

А.В. Федоров, П.И. Бидюк

Выбор торговой системы при помощи дисперсии процесса ценообразования

Предложена методика построения автоматической системы для выбора механических торговых роботов, функционирование которой основывается на ретроспективном анализе результатов торговли и построении моделей зависимости прибыли механической торговой системы от дисперсии временного ряда.

The methodology is suggested for constructing a trading system for selection of expert advisors, the functioning of which is based on the retrospective analysis of previous results and constructing the models of profit dependence on the variance of a respective time series.

Запропоновано методику побудови автоматичної системи для вибору механічних торгових роботів, в основу функціонування якої покладено ретроспективний аналіз результатів торгівлі і побудову моделей залежності прибутків механічної торгової системи від дисперсії часового ряду.

Введение. Повышение прибыльности биржевых операций, выполняемых с помощью автоматических и полуавтоматических компьютерных торговых систем, находится в центре внимания многих исследователей. Работа [1] посвящена решению общей задачи построения систем торговли на основе прогнозов дисперсии и стандартного отклонения (волатильности) процессов ценообразования. Приведена методика построения полуавтоматической компьютерной торговой системы, апробированной на реальных данных. В работах [2–4] рассматриваются методики построения регрессионных моделей временных рядов, в том числе моделей процессов ценообразования и волатильности. В частности, решается задача корректного выбора структуры модели, состоящей из пяти элементов: размерность, порядок, лаг и его числовая оценка, нелинейность и ее тип, а также тип возмущения, действующего на исследуемый процесс. Предложенная методика использована для построения системы поддержки принятия решений при торговле на бирже. Использование модели авторегрессии с условной гетероскедастичностью (АРУГ) для прогнозирования дисперсии и сравнение ее с моделью стохастической волатильности рассматривается в работе [5]. Вопросам оценивания стохастической дисперсии посвящена работа [6].

Некоторые задачи построения механических торговых систем решаются в работе [7]. В ча-

стности рассматривается задача тестирования, определения потенциальной прибыльности и риска механической торговой системы.

Механическая торговая система (МТС) или советник (*Expert Advisor*) – это торговая система, привязанная к определенному графику биржевого инструмента, которая может работать как в режиме информирования пользователя о возможности совершать сделки согласно некоторому алгоритму (полуавтоматический режим), так и в автоматическом режиме, направляя сделки непосредственно на торговый сервер. В большинство торговых терминалов встроены специальные языки программирования, на которых можно создавать механические торговые системы. Следует отметить, что практически все МТС имеют некоторое множество входных параметров. Основные из них – объем сделки, допустимый уровень убытка, ожидаемая прибыль. Однако подавляющее большинство механических торговых систем, работающих в автоматическом режиме, убыточны. Понятие убыточности имеет здесь достаточно условный характер. Это связано с тем, что многие трейдеры, создавшие свой *советник*, тестируют его в непрерывном режиме на временном ряде с достаточно длинной предысторией. В связи с тем, что ценовой ряд для различных временных интервалов имеет отличающиеся статистические характеристики, советник, в соответствии с заложенным в него алгоритмом, может совер-

шать прибыльные или убыточные сделки. Так, советник, показывающий прибыль на тренде, при боковом движении цены может быть убыточным. Таким образом, если временной ряд имеет больше промежутков, на которых будет боковое движение, механическая торговая система станет в итоге убыточной, и, соответственно, отклоненной трейдером как инструмент получения прибыли. Но если определить заранее временные промежутки прибыльности МТС, то в результате будем иметь вполне прибыльного советника, но с меньшим количеством совершаемых сделок, который будет запускаться в определенное время.

Постановка задачи

Ставится задача построения автоматической системы для выбора механических торговых роботов на конечном множестве Ω алгоритмов принятия решений о выполнении торговой операции с использованием известных биржевых индикаторов. Система должна выбирать один из множества алгоритмов принятия решений $A_i \in \Omega, i = 1, \dots, m$ (лучший для конкретной ситуации) на основе ретроспективного анализа результатов выполнения предыдущих операций и определения связи их прибыльности с дисперсией цены. Правило принятия решения о торговле должно учитывать также прогноз условной дисперсии $E_k[h(k+s)]$ на будущий временной интервал, в течение которого могут быть выполнены торговые сделки.

