostolos-Paul Refenes (Editor). Neural Networks in the Capital Markets. John Wiley & Sons, 1995, 392 p.
10. Jimmy Shadbolt (Editor), John Gerald Taylor (Editor). Neural Networks and the Financial Markets: Predicting, Combining, and Portfolio Optimisation (Perspectives in Neural Computing). Springer Verlag, 2002, 273 p.
11. Jason Kingdon, C. L. Mannion (Editor), J. G. Taylor (Editor). Intelligent Systems and Financial Forecasting. Springer Verlag, 1997, 227 p.
12. Xiaohua Wang, Paul Kang Hoh Phua, Weidong Lin. Stock market prediction using neural networks: Does trading volume help in short-term prediction? ICNN 2003, Vol. 4, pp. 2433-2437.
13. Filippo Castiglione. Forecasting price increments using an artificial Neural Network. Adv. Complex Systems, 2002, Vol. 1, pp 1-12.
14. Jintao Yao, Chew LimTan, Hean-Lee Poh. Neural networks for technical analysis: a study on KLSI. International Journal of Theoretical and Applied Finance, Vol. 2, No. 2, 1999, pp. 221-241.
15. Paul Kang Hoh Phua, Xiaotian Zhu, Chung Haur-Koh. Forecasting stock index increments using neural networks with trust region methods. ICNN 2003, Vol. 1, pp. 260-265.
16. Johann-Adolf Mueller, Frank Lemke. Self-organizing Data Mining, An Intelligent Approach To Extract Knowledge From Data. Dresden, Berlin, 1999.
17. Vilrant Pandley, Wee-Keong Ng, Ee-Peng Lim. Financial Advisor Agent in a Multi-Agent Financial Trading System. IEEE Proceedings of the 11-th International Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA'00).
18. Ronggang Yu, Peter Stone. Performance Analysis of a Counter-intuitive Automated Stock-Trading Agent.
19. Murray A. Rugiero Jr. Cybernetic Trading Strategies: Developing a Profitable Trading System with State-of-the-Art Technologies. John Wiley & Sons, Inc., 1997.