



**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСОВ ВАЛЮТ ПО
АСТРОНОМИЧЕСКИМ ДАННЫМ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СИСТЕМЫ ИС-
КУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА «ЭЙДОС-
АСТРА»**

**CURRENCY FORECAST ON
ASTRONOMICAL DATA USING THE
ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEM**

Трунев А.П. – к. ф.-м. н., Ph.D.

Alexander Trunev , Ph.D.

Директор, *A&E Trounev IT Consulting, Торонто, Канада*

Director, *A&E Trounev IT Consulting, Toronto, Canada*

Развита модель прогнозирования курсов валют на основе астрономических параметров с использованием системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра»

The currency forecast model based on the astronomical data using the artificial intelligence system is developed

Ключевые слова: АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИЯ, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ, СЕМАНТИЧЕСКИЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ, КУРС ВАЛЮТЫ, ПРОГНОЗ.

Key words: ASTROSOCIOTIPOLOGY, COMPUTATIONAL EXPERIMENT, SEMANTIC INFORMATION MODELS, CURRENCY FORECAST.

Введение

В работах /1-2/ была сформулирована теорема астросоциотипологии, которая устанавливает зависимость функции распределения случайных событий, происходящих на земле от кинематических и динамических параметров нашей планеты при ее движении вокруг Солнца. Одним из следствий этой теоремы является то, что любые непрерывные или дискретные распределения событий по времени при их представлении в зависимости от координат небесных тел содержат когерентные колебания, обусловленные движением небесных тел /3/.

В работе /4/ высказана гипотеза о том, что эти когерентные колебания могут быть использованы для распознавания событий любой природы. Предложена модель прогнозирования курсов валют на основе системы «Эйдос-астра» /5-8/. В настоящей работе исследована модель /4/ и развита новая почасовая и 15-минутная модель прогнозирования курсов валют с использованием астрономических параметров.

Задача о распознавании категорий событий в поле центральных сил

Вообще говоря, каждому моменту времени можно сопоставить множество категорий событий, происходящих в данном месте на нашей (или иной) планете. События могут иметь детерминированную или случайную природу. Чтобы установить характер последовательности событий, можно сопоставить ее с другой последовательностью или совокупностью последовательностей. При этом если эти последовательности являются детерминированными, они могут играть роль времени, отличного от линейного времени Ньютона. Можно сформулировать задачу распознавания категорий событий, используя детерминированные последовательности. Частным случаем этой задачи является распознавания категорий событий по астрономическим данным в астросоциотипологии /4, 6/.

Рассмотрим задачу распознавания категорий по астрономическим данным /9-10/. Итак, имеется множество событий A , которому ставится в соответствие множество категорий C_i . Событием можно считать изменение курсов валют на валютной бирже, а категорией – повышение или понижение курса конкретной валюты. Каждое событие характеризуется моментом времени и географическими координатами места его происхождения. По этим данным можно построить матрицу, содержащую координаты небесных тел, например углы долготы и расстояния. Будем считать, что заданы частотные распределения N_i – число событий, имеющих отношение к данной категории C_i . Отметим, что одно событие может иметь отношение к нескольким категориям.

Определим число случаев реализации данной категории, которое приходится на заданный интервал изменения астрономических параметров, имеем в дискретном случае:

$$N_{ij}(x_j, k) = N_i w(\tilde{x}_j, k) \Delta x, \quad x_j < \tilde{x}_j < x_j + \Delta x$$

$$1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq 2m, \quad k = 1, \dots, k_0 \quad (1)$$

Здесь w – плотность распределения событий вдоль нормированной координаты /1-3/. Нормированная переменная определяется через угловую и радиальную координаты следующим образом:

$$x_{jk} = \begin{cases} \mathcal{G}_j(k) / 2\pi, & 1 \leq j \leq m \\ \frac{r_{\max}(k) - r(k)}{r_{\max}(k) - r_{\min}(k)}, & m + 1 \leq j \leq 2m \end{cases}$$

где r_{\min}, r_{\max} – минимальное и максимальное удаление планеты от центра масс системы, k_0 – число небесных тел, используемых в задаче.

Определим матрицу информативности согласно /6-7/

$$I_{ijk} = \log_2 \frac{N_{ij} / \sum N_{ij}}{\sum_i N_{ij} / \sum_{i,j} N_{ij}}, \quad N_{ij}(x_{jk}) \neq 0$$

$$I_{ijk} = 0, \quad N_{ij}(x_{jk}) = 0,$$

$$\delta I_{jk} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i \left(I_{ijk} - \frac{1}{n} \sum_i I_{ijk} \right)^2}$$

$$1 \leq i \leq n, \quad 1 \leq j \leq 2m, \quad 1 \leq k \leq k_0 \quad (2)$$

Первая величина (2) называется информативность признака, а вторая величина является стандартным отклонением информативности или интегральная информативность (ИИ).

Каждой категории можно сопоставить вектор информативности астрономических параметров размерности $2mk_0$, составленный из элементов матрицы информативности, путем последовательной записи столбцов, соответствующих нормированной координате, в один столбец, т.е.

$$c_{is} = I_{ijk} \Big|_{jk=s}, \quad 1 \leq s \leq 2mk_0 \quad (3)$$

С другой стороны, процесс идентификации и распознавания может рассматриваться как разложение вектора распознаваемого объекта в ряд по векторам категорий (классов распознавания) /7/. Этот вектор, состоящий из единиц и нулей, можно определить по координатам небесных тел, соответствующих дате и месту происхождения события l в виде

$$a_{ls} = \begin{cases} 1, & (j-1)\Delta x \leq x_{jk}(l) \leq j\Delta x, \quad jk = s \\ 0, & 1 \leq s \leq 2mk_0 \end{cases} \quad (4)$$

Таким образом, если нормированная координата небесного тела из данных по объекту исследуемой выборки попадает в заданный интервал, элементу вектора придается значение 1, а во всех остальных случаях – значение 0. Перечисление координат осуществляется последовательно, для каждого небесного тела.

В случае, когда система векторов (3) является полной, можно любой вектор (4) представить в виде линейной комбинации векторов системы (3). Коэффициенты этого разложения будут соответствовать уровню сходства данного события с данной категорией. В случае неполной системы векторов (3) точная процедура заменяется распознаванием. При этом уровень сходства данных события с той или иной категорией можно определить по величине скалярного произведения вектора (4) на вектор (3), т.е.

$$K_{il} = \frac{1}{|a_l||c_i|} \sum_{s=1}^{2mk_0} a_{ls}(A)c_{is} \quad (5)$$

Отметим, что возможны четыре исхода, при которых можно истинно или ложно отнести или не отнести данное событие к данной категории. Для учета этих исходов распознавание категорий в системе «Эйдос-астра» /5/ осуществляется по параметру сходства, который определяется следующим образом /6/:

$$S_i = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N (BT_{il} + T_{il} - BF_{il} - F_{il}) \cdot 100 \% \quad (6)$$

S_i – достоверность идентификации «i-й» категории;

N – количество событий в распознаваемой выборке;

VT_{il} – уровень сходства « l -го» события с « i -й» категорией, к которой он был правильно отнесен системой;

T_{il} – уровень сходства « l -го» события с « i -й» категорией, к которой он был правильно не отнесен системой;

VF_{il} – уровень сходства « l -го» события с « i -й» категорией, к которой он был ошибочно отнесен системой;

F_{il} – уровень сходства « l -го» события с « i -й» категорией, к которой он был ошибочно не отнесен системой.

