ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА ФИНАНСОВОМ РЫНКЕ

Александр Берзлев

***Аннотация**: В статье предложена схема для принятия решений на бирже, с использованием комплекса адаптивных моделей прогнозирования. Данный комплекс состоит из комбинированных моделей селективного и гибридного типов, построенных на базе адаптивных полиномиальных моделей. Также предлагается метод оценки качества моделей принятия торговых решений на валютном рынке.*

***Ключевые слова**: временной ряд, прогнозирование, модель принятия решений.*

***ACM Classification Keywords**: I. Computing Methodologies; H.4.2 Information Systems Applications: Types of Systems: Decision Support.*

Введение

Задача прогнозирования будущих значений временных рядов на основании их ретроспективных данных является основой финансового планирования деятельности хозяйственных субъектов. Прогнозирование временных рядов широко применяется на фондовом рынке, в банковском деле, страховом бизнесе, сфере электронной коммерции, торговли и маркетинга. Это одна из самых сложных, но в то же время наиболее востребованных задач, поскольку часто является незаменимой составляющей принятия управленческих решений и организации процесса управления экономикой в целом [Stevenson, 1985]. С развитием информационных технологий значительно расширился круг подходов к прогнозированию временных рядов, появилось немало модификаций традиционных моделей, возникли концептуально новые методы, которые способны выполнять обработку больших объемов информации, оценивать и отбирать только те модели, использование которых обусловлено целями прогнозирования и дальнейшего планирования. Некоторые теоретические аспекты построения интеллектуальных инструментов Time-Series Data Mining описаны в работах [Чубукова, 2006], [Vercellis, 2009].

В данной работе предложена схема прогнозирования и принятия решений на валютном рынке, которая включает многоуровневый комплекс адаптивных моделей прогнозирования и модель принятия торговых решений. Эта модель помогает минимизировать ошибки в управлении капиталом и максимизировать прибыльность сделок. Кроме того, предлагается универсальный метод оценки ее качества, который анализирует потенциал прибыльности стратегий на конкретном временном ряде. В работах [Лукашин, 2003], [Бокс, Дженкинс, 1974] исследованы адаптивные полиномиальные модели, приведены принципы построения комбинированных моделей разных типов. Работы [Берзлев, 2009], [Берзлев, Маляр, 2011], [Берзлев, 2011] посвящены разработке многоуровневых алгоритмов прогнозирования на основе комплекса из адаптивных моделей, используя методы классификации. В работах также приводится анализ различных адаптивных комбинированных моделей селективного и гибридных типов.

Постановка задачи

Рассмотрим сначала общую постановку задачи прогнозирования. Пусть значения временного ряда определены в дискретные моменты времени $t = 0,1,\ldots,n$, тогда временной ряд можно записать в виде:

$$Z=(z_0,z_2,\ldots,z_n)=(z(0),z(1),\ldots,z(n)). \tag{1}$$

В данной работе будем рассматривать временные ряды валютных котировок.

Рассмотрим две задачи прогнозирования, которые возникают в этом случае:

- построение такой модели M, которая для любого s, $s>0$, определяла бы прогнозное значение $\hat{z}_s$ в момент n, на основании множества данных $\{z_i | i \le n\}$, и ошибка прогноза была бы минимальной. Прогноз, который рассчитывается в момент n на τ шагов вперед обозначим через $\hat{z}_\tau(n)$.
- построение такой модели, которая бы определяла прогноз знака прироста значения ряда на одну точку вперед. Данная задача используется для определения направления движения цены валютных пар [Лукашин, 2003] и может использоваться для определения точек разворота, т.е. таких точек, которые указывают дальнейшее направление движения цены.

Каждая из приведенных задач в свою очередь включает несколько основных этапов, а именно: анализ структуры и первичная обработка временного ряда, выбор методов прогнозирования, реализация прогноза с помощью моделей прогнозирования, оценка качества прогнозирования и, как следствие, построение модификаций моделей с учетом этой оценки.

Ставится задача построения интегрированной многоуровневой модели прогнозирования временных рядов (ИММП) и модели принятия торговых решений на рынке (МПТР), а также оценка их эффективности.