Решение задачи

Для выполнения операций с активами в автоматическом режиме предлагается компьютерная торговая система (КТС), обобщенная структурная схема которой представлена на рис. 1. Входными данными для функционирования КТС являются ретроспективные результаты выполнения торговых операций, значения некоторых биржевых индикаторов, а также текущие данные о ценообразовании активов. Результаты ретроспективного анализа периодов торговли и обработки текущих данных о ценах активов используются для оценивания зависимости дохода от дисперсии цены, а также для прогнозирования уровня цены и ее дисперсии

(стандартного отклонения). Для этой цели используются такие модели: полиномиальная регрессия, авторегрессия, АРУГ и обобщенная АРУГ (ОАРУГ). Для описания изменения во времени дисперсии предусмотрено применение и других типов моделей, например, экспоненциальной (ЭОАРУГ) и стохастической модели волатильности (СМВ). Выбор модели проводится с помощью значений статистических характеристик качества прогноза, вычисляемых на обучающей (исторической) и проверочной частях выборки данных.

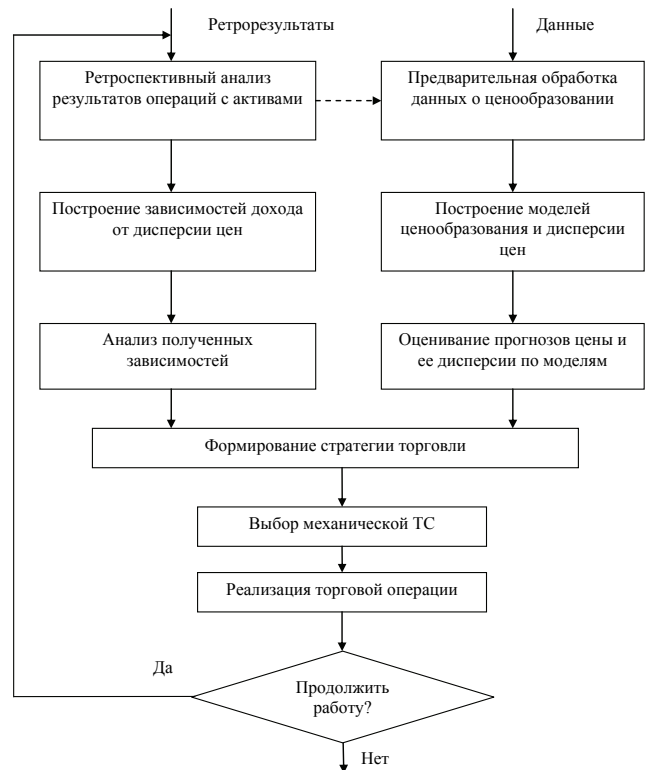


Рис. 1. Структурная схема автоматической торговой системы

Предположим, что дисперсия процесса ценообразования нам известна.

В основу правила принятия решений о выполнении торговых операций положим индикатор Ишимоку Кинко Хайо (*Ichimoku Kinko Hyo*) [8], созданный известным японским аналитиком финансовых рынков Хосодой. А именно, две линии индикатора Ишимоку: Тенкан-сен (*Tenkan-sen*) и Киджун-сен (*Kijun-sen*) (рис. 2). Формулы для расчета значений Тенкан-сен и Киджун-сен следующие:

$$Tenkan-sen = (Max(High, n) + Min(Low, n)) / 2 ;$$

$$Kijun-sen = (Max(High, m) + Min(Low, m)) / 2,$$

где $Max(High, m)$, $Max(High, n)$ – максимальные значения из всех наибольших цен за m и n периодов соответственно; $Min(Low, m)$, $Min(Low, n)$ – минимальные значения из всех наименьших цен за m и n периодов соответственно, при этом $n < m$.