При таком определении параметр сходства изменяется в пределах от -100% до 100%, как обычный коэффициент корреляции в статистике. Очевидно, что параметр сходства должен удовлетворять критерию простой проверки

$$S_i(N_i = 1) = 100 \%$$

В работах /4, 6, 8-9/ и других было показано, что процедура распознавания по параметру сходства (6), реализованная в системе «Эйдос-астра» /5/, является устойчивой как относительно объема выборки, так и относительно числа ячеек модели. Математическое обоснование этой процедуры дано в монографии /7/. Причина, по которой оказывается возможным идентифицировать подмножества (категории) событий различной даже случайной природы, используя астрономические параметры, достаточно очевидна. Ведь фактически идентифицируются распределения, которые образуются при модулировании исходных распределений астрономическими параметрами /1-3/. В некоторых случаях этого достаточно, чтобы осуществить распознавание категорий. Эту задачу можно сравнить с разложением солнечного света призмой. Свет представляет собой смесь случайных электромагнитных колебаний, но после прохождения призмы свет разлагается в спектр категорий цвета. При этом природа самого света не меняется.

Прогнозирование курсов валют

В работе /9/ был предложен метод прогнозирования курсов валют на основе системы «Эйдос-астра» /5/. В качестве категорий событий было выбрано повышение (CAT1)/снижение (CAT2) курса валюты для каждой страны. Неизменный курс валюты относится к случаю понижения при игре на повышение (рынок «быков»), или к случаю повышения при игре на понижение курса («медвежий» рынок).

В качестве астрономических параметров были использованы долгота и расстояние от Земли до десяти небесных тел – Солнца, Луны, Марса, Меркурия, Венеры, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона, и долгота Северного Узла Луны. Исходная база данных была сформирована на основе ежедневных котировок 12 валют, опубликованных в статистическом отчете Федеральной Резервной Системы США /11/. Для этой БД было получено до 80% правильных прогнозов на следующий день.

Как известно, в базе данных /11/, приведены средневзвешенные курсы валют, которые не могут быть использованы непосредственно в торговле на повышение/снижение курса. Поэтому в работе /10/ для решения задачи распознавания курсов 12 пар валют 8 стран была использована база данных FOREX /12/ для мгновенных котировок на момент закрытия торгов. Было показано, что модель /10/ позволяет делать до 80% правильных прогнозов на следующий день и до 2/3 правильных прогнозов на два и три дня вперед. Однако из-за сильного колебания мгновенного курса прогноз не является устойчивым. В настоящей работе изучены вопросы стабилизации достоверности прогнозов для мгновенных котировок валют для БД, сформированной в работе /10/ по данным /12/ курсов на момент закрытия за период с 3 января 2000 года по 17 июля 2009 года.

Список 8 стран вместе с международными обозначениями валют и 12 пар валют, исследованных ниже, дан в таблице 1. Частота встречаемости 24 категорий валют при игре на повышение представлена в таблице 2 в колонке ABS. В соответствии с методологией проводимого исследования каждая модель тестировалась на выборке из N=50 записей для каждой ка-

тегории. По результатам тестирования определялся параметр сходства. На рис. 2 представлен средний и максимальный параметр сходства в совокупности 171 модели - M3-M173, по состоянию на 10 июля 2009г. Было установлено, что модель M160 является наиболее эффективной частной моделью при распознавании по среднему параметру сходства. На ее основе был сделан прогноз на протяжении 15 дней торгов с 29 июня по 17 июля 2009 г. В таблице 1 в колонке TRUE дано отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов для каждой пары валют.

Таблица 1. Список 8 стран, 12 пар валют (RATE) и отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов в модели M160 (TRUE)

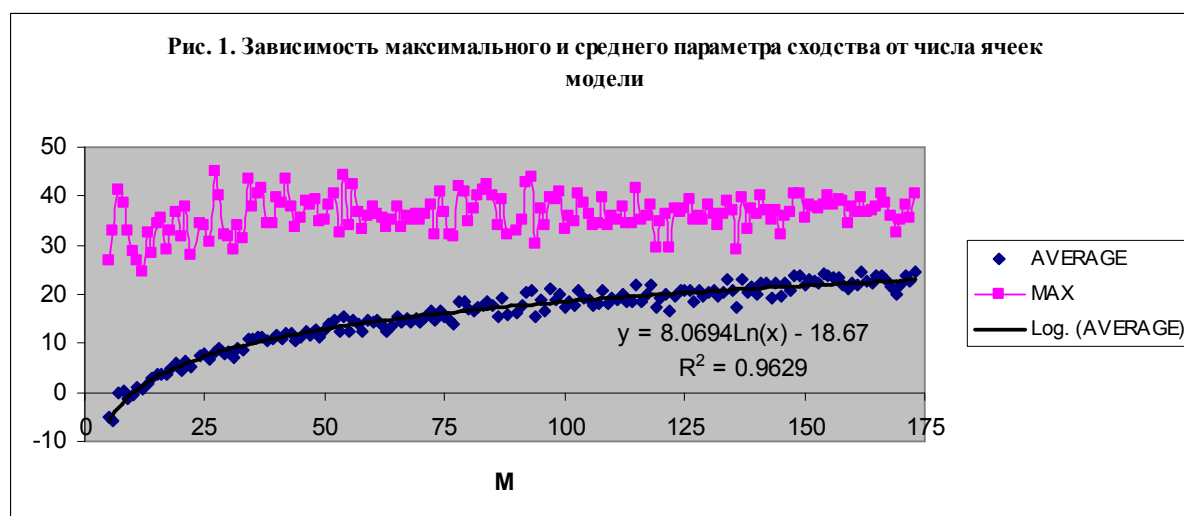
Country	CURRENCY		RATE	TRUE
UK	GBP		GBP/USD	0.5
USA	USD		USD/CAD	0.75
SWITZERLAND	CHF		USD/CHF	0.466667
AUSTRALIA	AUD		GBP/JPY	0.571429
NEW ZEALAND	NZD		AUD/USD	0.333333
JAPAN	JPY		GBP/CHF	0.4
EURO	EUR		NZD/USD	0.5
CANADA	CAD		EUR/GBP	0.5
			USD/JPY	0.666667
			EUR/USD	0.666667
			EUR/JPY	0.25
			EUR/CHF	0.636364

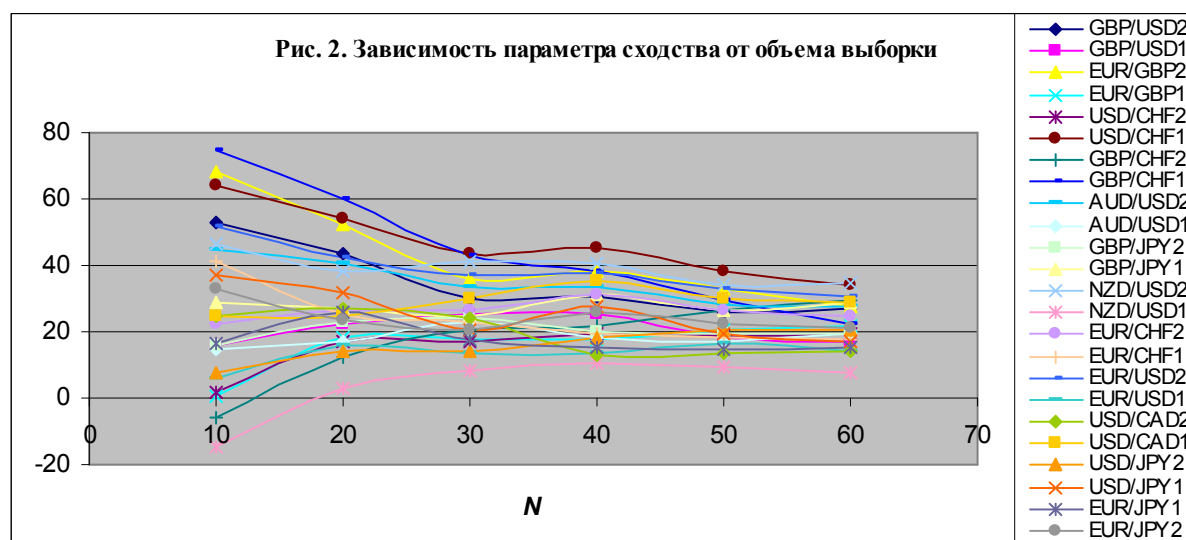
Отметим, что зависимость среднего параметра сходства от числа ячеек (номера) модели с большой степенью точности описывается логарифмической функцией – рис. 1. Аналогичная зависимость ранее было обнаружено в задачах астросоциотипологии /6, 8/, что указывает на общность законов распознавания категорий по астрономическим данным /4/.