Интегрированная многоуровневая модель прогнозирования

Интегрированная многоуровневая модель может сочетать в себе большое количество разнотипных моделей прогнозирования, качество работы которых оценивается в каждой точке временного ряда. Рассмотрим алгоритм построения интегрированной многоуровневой модели прогнозирования (ИММП).

Предположим, что каким-то образом уже построено множество I_{PS} моделей прогнозирования $M_1, M_2,\ldots,M_k$, каждой из которых соответствует общий набор параметров, назовем его общим или программным. В данной работе была построена ИММП на основе комплекса адаптивных полиномиальных моделей, а именно: моделей простого экспоненциального сглаживания Брауна и адаптивного экспоненциального сглаживания Тригга-Лича с контрольным скользящим сигналом. Рассматривались модели нулевого, первого и второго порядков. Здесь в общем случае принимается гипотеза, что исследуемый процесс является полиномом n-го порядка и с помощью метода экспоненциального сглаживания и прогнозирования можно вычислить коэффициенты предсказывающего полинома через экспоненциальные средние соответствующих порядков [Лукашин, 2003]. Будем считать, что задан механизм адаптации моделей M_i из общего множества I_{PS}, $i=1,2,\ldots,k$, через уточнение их параметров в каждой точке входного ряда в соответствии с погрешностями прогнозов на предыдущих шагах. Отметим, что начальные параметры моделей задаются априорно, исходя из особых характеристик каждой из моделей прогнозирования или рассчитываются на экспериментальном интервале ряда.

На первом шаге по определенному критерию строится подмножество множества I_{PS}, $I_{BS} \subset I_{PS}$. Множество I_{BS} назовем основным или базовым. Основное множество состоит из тех моделей, которые дают наиболее точные прогнозы на исследуемом интервале временного ряда. Одним из таких критериев является D-критерий, который предлагается в работе [Лукашин, 2003]. Согласно этому критерию в каждой фиксированной точке p осуществляется отбор тех моделей, которые удовлетворяют неравенство:

$$D_i(\tau) \le m\, D_{\min}(\tau)\ , \tag{2}$$

где $D_i(\tau) = \dfrac{1}{p-c+1}\sum\limits_{j=0}^{p-c}\left(\hat{z}_\tau^i\left(p-\tau-j\right)-z_{p-j}\right)^2$, τ – период прогноза, т.е. единица времени, на которую делается прогноз, c – период предыстории, $\hat{z}_\tau^i\left(p-\tau-j\right)$ – прогноз, рассчитанный в момент $\left(p-\tau-j\right)$ на τ шагов вперед по модели M_i, $i=\overline{1,k}$, $D_{\min}(\tau)=\min\limits_{i=1,k} D_i(\tau)$, $m \in \mathbb{R}$.

Тогда множество основных моделей будет иметь вид: $I_{BS}=\left\{\grave{I}_{\ i} \in I_{PS} \middle| D_i\left(\tau\right) \le m\, D_{\min}\left(\tau\right), i=\overline{1,k}\right\}$.

В D-критерии нужно выбирать такое значение параметра m, которое бы обеспечивало отбор некоторого числа наиболее точных моделей из общего множества. Можно утверждать, что с увеличением периода прогноза τ нужно увеличивать и параметр m, поскольку увеличиваются погрешности прогноза. Кроме того, следует подчеркнуть тот факт, что в случае среднесрочного прогнозирования, точность прогноза возрастает, если значение m выбирать не фиксированным, а адаптивно определяющемся на интервале, который предварительно оценивается в экспериментальной области временного ряда с учетом изменения периода прогноза τ. Таким образом, в каждой точке ряда формируется множество прогнозов с разным уровнем точности. Специальные методы селекции, такие как (2), позволяют сформировать подмножество моделей I_{BS}, наиболее точных на исследуемом участке временного ряда. Существующая система адаптации моделей к динамике временного ряда обеспечивает их конкуренцию.

