

ИССЛЕДОВАНИЕ СОВРЕМЕННЫХ РЫНКОВ

С. В. Котелкин, Ю. А. Куперин, Л. А. Дмитриева, И. В. Сорока

ОСОБЕННОСТИ ДИНАМИКИ РОССИЙСКОГО ФИНАНСОВОГО РЫНКА: ОПЫТ МЕЖДИСЦИПЛИНАРНОГО ЭКОНОФИЗИЧЕСКОГО ПОДХОДА*

В статье рассматриваются динамические процессы в трех секторах российского финансового рынка — валютном, денежном, капитальном. В частности, анализируются среднесрочные колебания котировок на российском рынке в 1992–2001 гг. в традиционном дискриптивно-аналитическом подходе, а также исследуется краткосрочная динамика в тех же секторах рынка эконофизическими методами, а именно — методами искусственных нейронных сетей.

Принято считать, что исследование финансовой динамики в 1960–1970-е годы пережило буквально революционный переворот, связанный с интенсивным внедрением экономико-математических методов в эту сферу взамен или наряду с бытовавшими до того неколичественными описаниями свойств финансовых инструментов, их юридических характеристик, институциональных устройств рынков (см., напр.: [Stowe, 1995]). С середины 1980-х годов, особенно после коллапса развитых фондовых рынков в октябре 1987 г. (рис. 1), чуть было не приведшего к глобальному экономическому кризису, ученые и практики стали усиленно обращать внимание на применение естественнонаучных подходов к анализу экономических (в частности, финансовых) колебаний. Например, в книге «Экономика и физика: новое рассмотрение междисциплинарных отражений» (Jojima, 1985), указанные дисциплины рассматриваются в качестве примера междисциплинарных связей и пересечений. В ней характеризовались направления исследований, по которым могло происходить взаимозаимствование теории, терминологии, методологии, инструментария (статистического анализа). В США летом

* Авторы признательны РФФИ за поддержку в рамках гранта № 99-01-00696.
© С. В. Котелкин, Ю. А. Куперин, Л. А. Дмитриева, И. В. Сорока, 2002

1988 г. (в г. Санта-Фе, Калифорния) прошла конференция экономистов и группы естественников (физиков, кибернетиков, биологов). На ней изучались причины и механизмы развития рынков в русле междисциплинарных исследований, по которым одни страны развиваются быстрее других. Одна из целей заключалась в том, чтобы найти механизмы изменения природных структур, статистически аналогичных характеру изменения параметров поведения экономических самоорганизующихся систем¹. При этом очевидно, что любая физическая модель, прежде чем она будет применена для адекватного описания экономической деятельности, должна быть существенно трансформирована.

В статье предпринята попытка междисциплинарного эконофизического подхода. В ней рассматриваются динамические процессы в трех секторах российского финансового рынка — валютном (форексном²), денежном, капитальном:

- ♦ анализируются среднесрочные колебания котировок на российском рынке (в 1992–2001 гг.) в традиционной дискриптивно-аналитической манере;
- ♦ дается оценка краткосрочной ожидаемой динамики в тех же секторах рынка эконофизическими методами (в данном случае использованы нейросетевые подходы к прогнозированию финансовых индикаторов).

Показано, что указанные подходы выступают взаимодополняющими, непротиворечиво освещая динамические процессы различной срочности в финансовой сфере под различными углами зрения.

Кроме того, важно, что исследуемые проблемы самым непосредственным образом связаны с задачами менеджмента организаций (как оперативными, так и стратегическими), поскольку эффективность принятия решений корпоративными управлениями в немалой степени зависит:

- ♦ от уровня понимания ими перспектив изменения хозяйственной (в частности, финансовой) среды;
- ♦ от умения строить бизнес с учетом этих перспектив, несущих как опасности, так и возможности.

Особую актуальность это приобретает в условиях развивающихся финансовых рынков России с их повышенными рисками (см., напр.: [Котелкин, Мадорский, Тумарова, 1999]).

¹ Обзор этой конференции см.: [В мире науки, 1989, февраль].

² Термин «форексный» (от англ. Forex (Foreign Exchange)) используется авторами для отличия валютного рынка от евровалютного (Eurocurrency), который является денежным офшорным рынком.