Для установления оптимального объема тестируемой выборки были сделаны расчеты на базе модели M160, которые показали, что при N=50 происходит установление параметра сходства для большинства категорий – рис. 2.

Таблица 2. Частота встречаемости категорий курсов валют, среднее и максимальное значение параметра сходства и модель, в которой реализуется максимум достоверности распознавания

RATE_CAT	ABS	AVERAGE	MAX	MODEL
GBP/USD2	1207	18.205	27.049	7
GBP/USD1	1190	2.070	17.955	170
EUR/GBP2	1223	30.299	40.621	27
EUR/GBP1	1174	6.485	24.582	172
USD/CHF2	1222	-0.319	20.597	172
USD/CHF1	1175	34.043	45.219	27
GBP/CHF2	1176	11.904	27.862	172
GBP/CHF1	1221	23.209	35.436	79
AUD/USD2	1153	22.808	32.104	93
AUD/USD1	1244	0.851	16.829	160
GBP/JPY2	1170	5.849	18.641	150
GBP/JPY1	1227	17.456	28.831	150
NZD/USD2	1146	33.150	42.542	54
NZD/USD1	1251	-16.273	6.545	160
EUR/CHF2	1185	16.966	27.494	93
EUR/CHF1	1212	3.726	18.255	160
EUR/USD2	1181	25.857	36.254	93
EUR/USD1	1216	-0.526	19.237	172
USD/CAD2	1232	-3.338	12.902	170
USD/CAD1	1165	23.646	31.949	34
USD/JPY2	1207	10.409	20.173	170
USD/JPY1	1190	9.557	21.035	160
EUR/JPY1	1254	2.448	16.212	160
EUR/JPY2	1143	12.104	21.763	170





Достоверность ежедневного прогноза в любой частной модели является крайне неустойчивой, например, в модели M160 достоверность ежедневного прогноза колеблется в пределах 15-90%. Одним из методов стабилизации является накопление прогнозов, осуществляемых в разные дни. Так, в монографии /7/ было использовано 30 прогнозов для получения курса рубля относительно американского доллара. В системе «Эйдос-астра» /5/ реализованы 5 алгоритмов распознавания для различных разбиений астрономических параметров, которые позволяют накапливать прогнозы для совокупности моделей. Генерируя несколько моделей, можно обобщить их прогнозы, используя один из пяти алгоритмов /6/, когда в итоговый прогноз берется:

- 1) СУММАРНАЯ ЧАСТОТА ИДЕНТИФИКАЦИИ, рассчитанная по всем частным моделям;
- 2) СРЕДНЕЕ уровней сходимости из всех прогнозов частных моделей;
- 3) Уровень сходимости из той частной модели, в которой он МАКСИМАЛЬНЫЙ;
- 4) Уровень сходимости из той частной модели, которая показала МАКСИМАЛЬНУЮ достоверность распознавания ДАННОГО КЛАССА из всех моделей;

5) СРЕДНЕЕ СУММЫ ПРОИЗВЕДЕНИЙ уровней сходства с данным классом на достоверность его идентификации в частных моделях.

Было установлено, что при распознавании валют наиболее эффективным является третий алгоритм, который позволяет повысить достоверность прогноза частных моделей /10/. Эффективность же самого третьего алгоритмов в свою очередь зависит от набора моделей, как видно из данных, приведенных на рис. 2. Из полученных данных следует, что максимальный параметр сходства, используемый в прогнозе по третьему алгоритму, реализуется в модели M27, которая соответствует циклу 2 недели. Этот цикл, видимо, является наиболее значимым в валютных торгах.

В таблице 2 приведены средний и максимальный параметр сходства для каждой категории и модель, в которой реализуется максимум достоверности распознавания. Отметим, что категории повышения и понижения котировок валют распознаются с разной достоверностью, причем у некоторых валют лучше распознается повышение курса, а других – его понижение. Можно предположить, что распознавание будет более эффективным в таком наборе частных моделей, в котором реализуется максимум каждой их категорий, что достигается, как это следует из данных, представленных в таблице 2, в моделях M7, M27, M34, M54, M79, M93, M150, M160, M170, M172. Разумеется, что эта совокупность моделей не является наилучшей из всех возможных. Наилучшая же по достоверности прогнозов совокупность моделей, если она когда-нибудь будет найдена, составит предмет ноу-хау, поскольку ее применение позволит, возможно, осуществлять беспроеигрышную игру на валютных биржах.

Средняя достоверность прогноза категорий повышения/снижения по астрономическим данным в модели M160 для всей совокупности пар валют из таблицы 1 составляет около 52%. Это превосходит вероятность случайного угадывания, но все еще недостаточно для успешной торговли. Кроме того, для успешной торговли необходимо иметь прогноз дневных трендов, что трудно осуществить в рамках предложенной модели. Для решения этой проблемы можно применить системно-когнитивный анализ

временных рядов /13-14/ и использовать технологию моделирования на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» /5/ или на основе системы «Эйдос» /15/. Модель почасового прогнозирования курсов валют по астрономическим данным обсуждается ниже.

Тем не менее, предложенный подход удалось применить для оценки повышения (1)/снижения (0) высокого (High), низкого (Low) и на момент закрытия (Close) курсов на протяжении одного дня торгов. Для этого была использована база данных /12/ для валют семи стран и 12 пар валют, приведенных в таблице 3, в период с 3 января 2000 года по 24 июля 2009 года. Полученная таким образом БД содержит 72 (12x3x2) категории. Было установлено, что наиболее эффективной частной моделью является M160. На ее основе было сделан прогноз для 72 категорий в период с 20 по 24 июля 2009 г. Результаты реализации прогнозов для всех курсов 12 пар валют приведены в таблице 3, а данные за три дня в таблице 4.

Таблица 3. Список 7 стран, 12 пар валют (RATE) и отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов в модели M160 для высокого (High), низкого (Low) и на момент закрытия (Close) курсов

Country	CURRENCY	RATE	Close	High	Low	Среднее
UK	GBP	GBP/USD	0.6000000	0.4000000	0.5000000	0.5000000
USA	USD	USD/CAD	0.5000000	0.8000000	0.7500000	0.6833333
SWITZERLAND	CHF	USD/CHF	0.6000000	0.6000000	0.7500000	0.6500000
AUSTRALIA	AUD	GBP/JPY	0.4000000	0.2500000	0.4000000	0.3500000
JAPAN	JPY	AUD/USD	0.6000000	0.7500000	0.4000000	0.5833333
EURO	EUR	GBP/CHF	0.0000000	0.4000000	0.2000000	0.2000000
CANADA	CAD	CHF/JPY	0.6000000	0.2500000	0.2500000	0.3666667
		EUR/GBP	0.0000000	0.2000000	0.2000000	0.1333333
		USD/JPY	0.2500000	0.5000000	0.6666667	0.4722222
		EUR/USD	0.4000000	0.8000000	0.7500000	0.6500000
		EUR/JPY	0.4000000	0.5000000	0.4000000	0.4333333
		EUR/CHF	0.3333333	0.7500000	0.5000000	0.5277778
		Среднее	0.3902778	0.5166667	0.4805556	0.4625000

Объединяя данные таблиц 1 и 3. можно определить пара валют, для которых был сделан наиболее достоверный прогноз на протяжении 4 недель торгов. Наилучшая достоверность прогноза на протяжении четырех

неделя получена для пары доллар США/канадский доллар (не менее 68%) и для пары европейская валюта/доллар США (не менее 65%). Эти пары были использованы в почасовой модели, описанной ниже.

