

ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ МППО НА ПРИМЕРЕ РАЗРАБОТКИ ТОРГОВОЙ СТРАТЕГИИ ДЛЯ РЫНКА FOREX

1. Введение

В настоящей статье рассмотрено практическое применение метода прогнозирования с показателем определенности на примере задачи разработки формальной модели торговой стратегии для рынка FOREX. Демонстрируется использование показателя определенности, описана формальная процедура определения шкалы значимости этой качественной оценки прогноза. На примере прогнозирования тренда курса пары валют приведены количественные расчеты эффективности использования показателя определенности.

2. Метод прогнозирования с показателем определенности (МППО)

Индуктивные методы прогнозирования (такие как нечеткий метод группового учета аргументов (НМГУА), нейронные сети (НС)) не приспособлены для обучения на больших выборках. Как правило для построения модели НМГУА берутся последние N точек имеющихся фактических данных, где N – экспериментально установленный размер окна, дающий в результате аппроксимации наиболее адекватную для прогнозирования модель. В случае превышения N , структура получаемых моделей резко усложняется и ошибка прогноза также быстро возрастает. Таким образом упомянутые методы не способны использовать для обучения всю предысторию временного ряда, и большая часть накопленных знаний не используется. Та же проблема существует и с нейронными сетями, в которых с определенного момента предыдущие знания начинают вытесняться новыми поступающими фактами (эффект забывания).

МППО предлагает способ снять перечисленные ограничения и использовать предысторию для улучшения прогнозирующих характеристик базового метода (НМГУА, НС и т.д.), а также дополнительно предоставляет качественную оценку рассчитанному прогнозу (показатель определенности). В основу метода положено 3 принципа:

1. скользящего окна

2. образной памяти

3. суперпозиции

Принцип скользящего окна позволяет базовому методу обучаться на выборках оптимальной для него длины. За $T - W$ итераций (где T – длина обучающей выборки; W – размер окна, $T > W$) обрабатывается вся выборка. В результате получается некоторое множество N построенных с помощью базового метода интервальных моделей, причем $0 < N \leq T - W$. Полученные модели можно рассматривать как шаблоны поведения временного ряда на отдельных его участках (образы). При прогнозировании метод пытается найти в памяти аналогии с поведением временного ряда на последнем временном отрезке (окне), непосредственно предшествующем прогнозируемой точке. Полученное множество моделей, способных аппроксимировать последнее окно в рамках заданной погрешности, составляют множество альтернатив A . Если $A = 0$, то для такого окна строится новая интервальная модель средствами базового метода (единственная альтернатива, $A = 1$). Прогноз представляет собой линейную комбинацию прогнозов по интервальным моделям, из числа A . Факторы, влияющие на прогнозное значение и показатель его определенности, включают величину A , накопленную статистику по рейтингам повторяемости и ошибкам прогнозирования интервальных моделей, ошибки аппроксимации моделями текущего окна, критерий несмещенности и др.. т.н. частные показатели. Общий вид формулы для расчета показателя определенности в прогнозируемой точке $i \in (W, T]$ следующий:

$$D_i = \frac{1}{\sum_v d_b} \sum_b d_b D_{bi},$$

где D_{bi} – частный показатель определенности из фиксированного числа B частных показателей определенности;

d_b – вес частного показателя определенности (внешний параметр метода, константа).

Каждый из частных показателей D_{bi} , в свою очередь, вычисляется на основании характеристик найденного множества моделей-альтернатив для окна, непосредственно предшествующего точке i .

$$D_{bi} = \frac{1}{\sum_m r_m} \sum_m r_m D_{mbi},$$

где D_{mbi} – частный показатель определенности, рассчитанный для модели-альтернативы m ;

r_m – рейтинг повторяемости модели m , отражающий то, как часто модель m попадала во множество альтернатив при расчетах прогнозных значений в предшествующих точках.