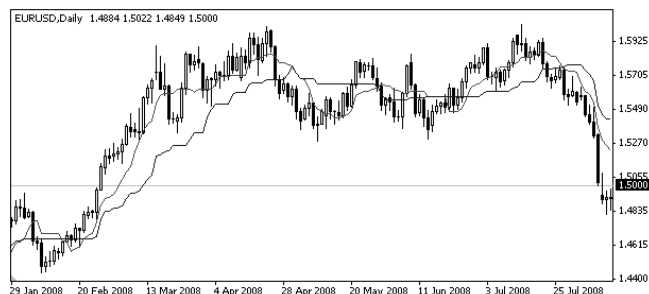


Рис. 2. Индикаторы: Тенкан-сен (жирная линия) и Киджун-сен (светлая линия)

Сигнал на покупку формируется, когда значение Киджун-сен ($m = 26$) начинает увеличиваться, при этом Тенкан-сен ($n = 13$) находится выше Киджун-сен. Сигнал на продажу не формируется. Закрытие позиций происходит при смене направления движения Киджун-сен. Формирование сигналов и временной интервал специально выбираются так, чтобы в конечном счете советник был убыточным. Для тестирования взята валютная пара *EURUSD* (пятиминутный график) в период с 19.01.2009 по 06.03.2009 (35 торговых дней). Тестирование выполнялось следующим образом: советник включался в 00:00 и выключался в конце дня, при этом все открытые сделки закрывались, начальный депозит 10000\$, кредитное плечо составляло 1:100, объем сделки 0,1 лота. В конце тестируемого периода получен убыток – 922,9\$ (14 дней работы были прибыльными, 21 – убыточными). Задача заключается в следующем: определить дни, в которые советник будет прибыльно торговать. Найдем функциональные зависимости между дневной прибылью МТС (P) и дисперсией (σ) (табл. 1).

Таким образом, функциональную зависимость наиболее адекватно описывает полином третьей степени. График зависимости прибыли советника от дисперсии с аппроксимацией за-

висимости полиномом третьей степени представлен на рис. 3.

Таблица 1. Зависимости прибыли от дисперсии

Уравнение для прибыли как функции от дисперсии	R^2
$P = -132,699 + 0,201\sigma$	0,237
$P = -236,834 + 0,558\sigma - 0,0002\sigma^2$	0,291
$P = 52,165 - 0,941\sigma + 0,002\sigma^2 - 8,62E - 0,7\sigma^2$	0,39

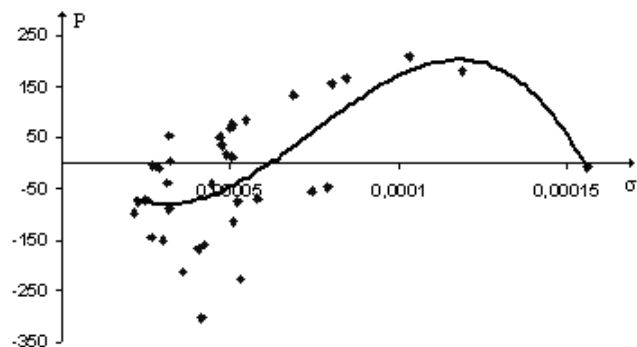


Рис. 3. Зависимость прибыли МТС от дисперсии

Предположим, что ежедневно известно значение дисперсии. После введения необходимого значения дисперсии в полином получим ожидаемое значение доходности МТС в этот день. Вернемся к уже построенной убыточной механической торговой системе. Изучив зависимость доходности от дисперсии, будем включать советник только в те дни, в которые ожидаемая доходность будет большей нуля. В конце тестирования получена прибыль в размере 739,4\$ (5 дней работы были прибыльными, 2 – убыточными). Таким образом, использование такого подхода сделало убыточную механическую торговую систему прибыльной. Если обобщить предложенный подход на несколько МТС, то получим схему использования советников, представленную на рис. 4.

Данная схема реализована в полуавтоматическом режиме и апробирована при торговле в реальном времени. По истечении 30-ти торговых дней получена прибыль в размере 88,3% от депозита при торговле нефиксированным лотом. При условии фиксации размера позиции прибыль составила бы 6,3%. Отметим, что количество совершенных операций составило 136. Рассмотрим более подробно реализованный механизм определения доходностей советников.