Таблица 4. Ежедневный прогноз в модели M160. Сбывшиеся прогнозы отмечены красным цветом

20 июля 2009 г	%	21 июля 2009 г	%	22 июля 2009 г	%
A230-EUR/CHF High0	73	A21-EUR/USD High1	74	A80-USD/CHF High0	45
A260-AUD/USD High0	64	A90-USD/CHF Low0	64	A180-EUR/GBP Low0	37
A330-CHF/JPY Low0	57	A31-EUR/USD Low1	59	A281-GBP/JPY Close1	37
A270-AUD/USD Low0	42	A80-USD/CHF High0	51	A21-EUR/USD High1	31
A21-EUR/USD High1	41	A201-EUR/JPY High1	47	A230-EUR/CHF High0	31
A31-EUR/USD Low1	39	A130-USD/CAD Close0	45	A330-CHF/JPY Low0	28
A101-GBP/USD Close1	38	A251-AUD/USD Close1	42	A50-USD/JPY High0	25
A181-EUR/GBP Low1	38	A111-GBP/USD High1	40	A31-EUR/USD Low1	25
A240-EUR/CHF Low0	36	A321-CHF/JPY High1	38	A131-USD/CAD Close1	24
A80-USD/CHF High0	34	A140-USD/CAD High0	35	A240-EUR/CHF Low0	23
A61-USD/JPY Low1	34	A70-USD/CHF Close0	34	A220-EUR/CHF Close0	22
A251-AUD/USD Close1	34	A11-EUR/USD Close1	33	A191-EUR/JPY Close1	22
A161-EUR/GBP Close1	34	A101-GBP/USD Close1	33	A311-CHF/JPY Close1	22
A11-EUR/USD Close1	33	A170-EUR/GBP High0	29	A361-GBP/CHF Low1	19
A340-GBP/CHF Close0	30	A61-USD/JPY Low1	29	A210-EUR/JPY Low0	19
A210-EUR/JPY Low0	29	A301-GBP/JPY Low1	28	A110-GBP/USD High0	18
A70-USD/CHF Close0	29	A261-AUD/USD High1	26	A11-EUR/USD Close1	18
A50-USD/JPY High0	28	A40-USD/JPY Close0	23	A261-AUD/USD High1	17
A301-GBP/JPY Low1	27	A311-CHF/JPY Close1	22	A101-GBP/USD Close1	16
A151-USD/CAD Low1	23	A150-USD/CAD Low0	22	A90-USD/CHF Low0	16
A311-CHF/JPY Close1	22	A221-EUR/CHF Close1	22	A170-EUR/GBP High0	15
A350-GBP/CHF High0	21	A271-AUD/USD Low1	21	A351-GBP/CHF High1	13
A360-GBP/CHF Low0	20	A191-EUR/JPY Close1	18	A70-USD/CHF Close0	12
A320-CHF/JPY High0	20	A121-GBP/USD Low1	18	A290-GBP/JPY High0	12
A90-USD/CHF Low0	20	A281-GBP/JPY Close1	17	A41-USD/JPY Close1	9
A170-EUR/GBP High0	20	A361-GBP/CHF Low1	15	A340-GBP/CHF Close0	8
A110-GBP/USD High0	19	A50-USD/JPY High0	12	A201-EUR/JPY High1	7
A140-USD/CAD High0	19	A211-EUR/JPY Low1	8	A141-USD/CAD High1	7
A281-GBP/JPY Close1	17	A350-GBP/CHF High0	7	A321-CHF/JPY High1	7
A291-GBP/JPY High1	15	A160-EUR/GBP Close0	7	A270-AUD/USD Low0	6
A130-USD/CAD Close0	14	A291-GBP/JPY High1	5	A251-AUD/USD Close1	5
A201-EUR/JPY High1	13	A181-EUR/GBP Low1	5		
A190-EUR/JPY Close0	8				
A300-GBP/JPY Low0	6				
TRUE=0.5		TRUE=0.4375		TRUE=0.451612903	

Для моделирования курсов валют на каждый час была сформирована база данных из стандартных параметров, взятых с сервера /16/. Всего было исследовано 32 категории повышения (1)/снижения (0) курсов на мо-

мент открытия (Open), высокого (High), низкого (Low) и на момент закрытия (Close) курсов четырех пар валют – USD/CAD, EUR/USD, GBP/USD, USD/JPY, в период с 27 июля 2008 18:00 GMT по 24 июля 2009 г 16:00 GMT (всего 6118 записей) – см. таблицу 5.

Таблица 5. Частота встречаемости категорий курсов валют (ABS), среднее (AVERAGE) и максимальное (MAX) значения параметра сходства и модель, в которой реализуется максимум достоверности почасового распознавания

RATE_CAT	ABS	AVERAGE	MAX	MODEL
A10-USD/CAD Open0	3052	2.768	12.024	110
A11-USD/CAD Open1	3066	7.904	15.527	170
A20-USD/CAD High0	3187	7.357	19.216	130
A21-USD/CAD High1	2931	8.299	12.191	170
A30-USD/CAD Low0	2863	27.426	43.383	30
A31-USD/CAD Low1	3255	-9.894	2.006	20
A40-USD/CAD Close0	3027	-28.844	-19.592	140
A41-USD/CAD Close1	3091	40.820	55.961	20
A50-EUR/USD Open0	3081	-9.534	0.599	20
A51-EUR/USD Open1	3037	26.328	42.897	170
A60-EUR/USD High0	3284	4.792	12.145	20
A61-EUR/USD High1	2834	3.670	18.655	170
A70-EUR/USD Low0	2869	53.472	64.341	30
A71-EUR/USD Low1	3250	-38.451	-22.148	10
A80-EUR/USD Close0	3051	5.998	19.835	20
A81-EUR/USD Close1	3067	10.519	24.948	170
A90-GBP/USD Open0	3048	26.578	34.136	110
A91-GBP/USD Open1	3070	-22.938	-9.569	130
A100-GBP/USD High0	3298	-23.154	-5.063	10
A101-GBP/USD High1	2820	35.189	49.794	170
A110-GBP/USD Low0	2855	43.068	52.064	20
A111-GBP/USD Low1	3263	-33.618	-21.107	10
A120-GBP/USD Close0	3044	22.746	40.187	20
A121-GBP/USD Close1	3074	-10.113	0.884	170
A130-USD/JPY Open0	3029	15.270	24.769	150
A131-USD/JPY Open1	3089	-7.214	0.025	20
A140-USD/JPY High0	3337	10.820	19.882	100
A141-USD/JPY High1	2781	1.029	15.922	10
A150-USD/JPY Low0	2771	7.796	19.942	170
A151-USD/JPY Low1	3347	8.820	15.952	170
A160-USD/JPY Close0	3044	3.855	12.653	170
A161-USD/JPY Close1	3074	3.950	11.074	10