Прогнозное значение рассчитывается как взвешенная свертка прогнозов по найденным альтернативам:

$$P_i = \frac{1}{\sum_m q_{mi}} \sum_m q_{mi} P_{mi},$$

где P_{mi} – прогнозируемое значение в точке i , рассчитанное по модели m ;

q_{mi} – вес прогнозного значения по модели m , рассчитываемый на основании ее частных показателей определенности:

$$q_{mi} = \frac{1}{\sum_b d_b} \sum_b d_b D_{bmi}.$$

Подробное описание метода можно найти в [1].

3. Постановка задачи торговой стратегии (ТС) в общем виде

Задано множество исходных данных (обучающая выборка): множество векторов входных переменных $\{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_M\}$ и соответствующих им значений выходной переменной $\{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_M\}$, где i – порядковый номер точки наблюдения; M – число точек наблюдения; $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN}\}$ – набор лаговых переменных, изменений курса пары валют (приращений) на N предыдущих точках наблюдения; y_i – фактическое изменение курса пары валют в точке i . Требуется на основании наблюдаемых данных построить модель зависимости выходной переменной от вектора входных переменных $Y_i = Y(X_i)$, а также модель управляющих решений $T_i = T(Y_i)$, где T_i – действие, рекомендуемое по отношению к

паре валют, которое может принимать значения: -1 (продавать, курс пары валют будет снижаться), 1 (покупать, курс пары валют будет повышаться), 0 (никаких действий). Фактическое значение t_i выражается как:

$$t_i = \begin{cases} -1, & \text{если } y_i < 0; \\ 1, & \text{если } y_i > 0; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

4. Роль и место МППО в модели ТС

Используя исходные данные, МППО способен построить модель $Y_i = Y(X_i)$, адекватную наблюдаемым данным. Метод также предоставляет качественную оценку, характеризующую уверенность в сделанном прогнозе, – показатель определенности $D_i = D(X_i)$, условно нормализованный к диапазону $[0;1]$, $D_i \in [0;1]$, но не дается никаких указаний по использованию этой оценки. В зависимости от различных характеристик временного ряда (таких как полнота входных переменных, волатильность и др.) шкала значимости этой качественной оценки будет отличаться. Более того, со временем эта шкала требует пересмотра и корректировки. Для получения формальной модели ТС, нужно установить рабочий уровень показателя определенности (РУПО), – некоторое значение, по достижению которого прогноз будет считаться надежным. Поиск значения РУПО является отдельной подзадачей, рассматриваемой в разделах 6 и 7. Пока, допустив наличие определенного РУПО, выразим T следующим образом:

$$T_i \in \text{MHO} = \begin{cases} -1, & \text{если } Y_i < 0 \wedge D_i \geq D^w; \\ 1D & D_i > 0 \wedge D_i \geq D^w; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (0.1)$$

где $D^w \in [0;1]$ – значение РУПО.

5. Оценка эффективности ТС: моделирование выигрышей/проигрышей

Будем называть точку, в которой $T_i \neq 0$, стратегической точкой. Рассчитаем эффективность Z_i для предлагаемого действия T_i в такой точке:

$$Z_i = T_i t_i |y_i|. \quad (0.2)$$

Таким образом, эффективность измеряется в курсовых единицах и отражает сумму выиг-

рышей/проигрышей по обоим трендам: восходящему и нисходящему. Эффективность ТС на участке $i = [1..M]$ оценивается как:

$$Z = \sum_i^M Z_i \quad (0.3)$$

6. Определение РУПО

Зависимость Z от D^w не имеет аналитического выражения, поэтому предлагается разбить диапазон допустимых значений $D^w [0;1]$ на K равных подмножеств, и, принимая верхнюю границу каждого подмножества в качестве РУПО, рассчитать общую эффективность для каждого случая (Z_k) на некоторой обучающей выборке (обычно непосредственно предшествующей рабочему периоду). Так получаем табличную функцию искомой зависимости.