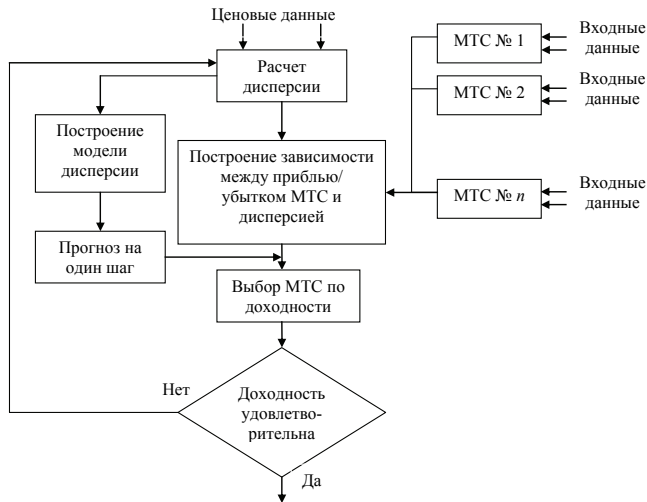


Рис. 4. Схема использования нескольких МТС

На основе пятиминутных ценовых данных (*Close*) валютной пары *EURUSD* рассчитываем дисперсии для каждого дня, запуская механические торговые системы в режиме тестирования. Для анализа имеем следующие ряды: ряд значений дисперсий и ряды прибыли/убытка для каждой МТС. Устанавливаем зависимости между рядом дисперсии и прибылью/убытком для каждой МТС. В результате получаем набор функций, с помощью которых можно определить значения прибыли/убытка МТС с помощью значений дисперсии. Так как значения дисперсии неизвестны, то строим модель для нее, на основе которой можно сделать прогноз дисперсии на один шаг – выполняется прогноз значения, направления и интервала.

Прогнозирование дисперсии

Для описания условной дисперсии использованы такие типы моделей: АРУГ, ОАРУГ, ЭОАРУГ и модифицированная ОАРУГ (табл. 2). В ЭОАРУГ условная дисперсия является асимметричной функцией ε с целью учета обоих знаков возмущения.

В табл. 2 приняты следующие обозначения: $h(k)$ – условная дисперсия процесса в момент k ; $\varepsilon^2(k)$ – квадрат остатков авторегрессионной модели процесса ценообразования низкого порядка; $v(k)$ – ошибка модели дисперсии в момент k .

Для определения качества оценок прогнозов дисперсии использованы три статистических критерия качества: среднеквадратическая ошиб-

ка (*RMSE*), средняя абсолютная ошибка в процентах (*MAPE*) и коэффициент Тейла (*Theil*). В таблицах 3–5 приведены результаты прогнозирования дисперсии на один шаг на обучающей выборке (обучающая подвыборка) на некоторых тестовых выборках данных.

Таблица 2. Типы моделей, предусмотренные для прогнозирования дисперсии

Название модели	Математическая форма модели дисперсии
АРУГ	$h(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + v(k)$
ОАРУГ	$h(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^q \alpha_i h(k-i) + v(k),$ $\alpha_i, \beta_i > 0$
ЭОАРУГ	$\log h(k) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \frac{ \varepsilon(k-i) }{\sqrt{h(k-i)}} +$ $+ \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon(k-i)}{\sqrt{h(k-i)}} + \sum_{i=1}^q \beta_i \log h(k-i)$
Модифицированная ОАРУГ	$v(k) = \beta + \gamma h(k) + \varepsilon(k),$ $h(k) = a_0 + a \sum_{i=1}^p \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^q h(k-i) + v(k)$

Таблица 3. Результаты одношагового прогнозирования условной дисперсии по моделям АРУГ и ОАРУГ для процесса изменения солнечной активности

Тип модели	Результаты одношагового прогнозирования		
	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>	<i>Theil</i>
АРУГ(6)	1,53	62,1	0,175
УАРУГ (5,5)	0,198	7,41	0,044

Таблица 4. Результаты одношагового прогнозирования условной дисперсии по моделям АРУГ и ОАРУГ для индекса инфляции в Украине

Тип модели	Результаты одношагового прогнозирования		
	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>	<i>Theil</i>
АРУГ(7)	1,42	134,81	0,354
ОАРУГ (3,4)	0,257	4,590	0,022

Из табл. 5 видно, что лучшие результаты получены для прогнозирования условной дисперсии индекса инфляции в России – средняя абсолютная ошибка в процентах составила 3,906 %.