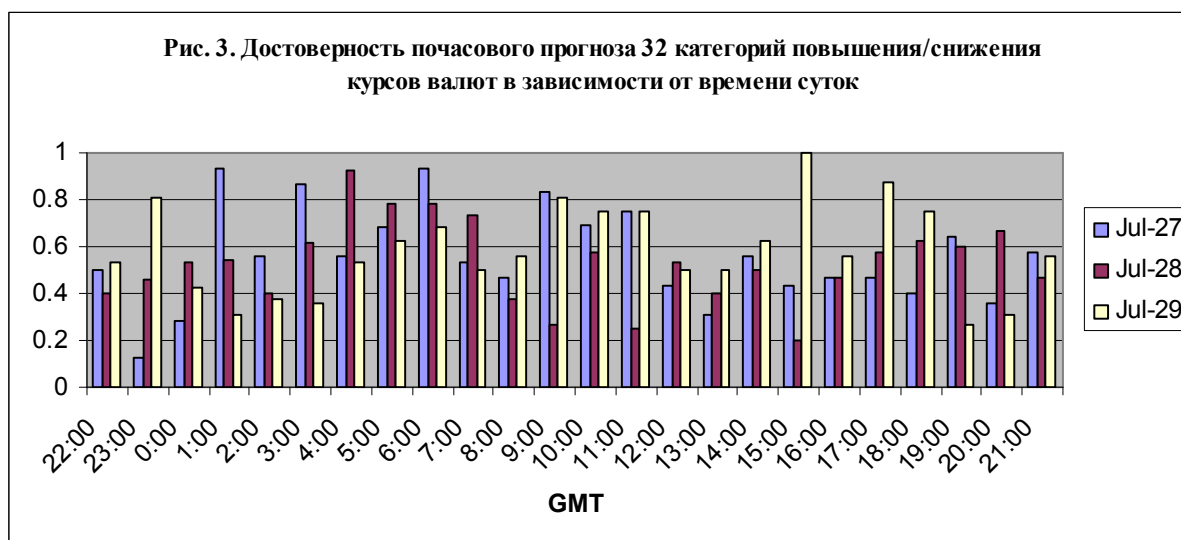
Эта БД была использована для создания 17 рабочих моделей, по которым осуществлялось прогнозирование в последующее время с 26 июля

18:00 GMT до 31 июля 2009 года 16:00 GMT – всего 119 часов. В таблице 5 представлен список категорий вместе частотой их встречаемости и максимальный параметр сходства в системе из 17 моделей – M10, M20, M30, M40, M50, M60, M70, M80, M90, M100, M110, M120, M130, M140, M150, M160, M170. Наиболее эффективной частной моделью в данном случае является M170. По ней осуществлялся прогноз на протяжении 119 часов. Было установлено, что первые четыре дня средняя достоверность прогноза превышает 50%, а затем падает. В таблице 6 представлено отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов на каждый час суток на 5 дней первой недели (отметим, что торги начинаются в предыдущие сутки). Средняя по 119 часам достоверность прогноза составила 51.58%, а максимальная достоверность достигает 100%.

Таблица 6. Отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов, среднее (AVERAGE) и максимальное (MAX) значения этого параметра на каждый час и на каждый день недели

GMT	Jul-27	Jul-28	Jul-29	Jul-30	Jul-31	AVERAGE	MAX
22:00	0.5	0.4	0.533333	0.6875	0.2	0.464167	0.6875
23:00	0.125	0.461538	0.8125	0.75	0.5	0.529808	0.8125
0:00	0.285714	0.533333	0.428571	0.3125	0.25	0.362024	0.533333
1:00	0.933333	0.538462	0.3125	0.3125	0.357143	0.490788	0.933333
2:00	0.5625	0.4	0.375	0.1875	0.307692	0.366538	0.5625
3:00	0.866667	0.615385	0.357143	0.75	0.1875	0.555339	0.866667
4:00	0.5625	0.923077	0.533333	0.6875	0.133333	0.567949	0.923077
5:00	0.6875	0.785714	0.625	0.5625	0.357143	0.603571	0.785714
6:00	0.9375	0.785714	0.6875	0.5625	0.733333	0.74131	0.9375
7:00	0.533333	0.733333	0.5	0.375	0.533333	0.535	0.733333
8:00	0.466667	0.375	0.5625	0.4375	0.6	0.488333	0.6
9:00	0.833333	0.266667	0.8125	0.625	0.4375	0.595	0.833333
10:00	0.692308	0.571429	0.75	0.5	0.133333	0.529414	0.75
11:00	0.75	0.25	0.75	0.5625	0.3125	0.525	0.75
12:00	0.4375	0.533333	0.5	0.5625	0.666667	0.54	0.666667
13:00	0.3125	0.4	0.5	0.625	0.625	0.4925	0.625
14:00	0.5625	0.5	0.625	0.428571	0.1875	0.460714	0.625
15:00	0.4375	0.2	1	0.571429	0.25	0.491786	1
16:00	0.466667	0.466667	0.5625	0.333333	0.375	0.440833	0.5625
17:00	0.466667	0.571429	0.875	0.466667	0.4375	0.563452	0.875
18:00	0.4	0.625	0.75	0.4375	0.25	0.4925	0.75
19:00	0.642857	0.6	0.266667	0.6	0.5625	0.534405	0.642857
20:00	0.357143	0.666667	0.3125	0.5	0.5	0.467262	0.666667
21:00	0.571429	0.466667	0.5625	0.5625		0.540774	0.571429
AVERAGE	0.557963	0.527892	0.583085	0.516667	0.386825	0.515769	
MAX	0.9375	0.923077	1	0.75	0.733333		

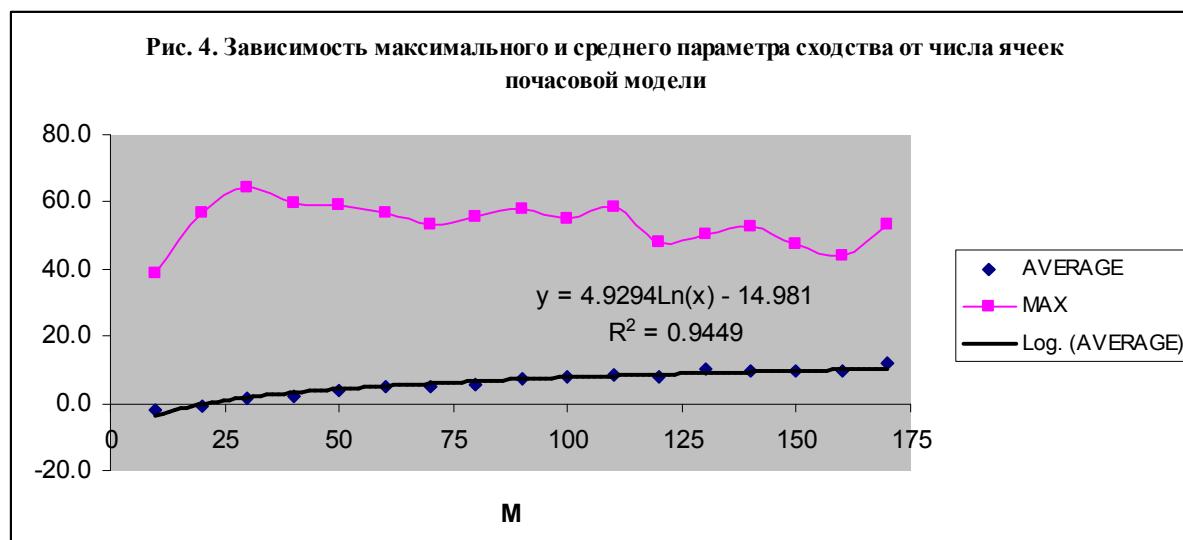
Достоверность полученных прогнозов сильно зависит от времени суток и колеблется от 1/8 до 16/16 – рис. 3. Наилучшая достоверность в первый день прогноза реализуется с 1:00 до 6:00 GMT. В этот период достоверность прогноза изменяется от 9/16 (56.25%) до 15/16 (93.75%), а средняя достоверность превосходит 75%.