В простейшем случае для работы выбирается РУПО, показавший максимальную эффективность:

$$D^w \in \underset{\max}{D^w} \text{действующий } Z \quad \max_k Z = \max_k \quad (0.4)$$

7. Определение стратегических точек

Определение РУПО, само по себе, является частью более сложной задачи, а именно задачи определения стратегических точек (т.е. таких для которых $T_i \neq 0$), решение которой дает модель $T_i = T(Y_i)$.

В некоторых задачах доступны дополнительные качественные оценки, которые также важно учитывать наравне с РУПО. В случае прогнозирования курсов валют, такой оценкой является абсолютная величина прогнозируемого отклонения $|Y_i|$, поскольку она характеризует силу тренда. Прогноз определенного незначительного отклонения ($|Y_i| < Y^w \wedge D_i > D^w$) при прочих равных условиях более рискован чем прогноз значительного отклонения ($|Y_i| > Y^w \wedge D_i > D^w$). Включим эту оценку в модель T . После адаптации (0.1), модель T принимает конечный вид:

$$T \in \begin{cases} -1, \text{ если } Y_i < 0 \wedge D_i \geq D^w \wedge |Y_i| \geq Y^w; \\ Y, \text{ если } D_i \geq Y^w \wedge |Y_i| \geq Y^w; \\ 0, \text{ иначе.} \end{cases} \quad (0.5)$$

Это изменение затрагивает расчет максимальной эффективности Z_{\max} на обучающей

выборке, которая теперь является ф-ей двух аргументов: D^w и Y^w . Вместо (0.4) теперь будем использовать:

$$\begin{aligned} D^w \in \underset{\max}{D^w} \text{действующий } Z & \quad \max_{k,l} Z = \max_{k,l} \\ Y^w \in \underset{\max}{Y^w} \text{действующий } Z & \quad \max_{k,l} Z = \max_{k,l} \end{aligned} \quad (0.6)$$

где k – индекс значения-кандидата D^w ; l – индекс значения-кандидата Y^w .

Как и в случае D^w , для Y^w существует проблема сбалансированности между рискованностью и доходностью, ведь прогнозов с определенностью в районе единицы исключительно мало, а величина прогнозируемого колебания может никогда не превысить заданного Y^w . Рассмотрим пример вида зависимости $Z(D_k^w, Y_l^w)$ построенной на основании обучающей выборки (взято из расчетов проведенного исследования для пары USD/CHF):

Как видно из графика (проекция 1), подтверждается гипотеза о том, что при низких значениях Y^w эффективность падает, особенно это заметно при низких значениях D^w . При $D^w = 0 \wedge Y^w = 0$ эффективность соответствует той, которая была бы при отсутствии качественных оценок, здесь она принимает отрицательное значение, т.е. сумма проигрышей перекрывает сумму выигрышей.

Проекция 2 того же графика подтверждает другую гипотезу, а именно, о балансе между надежностью и доходностью. По мере роста значений D_k^w Z_{kl} при любых Y_l^w демонстрирует одну и ту же тенденцию, – сперва резкий скачок, затем плавное снижение до 0, вызванное уменьшением общего кол-ва стратегических точек ($T_i \neq 0$). В данном случае, ТС имела бы эффективность близкую к нулевой уже при $D^w = 0,21$, что существенно меньше максимально возможного значения, 1, тогда как максимальные значения Z_{kl} приходятся на $D_k^w \in [0,02; 0,05]$, т.е. близких к нулю. Все это говорит о достаточно высокой волатильности прогнозируемости ряда, слабой корреляции выходной и управляющих переменных. Также стоит отметить здесь высокую чувствительность Z к малейшим изменениям D^w в диапазоне $[0; D_{\max}^w]$ и, наоборот, слабую для D^w в диапазоне $[D_{\max}^w; 1]$.