ХАРАКТЕРИСТИКИ ФОРЕКСНОЙ ДИНАМИКИ В 1992–2001 гг.

Появившийся в 1990-е годы в России валютный рынок демонстрирует в целом узнаваемые образцы динамического поведения, характерные и для развитых рынков (см.: [Жиров, Котелкин, 1992; Meese, 1990; Lothian, Taylor, 1996]), но с двумя особенностями:

- ♦ значительно большей амплитудой колебаний (в силу повышенного риска);
- ♦ несложившимся регулярным среднесрочным циклом (в силу незрелости).

Так, с середины 1992 г. новая команда управляющих Центробанка во главе с В. Геращенко начала проводить политику поддержки предприятий госсектора с сопутствующими эффектами:

- ♦ дефицитного финансирования;
- ♦ денежной эмиссии;
- ♦ инфляции.

Соответственно, во второй половине 1992 г. рубль ослабился на валютном рынке — его стоимость к доллару упала на 71%, с уровня 142 руб./долл.³ (т. е. 0,7 цента/руб.) в июле до 415 (т. е. 0,2) в декабре. Наоборот, в первой половине того же года, благодаря политике первого главы Центрального банка России (ЦБР) профессора Г. Матюхина, стоимость рубля повысилась почти в 1,5 раза (с уровня 200 руб./долл. в феврале). В 1993 г. курс доллар / рубль испытал несколько скачков, связанных с обострением политической ситуации в стране (противостоянием президента и парламента): в мае (на 20%), в начале октября (на 25% за 03.10.93 г., с 1036 до 1299 руб./долл.).

В 1994 г. плавная повышательная динамика была прервана резким всплеском 12 октября («черный вторник») с 2833 до 3926 (на 40%), упав 13 октября до 2994 (на $\frac{1}{4}$). К маю 1995 г. курс доллара на российском рынке достиг уровня 5130 руб. (+70% к 13.10.94 г.), свидетельствуя о катастрофическом обесценивании национальной валюты. Лишь анонс политики «валютного коридора», вводимого Правительством по согласованию с МВФ на уровне курса, ниже тогдашнего рыночного курса, «уронил» доллар до 4005 руб. (см. рис. 1).

³ Котировки до 1998 г. даны в фактической размерности (в «старых» рублях). В январе 1998 г. в России была проведена так называемая техническая «деноминация» рубля, в ходе которой 1000 «старых» рублей (их масштаб остался еще от советской плановой экономики) обменивалась на 1 «новый» рубль. Следовательно, курс 140 руб./долл. в 1992 г. эквивалентен курсу в 0,14 руб./долл. в новых рублях. Наоборот, текущий курс в 30 новых руб. за долл. в 2001 г. равен курсу в 30 тыс. старых руб. за долл.