Отметим, что в указанный период времени предложенная модель может быть использована для успешной торговли на валютных биржах. При этом лучше всего можно предсказать поведение пары EUR/USD, для которой достоверность прогноза составила 95.83%. Во второй и третий день прогноза можно использовать островок стабильности достоверности с 4:00 до 6:00. В этот период достоверность прогноза для пары EUR/USD составляет 90% на второй день и 83% на третий день. Отметим, что наибольшее среднее и максимальное значения достоверности прогноза достигаются на третий день – 58.3% и 100% соответственно.

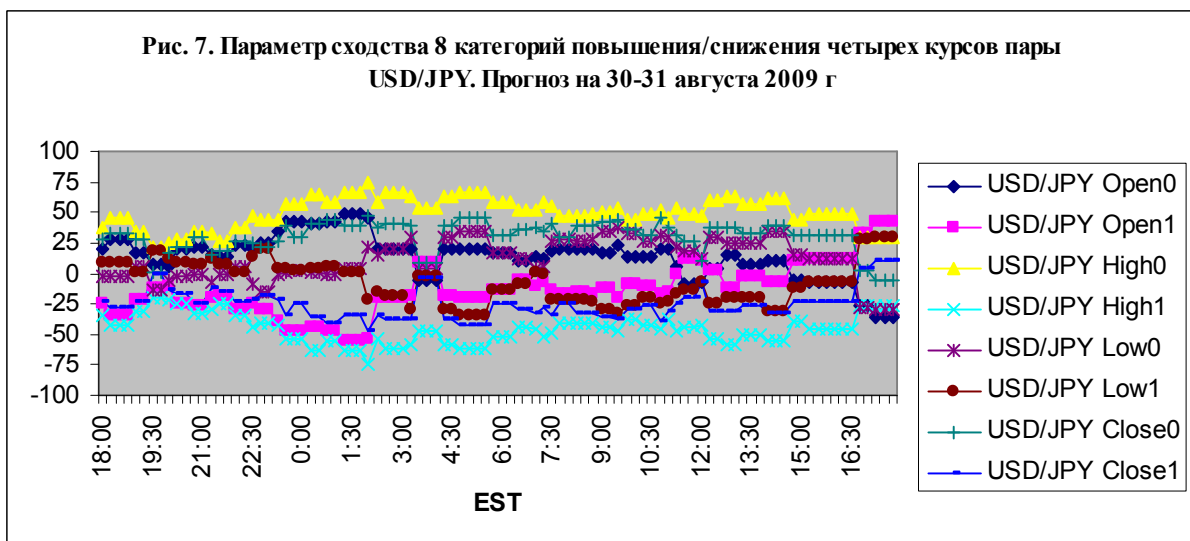
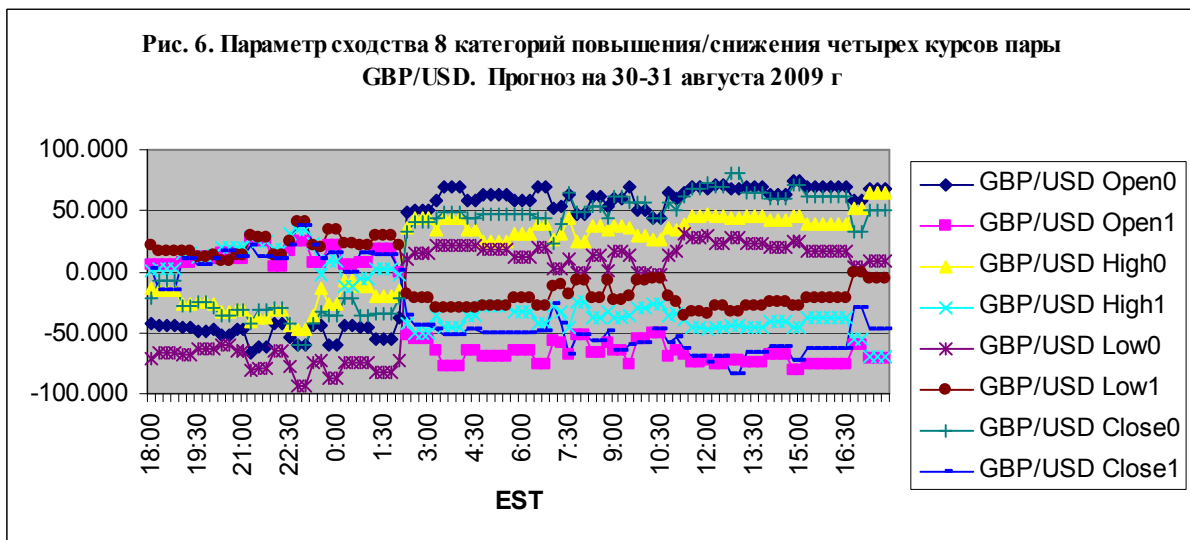
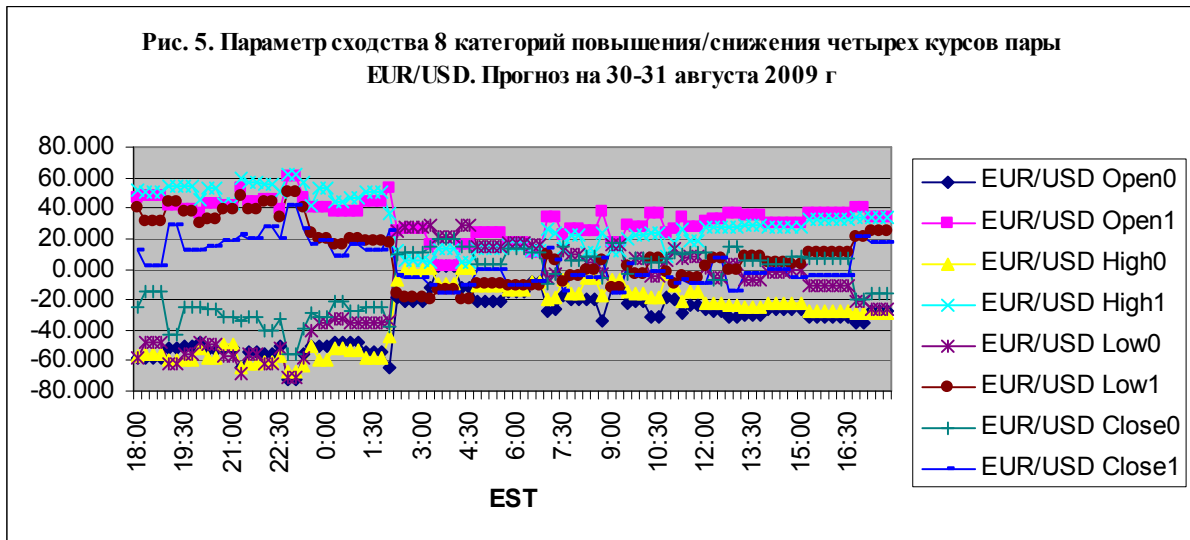
Зависимость среднего по всем категориям параметра сходства от числа ячеек почасовых моделей хорошо описывается логарифмической функцией – рис. 4. Максимальный параметр сходства достигается в модели M30, что приблизительно соответствует 2 неделям. Таким образом, обнаруженные на суточной модели закономерности – см. рис. 1, видимо, являются универсальными. Вместе с данными работ /6, 8/ эти результаты по-

зволяют сформулировать общие закономерности распознавания социальных и экономических категорий по астрономическим параметрам на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» /5/.



Модель изменения курсов валют

Как было установлено, курсы валют на момент открытия (Open), высокий (High), низкий (Low) и на момент закрытия (Close) на каждый час связаны между собой простыми линейными соотношениями, которые выполняются с большой степенью точности. Однако категории повышения/снижения курсов, как и параметры сходства, рассчитанные на основе системы «Эйдос-астра», не так тесно связаны между собой, но изменяются достаточно индивидуально - рис. 5-7. Однако именно эти категории являются основанием для установки торговых ордеров на валютных биржах. Действительно, существует два вида ордеров – на продажу и на покупку. В первом случае подразумевается, что со временем курс валюты понизится, а во втором случае повысится, поэтому зарезервированный объем валюты может быть продан по более выгодной цене. При установке ордеров ориентируются на скорость изменения курсов, знак которой отражают категории повышения/снижения курсов валют.