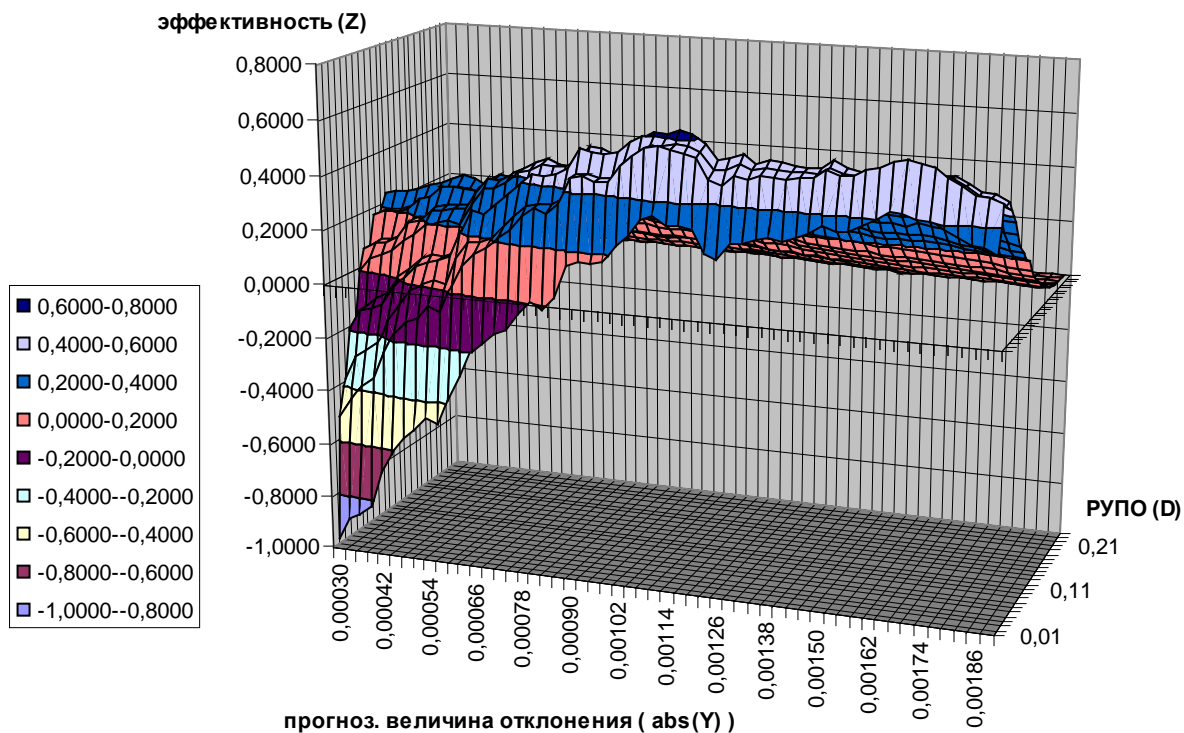


Рис. 1. Пример графика зависимости $Z(D_k^w, Y_l^w)$ (проекция 1)