На следующем шаге путем селекции или гибридизации моделей из множества I_{BS} строятся адаптивные комбинированные модели селективного и гибридного типов. Прогноз адаптивной комбинированной модели гибридного типа рассчитывается как свертка прогнозов, которые являются результатом работы моделей из основного множества. В работе [Лукашин, 2003] веса прогнозов предлагается выбирать адаптивными, обратно пропорциональными величине B_t, которая рассчитывается по формуле (3). Работа комбинированных моделей селективного типа заключается в отборе из основной множества одной модели. Этот отбор реализуется на основе определенного критерия селекции. Параметры селективной модели имеют адаптивный характер. Например, в работе [Лукашин, 2003] предлагается, так называемый, B-критерий, который задается по формуле:

$$B_t = (1-\alpha_B)B_{t-1} + \alpha_B e_\tau^2(t-\tau)\ , \tag{3}$$

где $0 < \alpha_B \le 1$ – параметр сглаживания, а $e_\tau\left(t-\tau\right)$ – погрешность прогноза, который выполняется в момент $\left(t-\tau\right)$ на τ шагов вперед.

В данной работе используется R-критерий отбора, суть которого заключается во введении коэффициентов λ_i для каждой модели из общего множества, $M_i \in I_{PS}$, $i=\overline{1,k}$. Пусть z_p – последняя текущая точка временного ряда (1). Осуществим выбор моделей в данной точке. Для этого рассмотрим интервал $\left[p-c, p\right]$, где c – период предыстории. В каждой точке этого интервала осуществляется отбор наиболее точных моделей за D-критерием и если i-вая модель попадает в основное множество, то соответствующий ей коэффициент λ_i возрастает на единицу. Модель, коэффициент которой в момент p оказался максимальным, выбирается для расчета прогноза по адаптивной комбинированной модели. Если же существуют несколько моделей с одинаковыми максимальными коэффициентами, то выбирается та из них, которая получила прирост коэффициента позже остальных. При переходе к очередному интервалу $\left[p-c+1, p+1\right]$ все коэффициенты λ_i, $i=\overline{1,k}$, обнуляются и их расчет начинается сначала.

Использование представленного критерия, а также адаптация значения m в D-критерии (2) увеличивает точность прогнозирования по сравнению с другими подходами [Берзлев, 2011].

Важной проблемой в задаче прогнозирования является построение модели, которая бы адекватно отражала динамику временного ряда. Сложность анализа именно финансовых временных рядов связана с наличием большого количества динамических связей, а также влияния внешних факторов, которые могут определенным образом изменить структуру этих связей. Тем не менее, используя результаты работы реализованных моделей прогнозирования и адаптируя наборы параметров каждой из этих моделей к динамике ряда, можно построить эффективную модель принятия решений на рынке.

Построение модели принятия решений для торговли на валютном рынке

Под моделью принятия торговых решений будем понимать совокупность технических инструментов и правил, которыми пользуется трейдер в работе на валютном рынке. Важными составляющими модели являются стратегии нахождения точек разворота и определения моментов входа в рынок и выхода из него. Ниже предлагается модель принятия торговых решений, основанная на интегративной многоуровневой модели прогнозирования.

На первом шаге реализуем включенные в основное множество модели прогнозирования на экспериментальном интервале временного ряда, производим адаптацию параметров в каждой точке. В общее множество включаем адаптивные полиномиальные модели нулевого, первого и второго порядков. Дальше, на основании D-критерия (2) осуществляется формирование основного множества моделей. На следующем этапе реализуются адаптивная гибридная и комбинированная селективная модели на основании определенных критериев селекции, например (3). На следующем шаге формируется множество $\tilde{I}_{\hat{A}S}$, которое состоит из моделей основного множества, а также моделей высших уровней, в частности адаптивных комбинированных моделей гибридного и селективного типов. Пусть $\hat{z}_p^j(n)$ – прогноз, который рассчитывается в точке n на p шагов вперед на основании j-й модели из множества $\tilde{I}_{\hat{A}S}$, где $p=\overline{1,\mu}$, $j=\overline{1,q}$, μ – горизонт прогнозирования, т.е. число периодов в будущем, которые покрывает прогноз, q - мощность множества $\tilde{I}_{BS}$. Для каждой модели прогнозирования поставим в соответствие погрешности:

$$\mathrm{E}_j^p=\frac{1}{l}\sum_{i=n-l+1}^{n}\left(1-\frac{\left|\hat{z}_p^j(i)-z_{i+p}\right|}{z_{i+p}}\right). \tag{4}$$