Возникает вопрос, с каким из параметров сходства из 8 категорий повышения/снижения курсов валют в наибольшей степени соотносится ре-

альный курс? Чтобы ответить на этот вопрос, была разработана 15-минутная модель прогноза, основанная на базе данных /16/, взятых в период с 10 августа 2008 г по 21 августа 2009 года – всего 25397 записей. На основе этой модели осуществлялось прогнозирование 32 категорий повышения/снижения 4 курсов 4 пар валют, перечисленных в таблице 5. Для каждой пары определялись параметры сходства 8 категорий, типа приведенных на рис. 5-7. Как было установлено, отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов сильно отличается для разных категорий. Так, для пары EUR/USD этот параметр изменяется от 0.264 до 0.825 – см. таблицу 7.

Таблица 7. Отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов (TRUE), среднее значение производной курса (DER) и весовые множители в 15-минутной модели

CAT	EUR/USD Open0	EUR/USD Open1	EUR/USD High0	EUR/USD High1	EUR/USD Low0	EUR/USD Low1	EUR/USD Close0	EUR/USD Close1
TRUE	0.422018	0.597403	0.825328	0.264423	0.556122	0.556034	0.387387	0.671171
DER	-0.00059	5.62E-04	-4.92E-04	0.000468	-5.36E-04	0.000431	-6.01E-04	5.47E-04
w	-0.00025	0.000336	-0.00041	0.000124	-0.0003	0.00024	-0.00023	0.000367

Используя параметры сходства, можно определить тренд курса в виде:

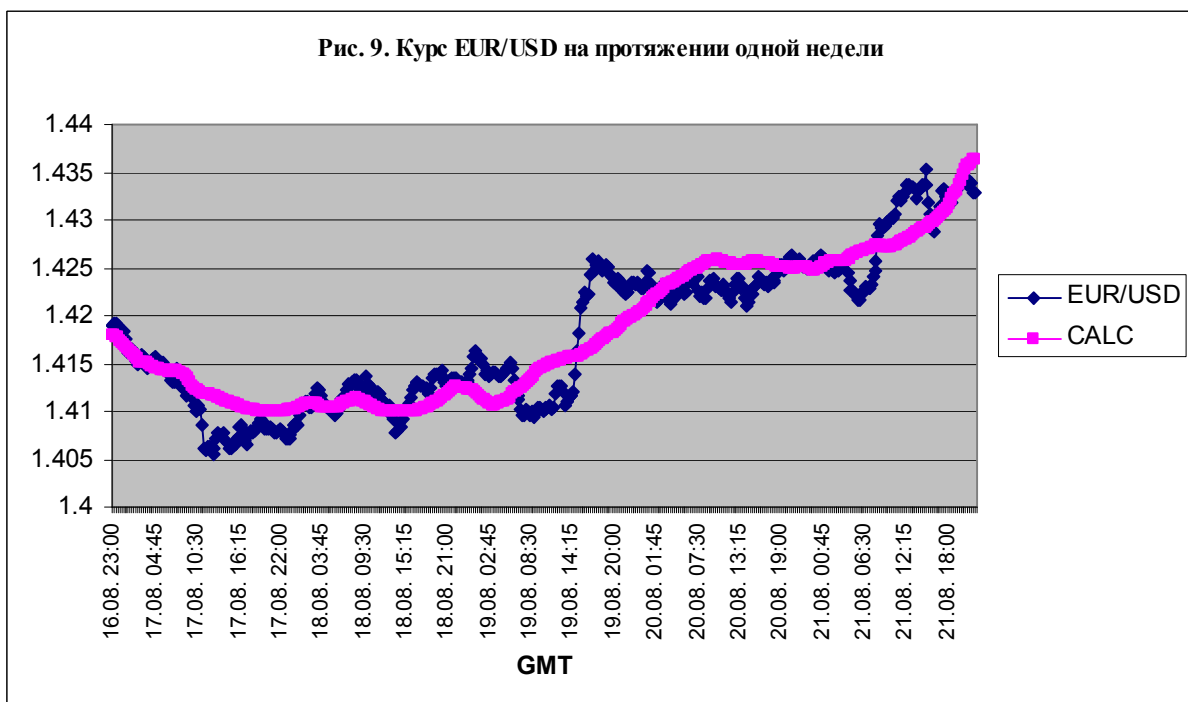
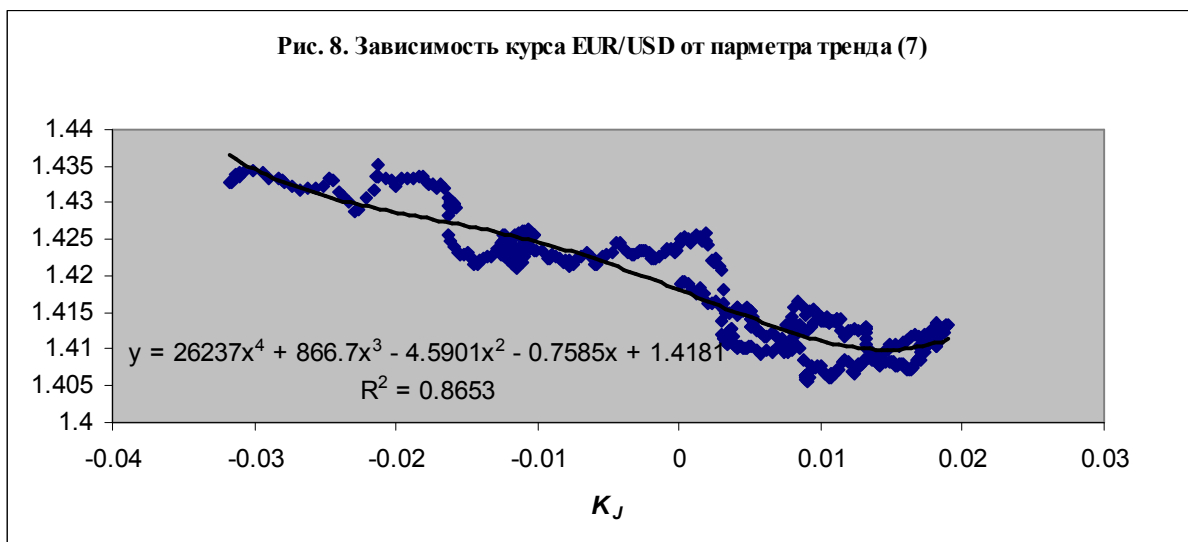
$$K_j = \sum_{k=1}^8 w_k S_{kj} \exp(S_{kj})$$