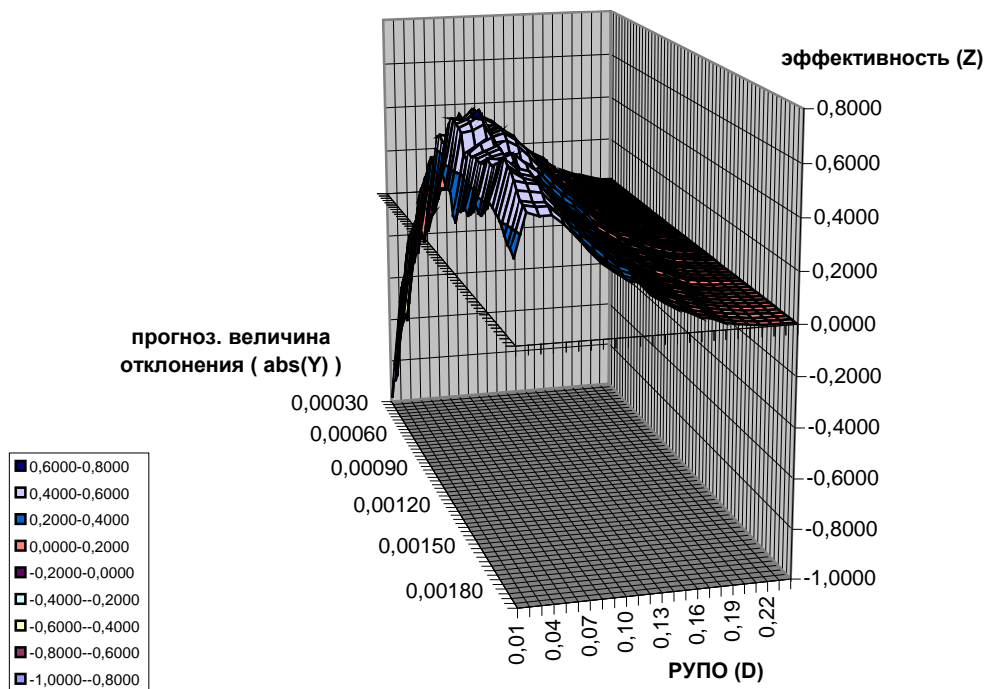


Рис. 2. Пример графика зависимости $Z(D_k^w, Y_l^w)$ (проекция 2)

Процедура определения подходящих значений D^w и Y^w может отличаться от (0.6). Более сложный вариант может включать анализ смежных значений Z , для минимизации риска, т.к. зачастую Z_{\max} , полученные по (0.6), расположен недалеко от места, где график резко «проваливается».

Двумя внешними параметрами этой процедуры являются размер выборки, на которой

подбираются оптимальные значения D^w и Y^w и периодичность их корректировки. И если объективность полученных значений очевидно будет тем выше чем чаще они будут пересчитываться по мере поступления новых фактических данных, то вопрос о размере выборки для расчета остается открытым.

8. Результаты исследования

Исходные данные:

- Пара валют: USD/CHF
- Тайм фрейм: 4 часа
- Общая выборка: 6 полных лет (2001–2006 гг.)
- Рабочая выборка: 5 лет (данные за 1-ый год использовались для начальной настройки параметров D^w и Y^w)

Параметризация:

- МППО использовался в связке с НМГУА для моделирования Y в пределах скользящего окна.
- Параметры НМГУА:
 - кол-во вх. переменных: $N = 6$ содержащих значение курса на пред. N точках.

- размер обучающей выборки: 5 точек (см. тайм фрейм)
- размер проверочной выборки: 6 точек (см. тайм фрейм)
- В качестве модели T использовалась (0.5).
- D^w и Y^w рассчитывались по (0.6) на выборке размером 1 год и пересчитывались в начале каждого года по результатам предыдущего.
- При построении табличной ф-ии $Z(D_k^w, Y_l^w)$ шаг приращения для D^w : $D_{k+1}^w - D_k^w = 0,01$, шаг приращения для Y^w : $Y_{l+1}^w - Y_l^w = 0,00003$.

Результаты:

Табл. 1. Результаты экспериментального исследования ТС

Год	N	Ошибка прогноза тренда (%)	$\overline{Z^{neg}}$ $\times 10^{-4}$	$\overline{Z^{pos}}$ $\times 10^{-4}$	$\frac{Z}{N}$	Z $\times 10^{-4}$	Z_{max} $\times 10^{-4}$	$\frac{Z}{Z_{max}}$ (%)	Z^D $\times 10^{-4}$	Z^Y $\times 10^{-4}$	Z_{GMDH} $\times 10^{-4}$
2001							1698				-2374
2002	326	42	-16	21	2.82	919	1168	79	345	-712	-2534
2003	272	36	-14	21	5.74	1562	1562	100	1003	-1751	-5472
2004	226	37	-12	20	5.08	1148	1474	78	-780	-1660	-6312
2005	212	42	-14	20	2.76	585	866	68	-3040	-267	-5852
2006	162	52	-15	28	2.69	436	660	66	-4418	-229	-6503
2007	53	42	-12	21	4.36	231	287	80	-4244	-389	-5267
AV	209	43	-14	22	3.91	814	1003	78	-1856	-835	-5323