Оптимальным прогнозом $\hat{z}_p^*(n)$ для каждого фиксированного $p=\overline{1,\mu}$ будем считать прогноз, который реализуется той моделью из множества $\tilde{I}_{\hat{A}S}$, которая максимизирует выражение (4), $\max\limits_j \mathrm{E}_j^p$, $j=\overline{1,q}$, l – период предыстории, $l=const$. Расчет оптимальных прогнозов можно осуществлять и другими способами, например, используя свертку прогнозов.

Предложенная МПТР находит моменты входа на рынок и выхода из него таким образом:

- если трейдер находится в долгой позиции, предлагается закрывать текущую позицию в точке z_n, когда для каждого $p=\overline{1,\mu}$,

$$z_n>\hat{z}_p^*(n); \tag{5}$$

- если трейдер находится в короткой позиции, предлагается закрывать позицию в точке z_n, если для всех $p=\overline{1,\mu}$ выполняется условие

$$z_n < \hat{z}_p^*(n). \qquad (6)$$

Расчет погрешностей по формуле (4) можно производить в каждой точке временного ряда или периодически с определенным интервалом.

Построение коэффициентов накопления для оценки качества модели принятия торговых решений на рынке

Пусть на основе некоторой модели определяются точки разворота временного ряда (например, используя условия (5)-(6)). При открытии или закрытии в данных точках позиций изменяется первоначальная величина денежных или товарных запасов трейдера с S^0 на S^1. Тогда $S^1 = NS^0$ или $N=\frac{S^1}{S^0}$, где N – коэффициент накопления. Если $N>1$, то капитал увеличился, если же $N<1$ – уменьшился.

Для определения абсолютной оценки качества принимаемых решений на фиксированном временном ряде предлагается алгоритм, который заключается в определении коэффициента накопления N, путем выполнения в каждой точке максимума операций продажи, а в точках минимума операций покупки наиболее эффективным образом.

Точками покупки и продажи будем считать моменты открытия и закрытия позиций на покупку и соответственно продажу. В данной работе предлагается алгоритм определения точек покупки и продажи при помощи скользящего выбора трех последовательных точек из временного ряда (1) и определении относительно второй точки, назовем ее значимой, знаков правой и левой разностей (определения (1)-(3)). В этом случае справа и слева от значимой точки размещено по одной разности, поэтому этот метод поиска точек покупки и продажи назовем алгоритмом $Q(1,1)$. Понятно, что в этом случае точки покупки будут совпадать с точками минимума, а точки продаж с точками максимума. Значимые точки ряда в свою очередь можно считать точками разворота рынка.

Рассмотрим временной ряд (1). Пусть с помощью алгоритма $Q(1,1)$ выбираются значимые точки этого ряда, т.е. точки минимума и точки максимума. Обозначим все точки минимума или покупок через $\widehat{z}_1, \widehat{z}_2, \ldots, \widehat{z}_r$, а все точки максимума или продаж через $\breve{z}_1, \breve{z}_2, \ldots, \breve{z}_r$. Приведем пример: пусть для временного ряда (1) $Z=(z_0, z_1, \ldots, z_n)$ с помощью алгоритма $Q(1,1)$ было определено, что в точке z_2 нужно открыть позицию на покупку, а в точке z_5 – закрыть позицию продажей. Тогда z_2 будем считать первой точкой покупки и запишем $\widehat{z}_1 = z_2$, а z_5 будем считать первой точкой продажи и запишем $\breve{z}_1 = z_5$. Таким образом, с помощью алгоритма $Q(1,1)$ образуются пары операций покупки-продажи $(\widehat{z}_k, \breve{z}_k)$, $k=1,2,\ldots,r$, r – количество точек покупки или продажи.