$$K_J = \sum_{j=1}^J K_j \quad (7)$$

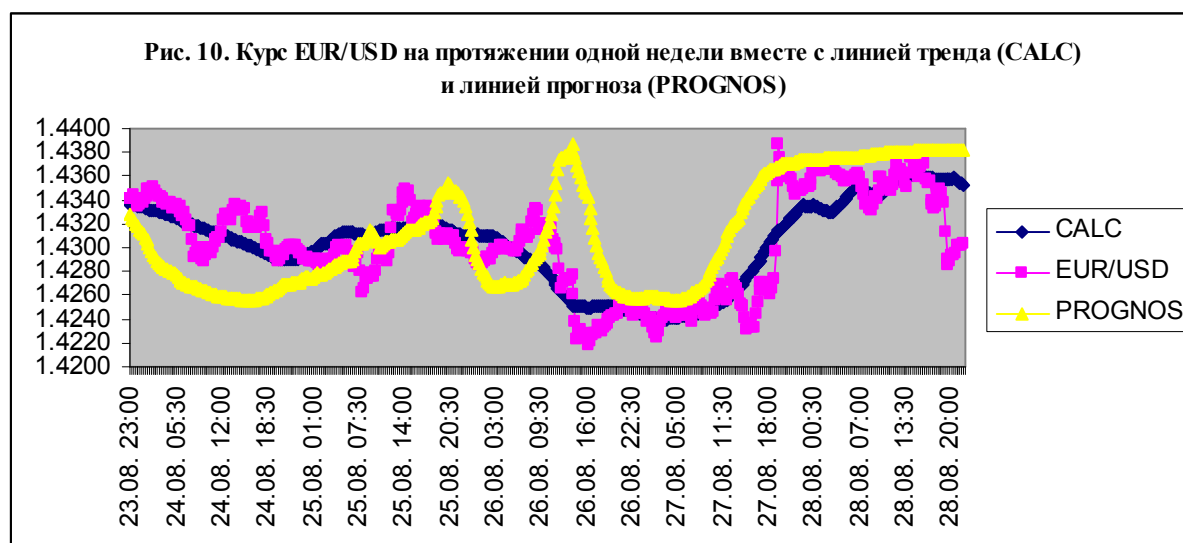
Здесь параметр j соответствует числу шагов по времени, весовые множители определяются по результатам измерения числа подтвердившихся прогнозов (TRUE) и по средней величине производных соответствующих курсов (DER) в виде $w=TRUE*DER$. Для пары EUR/USD эти множители приведены в таблице 7. Как было установлено, для этой пары достаточно будет удержать в сумме в правой части первого уравнения (7) два слагаемых. Путем оптимизации модели было установлено, что с 16 по 21

августа можно выбрать для моделирования курса EUR/USD High0 и EUR/USD Close1 – рис. 8-9, а с 23 по 28 августа - EUR/USD Low0 и EUR/USD Low1 – рис. 10.

Проверялась корреляция параметров тренда с курсами соответствующих валют. На рис. 8 представлена зависимость курса EUR/USD от параметра тренда. По этим данным можно построить полином четвертой степени, аппроксимирующий данные с большой степенью точности, а, используя полином, построить теоретическую кривую курса европейской валюты – розовая линия на рис. 9.



Полученная модель позволяет осуществлять прогноз курса на неделю вперед, однако различия между прогнозируемым курсом и реальным курсом довольно велики. На рис. 10 представлены данные курса EUR/USD вместе с прогнозом, осуществленным по данным на рис. 9 и с линией, построенной по модели тренда (7), по которой можно осуществить прогноз на следующую неделю. Хорошо видно, что линия прогноза повторяет все основные движения цены, хотя отличается, как от самого курса, так и от линии, построенной по модели тренда (7).



Наконец, заметим, что, используя систему искусственного интеллекта «Эйдос-астра», можно осуществить тонкую настройку параметров модели, что позволяет существенно поднять достоверность предсказания курсов валют в ежедневном прогнозе.

Выводы

В настоящей работе рассмотрена проблема распознавания курсов валют по астрономическим данным в день и час торгов. Предложено решение проблемы на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» /5/. В процессе моделирования была использована база данных FOREX, а также астрономические параметры долготы и расстояния от земли до десяти небесных тел, определенные в топоцентрической системе координат.

Установлено, что достоверность прогноза для категорий повышения/снижения курсов 12 пар валют изменяется в широких пределах для разных пар валют и по дням недели. Для стабилизации достоверности прогноза по дням недели предложена совокупность моделей.

Для совокупности 171 модели с различным числом ячеек показано, что средний по всем категориям курсов валют параметр сходства возрастает с ростом числа ячеек модели по логарифмическому закону. Аналогичный закон ранее был установлен для параметра сходства в задачах распознавания социальных категорий по астрономическим параметрам в астросоциотипологии [6, 8], что указывает на общность законов распознавания социальных и экономических категорий по астрономическим данным на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» [5].

Рассмотрен пример моделирования высокого, низкого и на момент закрытия курсов 12 пар валют 7 стран. Наилучшая достоверность прогноза на протяжении четырех недель торгов была получена для пары доллар США/канадский доллар (не менее 68%) и для пары европейская валюта/доллар США (не менее 65%).

Развита модель почасового моделирования 32 категорий повышения/снижения курсов четырех пар валют. Установлено, что в период времени с 1:00 до 6:00 GMT средняя достоверность всех прогнозов, сделанных на основе развитой модели, превосходит 75%, а для пары EUR/USD достоверность прогноза составила 95.83%.

Предложена расчетная модель курса валюты на основе данных о параметрах сходства категорий повышения/снижения. Для 15-минутного курса EUR/USD получено удовлетворительное согласование расчетного курса с реальным курсом на протяжении недели.

Таким образом, продемонстрирована возможность прогнозирования повышения/снижения курсов валют, по астрономическим данным на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра».

Автор выражает благодарность профессору Е.В. Луценко за полезные обсуждения.

Литература

1. Alexander Trunev. О распределении случайных событий в поле центральных сил/Chaos and Correlation, April 29, 2009, http://trunev.com/Chaos/CR_4_2009.pdf
2. Трунев А.П. Распределение случайных событий в поле центральных сил / А.П. Трунев // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №05(49). – Шифр Информрегистра: 0420900012\0046. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/05/pdf/03.pdf>
3. Alexander Trunev. Свойства непрерывных и дискретных распределений событий в поле центральных сил/Chaos and Correlation, May 24, 2009. http://trunev.com/Chaos/CR_5_2009.pdf
4. Трунев А.П. Теория и прикладные вопросы астросоциотипологии / А.П. Трунев // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №05(49). – Шифр Информрегистра: 0420900012\0045. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/05/pdf/04.pdf>
5. Patent 2008610097, Russia, System for Typification and Identification of the Social Status of Respondents Based on the Astronomical Data at the Time of Birth - "AIDOS-ASTRO" / E.V. Lutsenko, A.P. Trunev, V.N. Shashin; Application № 2007613722, January 9, 2008.
6. Трунев А. П., Луценко Е. В. Астросоциотипология: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008, – 264 с.
7. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем). – Краснодар: КубГАУ, 2002, – 605 с.
8. Луценко Е.В. Астросоциотипология и спектральный анализ личности по астросоциотипам с применением семантических информационных мультимodelей / Е.В. Луценко, А.П. Трунев // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №01(35). – Шифр Информрегистра: 0420800012\0002. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/01/pdf/10.pdf>
9. Трунев А.П. Проблема распознавания событий в поле центральных сил и прогнозирование курсов валют / А.П. Трунев // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №06(50). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/06/pdf/08.pdf>
10. Трунев А.П. Прогнозирование курсов валют по астрономическим параметрам/ Chaos and Correlation, July 3, 2009, http://trunev.com/Chaos/CR2_6_2009.pdf
11. Federal Reserve Statistical Release/ <http://www.federalreserve.gov/>
12. <http://www.global-view.com/forex-trading-tools/forex-history/index.html>
13. Луценко Е.В., Лебедев Е.А. Системно-когнитивный анализ временных рядов (когнитивная структуризация и формализация предметной области, синтез и верификация семантической информационной модели) / Е.В. Луценко, Е.А.Лебедев // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №51(7). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/01.pdf>
14. Луценко Е.В., Лебедев Е.А. Системно-когнитивный анализ временных рядов (прогнозирование, принятие решений и исследование предметной области) / Е.В. Луценко, Е.А.Лебедев // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №51(7). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/02.pdf>
15. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС". Пат. № 2003610986 РФ. Заяв. № 2003610510 РФ. Оpubл. от 22.04.2003.
16. <http://www.metaquotes.com/>