где N – кол-во стратегических точек в году, т.е. таких для которых $T_i \neq 0$;

Z – эффективность ТС за год (рабочие значения D^w и Y^w определялись на основании Z_{max} , рассчитанного на фактических данных предыдущего года);

$\overline{Z^{neg}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Z_i$, $i < 0$ – ср. проигрыш по убыточным сделкам в году;

$\overline{Z^{pos}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M Z_i$, $i > 0$ – ср. выигрыш по прибыльным сделкам в году;

$\frac{Z}{N}$ – средний выигрыш по сделке в году;

НМГУА в каждой точке, т.е. кол-во стратегических точек равно общему кол-ву точек). GMDH – Group Method of Data Handly.

Примечание: результаты Z и Z_{max} учитывают расход на комиссию за торговую сделку

$\frac{Z}{Z_{max}}$ – отношение, показывающее эффективность

априорных значений D^w , Y^w полученных на основании данных за предыдущий год по сравнению с их апостериорными значениями, полученными по результатам года;

Z^D – годовая эффективность для модели T , учитывающей только D^w (Y^w игнорируется);

Z^Y – годовая эффективность для модели T , учитывающей только Y^w (D^w игнорируется);

Z_{GMDH} – годовая эффективность для модели T , игнорирующей критерии D^w , Y^w (соответствует применению базового метода

в размере 3 курсовых ед. для каждой стратегич. точки.

Интерпретация полученных результатов

Полученные результаты подтверждают ценность предоставляемого МППО показателя

определенности сделанного прогноза. Значение $\overline{Z^{pos}}$ по всем годам стабильно больше $\overline{Z^{neg}}$. Что касается процентного отношения ошибок прогноза тренда, то только в 2006 году этот показатель превышает 50%, тем не менее разница между $\overline{Z^{pos}}$ и $\overline{Z^{neg}}$ позволяет достичь за этот год положительной эффективности в 436 курсовых единиц. Z^D , Z^Y , Z_{GMDH} приведены для того, чтобы показать как добавление качественных оценок улучшает результаты.

Значения показателя Z / Z_{max} дают основания полагать, что есть запас увеличения эффективности за счет сокращения периода корректировки параметров D^w , Y^w , и, возможно, изменения размера выборки для поиска наилучших значений.

Среди прочего стоит отметить некоторую корреляцию между N и Z . Практически весь диапазон значений, принимаемых $\frac{Z}{N}$ (за исключением 2003г.) можно описать треугольным нечетким числом (3.9, 1.2). Поэтому несмотря на тенденцию уменьшения N год от

года, что говорит о возрастающей неопределенности временного ряда, средняя прибыль по сделке остается более или менее постоянной.

9. Заключение

На примере задачи построения формальной модели ТС, было продемонстрировано применение показателя определенности, предоставляемого МППО, а также приведены расчеты эффективности полученной модели. Показано значительное преимущество МППО по сравнению с «чистым» НМГУА, который не дает качественных оценок сделанного прогноза.

МППО имеет значительное кол-во параметров, что присуще методам индуктивного моделирования. Процедура настройки и адаптации некоторых из параметров частично поддается формализации. Был приведен пример формальной процедуры определения РУПО. В дальнейшем имеет смысл рассмотреть методы автонстройки значений и других параметров, значения которых сейчас определяются неформальными методами (являются экспертными оценками).

Список литературы

1. *Ткаченко С.В.* Метод прогнозирования с показателем определенности // Системные исследования и прогрессивные технологии. – 2007. – № 2. – С. 131-141.
2. *Зайченко Ю.П., Кебкал О.Г., Крачковский В.Ф.* Нечеткий метод группового учета аргументов и его применение в задачах прогнозирования макроэкономических показателей // Научные вестники НТУУ КПИ, №2, 2000г., с. 18-26.
3. *Зайченко Ю.П.* Основы проектирования интеллектуальных систем. – Киев: Слово, 2004. – 352 с.
4. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – Москва: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.