Если $\widehat{z}_k = z_i$ – точки покупки, а $\breve{z}_k = z_j$ – точки продажи для ряда $Z=(z_0, z_1, \ldots, z_n)$, $i<j$, $i=0,1,\ldots,n$, $j=0,1,\ldots,n$, $k=1,2,\ldots,r$, тогда

$$S^r = S^0\left(1+\frac{\breve{z}_1-\widehat{z}_1}{\widehat{z}_1}\right)\left(1+\frac{\breve{z}_2-\widehat{z}_2}{\widehat{z}_2}\right)\cdot\ldots\cdot\left(1+\frac{\breve{z}_r-\widehat{z}_r}{\widehat{z}_r}\right) = S^0\,\frac{\breve{z}_1}{\widehat{z}_1}\,\frac{\breve{z}_2}{\widehat{z}_2}\cdot\ldots\cdot\frac{\breve{z}_r}{\widehat{z}_r}$$

и коэффициент накопления определяется так:

$$N = \frac{\breve{z}_1 \breve{z}_2 \dots \breve{z}_r}{\hat{z}_1 \hat{z}_2 \dots \hat{z}_r} = \prod_{k=1}^{r} \frac{\breve{z}_k}{\hat{z}_k}. \tag{7}$$

где в числителе $\breve{z}_1, \breve{z}_2, \dots, \breve{z}_r$ – цены продаж, а в знаменателе $\hat{z}_1, \hat{z}_2, \dots, \hat{z}_r$ – цены покупок.

Абсолютным потенциалом ряда называется такое число N (7), где $\breve{z}_1, \breve{z}_2, \dots, \breve{z}_r$ – все точки максимума, а $\hat{z}_1, \hat{z}_2, \dots, \hat{z}_r$ – все точки минимума, которые находятся с помощью алгоритма $Q(1,1)$.

С помощью рассмотренной в предыдущем параграфе МПТР тоже находятся точки покупки и продажи (условия (5)-(6)). МПТР может быть построена не только на основе введенных условий (5)-(6). Могут быть разработаны другие условия определения точек разворота. Если считать $\breve{z}_1, \breve{z}_2, \dots, \breve{z}_r$ – точками продажи, а $\hat{z}_1, \hat{z}_2, \dots, \hat{z}_r$ – точками покупки, которые определяются на основе некоторой МПТР, тогда (7) будет называться коэффициентом накопления этой МПТР.

Пусть рассматривается две МПТР A_1 и A_2, по каждой из которых получены коэффициенты накопления, обозначим их через N^{A_1} и N^{A_2} соответственно, то эффективность этих МПТР можно сравнить по следующим формулам: $\Phi(A_1, A_2) = \frac{N^{A_1}}{N^{A_2}}$ или $F(A_1, A_2) = \frac{N^{A_1}}{N^{A_2}} \cdot 100\ \%$.

Определение 1. Разностным рядом или рядом приростов временного ряда (1) будем называть ряд $\Delta z_0, \Delta z_1, \dots \Delta z_{n-1}$, где $\Delta z_i = \Delta z_{i+1} - \Delta z_i$, $i = 1, 2, \dots, n-1$.

Определение 2. Точка максимума $\breve{z}_k$ алгоритма $Q(1,1)$ абсолютного потенциала ряда – это такая точка временного ряда (1), что $\hat{z}_k = z_i$ и правая разность $\Delta z_i < 0$, а левая разность $\Delta z_{i-1} > 0$, $k = 1, 2, \dots, r$.

Определение 3. Точка минимума $\hat{z}_k$ алгоритма $Q(1,1)$ абсолютного потенциала ряда – это такая точка временного ряда (1), что $\hat{z}_k = z_i$ и правая разность $\Delta z_i > 0$, а левая разность $\Delta z_{i-1} < 0$, $k = 1, 2, \dots, r$.

Определение 4. Абсолютным потенциалом ряда называется показатель, который рассчитывается по формуле (7), где точка покупки $\hat{z}_k$ будет точкой минимума алгоритма $Q(1,1)$, а точка продажи $\breve{z}_k$ будет точкой максимума алгоритма $Q(1,1)$, $k = 1, 2, \dots, r$.

Определение 5. Элементы справа от значимой точки называются правым плечом значимой точки ряда.

Определение 6. Элементы слева от значимой точки называются левым плечом значимой точки ряда.