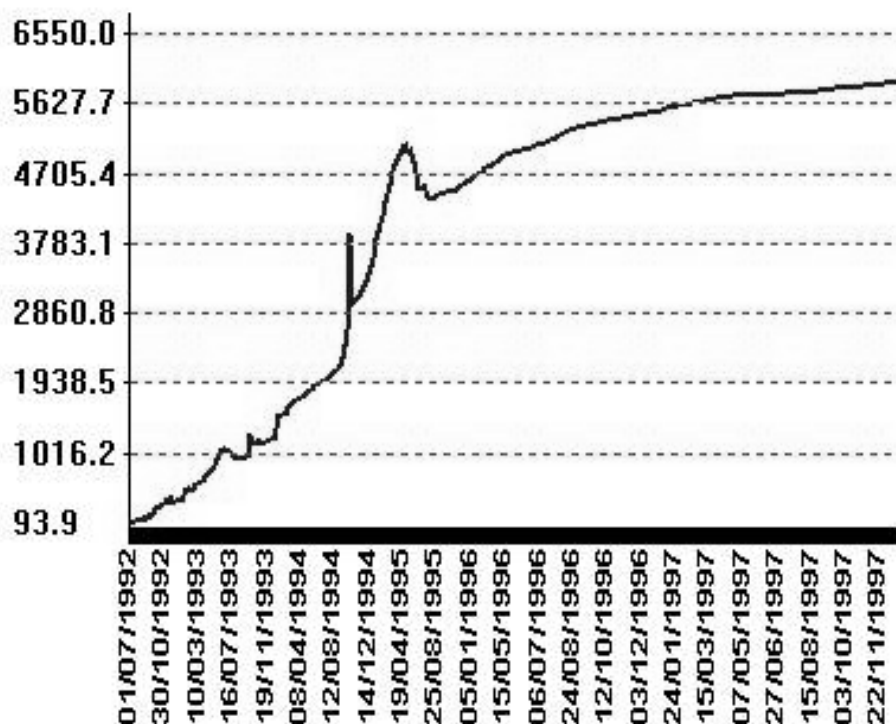


Рис. 1. Динамика курса рубля к доллару, 1992–1997 гг.

Затем стал наблюдаться его «ползучий» рост (в рамках периодически менявшегося коридора, получившего название «ползучей привязки» (crawling peg)) до 17 августа 1998 г. (см. табл. 1).

К 17 августа 1998 г. (дню объявления Правительством «технического дефолта» по внешним долгам) доллар стоил порядка 6,2 руб. в новой номинации (6200 — в прежней). Спекулятивная горячка, крайняя неликвидность рынка подбросили курс доллара до 21 руб. (09.09.1998 г.), затем его сбили ведущие банки до уровня 8,7 руб. (15.09.1998 г.). Это осуществлялось крупнейшими банками, вероятно, при поддержке (или, во всяком случае, непротивлении) властей, чтобы купить доллары по более низкой цене, в первую очередь, для выплат по форвардным контрактам нерезидентам 15 сентября (которые заключались весной и летом по курсу, в рамках действовавшего коридора, не выше 6,5 руб.). После этой даты доллар опять резко подорожал (до 16,40), затем его опять сбивали — до 13 руб. (15.10.1998 г.)⁴.

⁴ Для выплат по валютным форвардным обязательствам — теперь уже 15 октября 1998 г.

Таблица 1

Официальный «коридор» колебаний рубля к доллару (1995–1998 гг.)

Анонсированные периоды	Границы коридора руб. за долл.	Средний курс	Допустимые отклонения, %
06.07–31.12.1995 г.	4300–4900	4600	±6,5
01.01–30.06.1996 г.	4550–5150	4850	±6,2
01.07–31.12.1996 г.	5000–5600	5300	±5,7
01.01–31.12.1997 г.	5500–6100	5800	±5,2
1998–2001 гг.	5390–7130	6200	±15
17.08–01.09.1998 г. *	6000–9500	7750	±22,6

* 2 сентября 1998 г. Банк России отменил верхний лимит изменений официального курса рубля.

Однако после этого курс доллара рос уже без ощутимых падений (до 22 руб. в конце 1998 г. и 26 — в конце 1999 г.). Наконец (после «январского эффекта», достигнув пика в 28,9), курс доллара начал постепенно понижаться на протяжении 2000 г., не испытывая существенных колебаний⁵, что отражало стабилизацию российского форексного рынка (см. рис. 2). Она наблюдалась благодаря следующим обстоятельствам:

- ♦ появлению впервые настоящей политической власти в стране;
- ♦ скачку мировых цен на нефть⁶;
- ♦ снижению инфляционных ожиданий⁷;
- ♦ значительному ускорению реального экономического роста.

⁵ Минимальный уровень курса — 27,64 руб./долл., т. е. экстремальная амплитуда составила ± 2,2%. Стандартное отклонение — около 1,5%.

⁶ Баррель нефти стоил около 9 долл. в августе 1998 г., но порядка 35 долл. — через 2 года.

⁷ Вместо ожидаемых Правительством 18% на 2000 г. фактический рост инфляции — около 12% за год. В итоге на 2001 г. в госбюджет была заложена ожидаемая инфляция в 12%.