Таблица 5. Результаты одношагового прогнозирования условной дисперсии по моделям АРУГ и ОАРУГ для индекса инфляции в России

Тип модели	Результаты одношаговых прогнозов		
	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>	<i>Theil</i>
АРУГ(5)	2,22	135,05	0,3
УАРУГ (5,7)	0,438	3,906	0,026

Результаты прогнозирования дисперсии биржевого инструмента *EURUSD* представлены в табл. 6.

Таблица 6.

Тип модели	Результаты одношаговых прогнозов		
	<i>RMSE</i>	<i>MAPE</i>	<i>Theil</i>
ARUG(12)	68,49	54,55	0,43
ARUG(15)	69,07	53,55	0,42

Таким образом, лучшей оказалась модель авторегрессии с условной гетероскедастичностью 15-го порядка, обеспечивающая прогноз условной дисперсии со средней абсолютной ошибкой около 54%. Этой точности достаточно для решения поставленной задачи.

Заключение. Предложена методика построения автоматической системы для выбора механических торговых роботов, функционирование которой основывается на ретроспективном анализе результатов торговли и построении моделей зависимости прибыли МТС от дисперсии временного ряда. Для прогнозирования условной дисперсии использованы несколько моделей типа АРУГ и УАРУГ, которые апробированы на нескольких тестовых выборках. В результате для реализации алгоритма принятия решений относительно выполнения торговых операций выбрана модель АРУГ. По предложенной методике реализована система выбора торговых роботов и апробирована в полуавтоматическом режиме при торговле в реальном времени. В период апробации получена прибыль в размере 88,3% от депозита при торговле нефиксированным лотом (при условии

фиксации размера позиции прибыль составила бы 6,3%).

В будущих исследованиях для принятия решений необходимо использовать не только дисперсию, но и другие статистические показатели процесса ценообразования. Кроме того, для прогнозирования условной дисперсии необходимо применять модели, которые обеспечат высшее качество прогноза.

1. Конноли К.Б. Покупка и продажа волатильности. – М.: ИК «Аналитика», 2005. – 230 с.
2. Бидюк П.И., Зворыгина Т.Ф. Структурный анализ методик построения регрессионных моделей по временным рядам наблюдений // УСиМ, 2003. – № 2. – С. 93–99.
3. Бидюк П.И., Баклан И.В. Системный подход к построению регрессионной модели по временным рядам // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2002. – № 3. – С. 114–131.
4. Бидюк П.И., Демківський Є.О. Система підтримки прийняття рішень для прогнозування нестационарних процесів // Наук. пр. Миколаїв. держ. техн. ун-ту, 2008. – 77. – С. 137–159.
5. Kim S., Shepard N., Chib S. Stochastic volatility: likelihood inference and comparison with ARCH models // Review of Economic Studies, 1998. – 65. – P. 361–393.
6. Shepard N. Fitting non-linear time series models with application to stochastic variance models // Journal of Applied Econometrics, 1993. – 8. – P. 135–152.
7. Пардо Р. Разработка, тестирование, оптимизация торговых систем для биржевого трейдера. – М.: Минакс, 2002. – 224 с.
8. Терехов А.Ю., Понизовский Е.Л. – Индикатор Ишимоку как основа торговой системы. – М.: Форекс Клуб, 2004. – 96 с.

Поступила 19.03.2010

Тел. для справок: (096) 701-7456, (044) 406-8359 (Киев)

E-mail: work_a@ukr.net, pbidyuke@gmail.com

© А.В. Федоров, П.И. Бидюк, 2011