Определение 7. Количество разниц справа (слева) от значимой точки или количество элементов ряда справа (слева) от значимой точки называется длиной правого (левого) плеча.

Абсолютный потенциал ряда показывает максимальную теоретическую прибыль, которую невозможно превзойти.

Обобщим алгоритм $Q(1,1)$ на $Q(\alpha, \beta)$ и соответственно понятия.

Определение 1'. Точкой минимума $\hat{z}_k$ алгоритма $Q(\alpha, \beta)$ называется такая точка временного ряда (1), что если $\hat{z}_k = z_i$, $k = 1, \dots, r$, все правые разницы $\Delta z_{i+j-1} > 0$ для всех $j = \overline{1, \beta}$, а все левые разницы $\Delta z_{i-j} < 0$, $j = \overline{1, \alpha}$.

Определение 2'. Точкой максимума $\breve{z}_k$ алгоритма $Q(\alpha, \beta)$ называется такая точка временного ряда (1), что если $\breve{z}_k = z_i$, $k = 1, \dots, r$, все правые разницы $\Delta z_{i+j-1} < 0$ для всех $j = \overline{1, \beta}$, а все левые разницы

$\Delta z_{i-j} > 0$, $j = \overline{1,\alpha}$.

Длина правого плеча в алгоритме $Q(\alpha,\beta)$ равна β, а длина левого плеча равна α. Поэтому этот алгоритм будем также называть Q-стратегией с плечами α и β.

В условиях реального рынка, очевидно, значимые точки, которые находятся с помощью алгоритма $Q(\alpha,\beta)$, могут использоваться МПТР, как точки покупки и продажи. Если трейдер, который использует алгоритм $Q(\alpha,\beta)$ для поиска точек покупки и продажи и не пользуется моделями прогнозирования, то операции покупки и продажи он делает в последней точке правого плеча. Решение опаздывает на β шагов по сравнению с абсолютным алгоритмом.

Определение 3'. Алгоритм $Q(\alpha,\beta)$, точки покупки и продажи которого учитываются со смещением вправо от значимых точек на длину правого плеча, назовем алгоритмом $\tilde{Q}(\alpha,\beta)$.

В результате смещения, потенциал ряда резко уменьшается. МПТР, которая описана выше (условия (5)-(6)), позволяет определить появление точек разворота на более ранних шагах.

Для того чтобы оценить качество некоторой МПТР на определенном ряде (1), рассчитаем в каждой его точке потенциал, точки покупки и продажи которого определяются по алгоритму $Q(\alpha,\beta)$. Сформируем временной ряд из потенциалов $\nabla = (N_1, N_2, \ldots, N_n)$, N_i – значение потенциала ряда в момент i, $i = \overline{1,n}$. Если значимые точки будем искать по алгоритму $\tilde{Q}(\alpha,\beta)$, то временной ряд потенциалов обозначим через $\tilde{\nabla} = (\tilde{N}_1, \tilde{N}_2, \ldots, \tilde{N}_n)$. Для α и β равных единице, график ряда ∇ показывает максимальную теоретическую прибыль, а следовательно является верхней асимптотой, которую невозможно превзойти, но к которой нужно стремиться. График ряда $\tilde{\nabla}$ определяет нижнюю асимптоту, то есть коэффициент накопления в отсутствии прогноза. Остается построить график временного ряда коэффициентов накопления исследуемой МПТР $\nabla^* = (N^*_1, N^*_2, \ldots, N^*_n)$ и сравнить его с асимптотами.

Пусть $T_1, T_2, \ldots, T_h$ – некоторые МПТР, каждой из которых соответствует определенные условия нахождения точек покупок и продаж. Обозначим через $\hat{z}_1^d, \hat{z}_2^d, \ldots, \hat{z}_{r_d}^d$ точки покупки, а через $\breve{z}_1^d, \breve{z}_2^d, \ldots, \breve{z}_{r_d}^d$ точки продаж, которые определяются d-ой МПТР, r_d – количество точек покупки или продажи d-ой МПТР, $d = 1, 2, \ldots, h$, тогда коэффициент накопления N^d d-ой МПТР определяется по формуле:

$$N^d = \frac{\breve{z}_1^d \breve{z}_2^d \ldots \breve{z}_{r_d}^d}{\hat{z}_1^d \hat{z}_2^d \ldots \hat{z}_{r_d}^d} = \prod_{i=1}^{r_d} \frac{\breve{z}_i^d}{\hat{z}_i^d}. \tag{8}$$