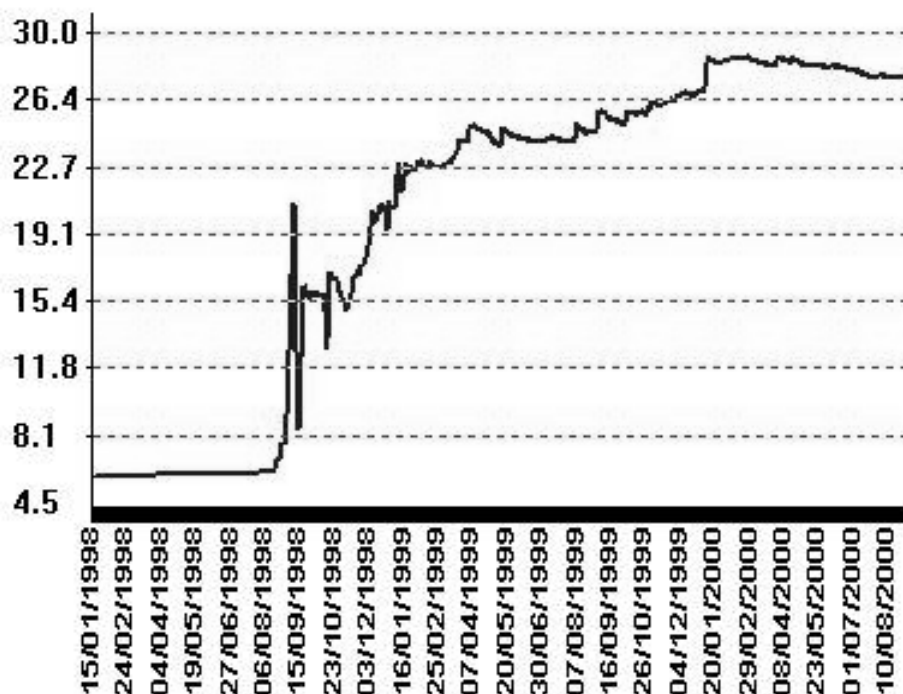


Рис. 2. Динамика курса рубля к доллару, 1998–2000 гг.

В начале лета 2000 г. ЦБР вынужден был (практически впервые в своей истории) поддерживать доллар, не давая ему упасть ниже психологически важного барьера в 25 руб. за долл., поскольку аналитики оценивали тогда реальную (т. е. с поправкой на ожидаемую сравнительную инфляцию) стоимость доллара как 17–19 руб.⁸

В конце 2000 — первой половине 2001 г. продолжилась стабильная динамика курса рубль–доллар с несколько повышательным трендом. Так, за сентябрь–декабрь 2000 г. он увеличился с 27,8 до 28,0 (на 0,7%), при том, что в октябре курс падал (с 27,9 до 27,7). К маю 2001 г. курс возрос до 28,8. В середине сентября он составлял около 29,4 руб./долл.

⁸ Понятно, что падение доллара до такого уровня резко уменьшило бы ценовые конкурентные преимущества российских экспортеров и импортозамещающего сектора. Одному из авторов статьи неоднократно задавался вопрос о вероятности падения доллара до 15 руб./долл. летом 2000 г. (в частных беседах, в ходе консалтинговой деятельности, в процессе чтения коммерческих лекций) российскими бизнесменами, серьезно озабоченными таким неблагоприятным для них разворотом событий.

Подводя итоги обзору флюктуаций курса рубля почти за десятилетие (отображенному на рис. 1 и 2), можно сказать, что стабилизация рубля и дальнейшее улучшение статуса российской валюты (в сторону полной ее конвертируемости) могут привести к складыванию регулярной циклической динамики на отечественном форексном рынке, наблюдаемой на зрелых рынках.

Так, первый выраженный среднесрочный курсовой цикл для ведущих валют пришелся на 1975–1985 гг. (рис. 3):

- ♦ в 1975–1980 гг. курс доллара США (против марки ФРГ, японской йены) упал приблизительно с 3,3 до 1,7 мар./долл. (почти на 50%) и с 300 до 185 йен/долл. (почти на 40%);
- ♦ с середины 1980 и до начала 1985 г. он возрос до 3,4 марки (на 100%) и до 260 йен/долл. (на 40%).

В 1990-е годы курс доллара продемонстрировал 2 очередные среднесрочные волны:

- ♦ понижительную — в первой половине (упав примерно с 1,75 в 1991 г. до 1,35 в 1995 г. против марки и со 160 в 1990 г. до 80 в 1995 г. против йены, т. е. на 23 и 50%);
- ♦ повышательную — во второй половине десятилетия (увеличившись до 2,26 марок в сентябре 2000 г. и 145 йен в августе 1998 г.).