Если $N^{Q(\alpha,\beta)}$ – потенциал ряда, значимые точки которого находятся по алгоритму $Q(\alpha,\beta)$, r – количество точек покупки или продажи потенциала, то эффективность d-ой МПТР определяется по формуле:

$$F(T_d, Q(\alpha,\beta)) = \frac{N^d}{N^{Q(\alpha,\beta)}} \cdot 100\% = \frac{\breve{z}_1^d \breve{z}_2^d \ldots \breve{z}_{r_d}^d}{\hat{z}_1^d \hat{z}_2^d \ldots \hat{z}_{r_d}^d} \cdot \frac{\hat{z}_1 \hat{z}_2 \ldots \hat{z}_r}{\breve{z}_1 \breve{z}_2 \ldots \breve{z}_r} \cdot 100\% = \prod_{i=1}^{r_d} \frac{\breve{z}_i^d}{\hat{z}_i^d} \cdot \prod_{j=1}^{r} \frac{\hat{z}_i}{\breve{z}_i} \cdot 100\%.$$

Средний потенциал ряда по алгоритму $Q(\alpha,\beta)$ на одну операцию покупки-продажи рассчитывается так:

$$\overline{N}^{Q(\alpha,\beta)} = \frac{1}{2r-1}\prod_{k=1}^{r}\frac{\breve{z}_k}{\widehat{z}_k} \quad (9)$$

Среднее накопление в пересчете на одну операцию покупка-продажа d -ой МПТР:

$$\overline{N}^{d} = \frac{1}{2r_d-1}\prod_{k=1}^{r_d}\frac{\breve{z}_k}{\widehat{z}_k}, \quad (10)$$

Тогда эффективность d -ой МПТР можно определить и относительно среднего накопления и среднего потенциала ряда:

$$\overline{F}\left(T_d, Q\left(\alpha,\beta\right)\right) = \frac{\overline{N}^{d}}{\overline{N}^{Q(\alpha,\beta)}}\cdot 100\% = \frac{2r-1}{2r_d-1}\prod_{i=1}^{r_d}\frac{\breve{z}_i^{d}}{\widehat{z}_i^{d}}\cdot\prod_{j=1}^{r}\frac{\widehat{z}_i}{\breve{z}_i}\cdot 100\% \quad (11)$$

МПТР оценивается с помощью формул (7)-(11).

Для иллюстрации эффективности предложенной методики использованы следующие данные: ряды курсов валют EUR-USD, EUR-GBP, EUR-JPY. Каждый ряд имеет по 3000 измерений. Были рассчитаны потенциалы этих рядов, точки покупки и продажи которых получены с помощью Q -стратегий с плечами α и β (верхняя асимптота). Абсолютный потенциал рядов равен: для ряда EUR-USD – 166,86, для ряда EUR-GBP – 30,76, EUR-JPY – 251,59 . Потенциал каждого из рядов падает с увеличением длины плеч. Например, потенциалы указанных трех рядов, значимые точки которых находятся по алгоритму $Q(2,2)$, равны 6,76; 3,43; 6,41 соответственно. Потенциалы для алгоритма $Q(3,3)$ равны 1,78; 1,43; 1,93 соответственно. Количество значимых точек уменьшается с увеличением длины плеч Q -стратегий. Используя для определения потенциалов алгоритм $\tilde{Q}(\alpha,\beta)$, получаем следующие результаты для трех рядов соответственно: 1,02; 1,04; 1,10. Количество значимых точек с увеличением длины плеч уменьшается, однако среднее накопление увеличивается.

Для оценки эффективности схемы прогнозирования и принятия решений была построена интегративная многоуровневая модель прогнозирования, в общее множество которой были включены адаптивные полиномиальные модели (адаптивные модели экспоненциального сглаживания Брауна, Тригга-Лича разных порядков [Vercellis, 2009], [Лукашин, 2003]). В расширенное множество при построении модели принятия торговых решений, кроме указанных моделей, были включены также комбинированные модели гибридного и селективного типов (селекция осуществлялась по R-, B-критериями и т.д.). Детальнее о принципах построения ИММП и о моделях, которые она включает описано в работе [Берзлев, 2011]. Расчет коэффициентов накопления каждой из моделей в отдельности показал, что коэффициенты накопления комбинированных моделей ИММП (они составляют для ряда EUR-USD – 3,49, для ряда EUR-GBP – 2,23, EUR-JPY – 3.86) более чем в два раза превосходят коэффициенты накопления моделей низшего уровня (в зависимости от моделей, они составляют от 1,1 до 1,3 для указанных рядов).

Заключение

В работе определен специальный метод построения и оценки модели принятия торговых решений на рынке. Построена интегрированная многоуровневая модель прогнозирования временных рядов, как составная часть схемы прогнозирования и принятия решений на основании комбинированных моделей селективного и гибридного типов и адаптивных полиномиальных моделей. Сформулированы собственные модификации критериев селекции, которые позволяют строить более точные модели высшего уровня. Предложена модель принятия торговых решений на рынке, которая базируется на интегративной многоуровневой модели прогнозирования. Также предложено универсальный метод оценки качества модели принятия торговых решений, в основе которого лежит сравнение коэффициентов накопления МПТР и потенциалов, в частности абсолютного потенциала ряда на котором реализуется МПТР. Зная максимальную теоретическую прибыль, получаемая на данном ряде и которую невозможно превзойти, можно оценить потенциальные прибыли конкретной модели принятия торговых решений.

В дальнейшем, в целях увеличения коэффициента накопления, предполагается построить более мощные схемы прогнозирования и принятия решений.

Благодарности

Работа опубликована при финансовой поддержке проекта ITHEA XXI Института информационных теорий и приложений FOI ITHEA Болгария www.ithea.org и Ассоциации создателей и пользователей интеллектуальных систем ADUIS Украина www.aduis.com.ua.

Автор благодарен д. т.н., проф. Волошину А.Ф., к. т.н., доц. Маляру Н.Н и к. ф.-м. н., доц. Николенку В.В. за консультации при написании статьи.

Список литературы

[[Берзлев, 2009] Берзлев А.Ю., Маляр Н.Н., Николенко В.В. Многоуровневые адаптивные модели в задачах прогнозирования // Науч. вестник Ужгород. ун-та. Серия матем. и инф. – 2009. – Вып. 19. – С. 4-10. (укр. яз.).

[Берзлев, Маляр, 2011] Берзлев А.Ю., Маляр М.М., Николенко В.В. Адаптивные комбинированные модели прогнозирования биржевых показателей // Вестник Черкасского гос. технолог. ун-та. Серая: технические науки. – 2011. – № 1. – С. 50-54. (укр. яз.).

[Берзлев, 2011] Берзлев А.Ю., Маляр Н.Н., Николенко В.В. Методы прогнозирования для принятия эффективных решений в многоуровневых моделях // Науч. вестник Ужгород. ун-та. Серия матем. и информатика. – 2011. – Вып. 22. – С. 18-25. (укр. яз.).

[Бокс, Дженкинс, 1974] Бокс Дж., Дженкинс Г.М. Анализ временных рядов, прогноз и управление. – М.: Мир, 1974. – 406 с.

[Лукашин, 2003] Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: Учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2003.– 416 с.

[Чубукова, 2006] Чубукова И. А. Data Mining: Учебное пособие /И.А. Чубукова. — М.: Интернет-университет Информационных Технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. — 382 с.

[Stevenson, 1985] Stevenson, William J. Business Statistics: Concept and Application. 2nd ed. New York: Harper & Row, 1985. – 637 p.

[Vercellis, 2009] Vercellis, Carlo. Business intelligence: data mining and optimization for decision making. – John Wiley & Sons, Ltd., Publication, 2009. – 417 p.

Сведения об авторах

Берзлев Александр Юрьевич *– аспирант, ГВУЗ «Ужгородский национальный университет», математический факультет, e-mail: berzlev@gmail.com.*