Рис. 3. Динамика курса доллара США к марке ФРГ и японской иене, 1973–2000 гг.

ДИНАМИЧЕСКИЕ ПРОЦЕССЫ НА ДЕНЕЖНЫХ И КАПИТАЛЬНЫХ РЫНКАХ

На денежных и капитальных рынках происходит движение фондов (инвестиций, кредитов, депозитов) и доходов (дивидендов, процентных платежей). При этом денежные рынки являются краткосрочными (с активами сроком 1 год и менее — на развитых рынках и 30 или 90 дней и менее — на развивающихся рынках); капитальные рынки — средне- и долгосрочными (со сроками к погашению более 1 года и более 30 или 90 дней соответственно).

Скачки межбанковского рынка и политика ЦБР⁹. Важнейшие индикаторы денежного рынка — это ставки процента по межбанковским кредитам (депозитам)¹⁰. Как видно из рис. 4, базовая (1-дневная) ставка московского межбанковского рынка испытывала сильнейшие флюктуации. Так, в 1996 г. размах колебаний составил от 81 до 16% (с экстремальной амплитудой в $\pm 67\%$), в 1997 г. — соответственно от 8,2 до 41% ($\pm 67\%$), в 1998 г. — от 15 до 224% ($\pm 87\%$), в 1999 г. — от 62 до 8,8% ($\pm 75\%$). В 2000 г. волатильность денежного рынка существенно уменьшилась, причем в сентябре МИБОР понизился с 6,7 до 2,8%.

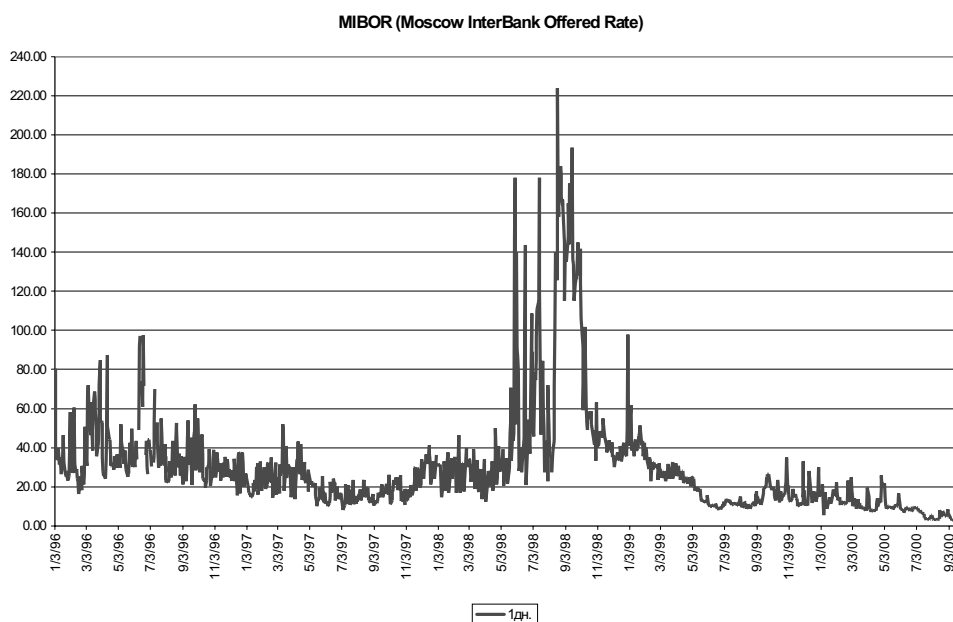


Рис. 4. Ставка процента на межбанковском рынке РФ, 1996–2000 гг.

⁹ О скачках на валютных и фондовых рынках см., напр.: [Jorion, 1988].

¹⁰ На международных евровалютных рынках — это ставки привлечения ЛИБИД (от LIBID — London InterBank Bid Rate) и размещения ЛИБОР (от LIBOR — London InterBank Offered Rate), на иностранных рынках — это ставки денежного рынка (Money Market Rates).

Таким образом, поведение денежного российского рынка также приобретает все более регулярные формы — с точки зрения как уровня ставок процента по рублевым операциям, так и устойчивости.

Так же, как и в развитых странах (см.: [Котелкин, 1989; Troop, 1994]), поведение российского денежного рынка весьма зависит от монетарной политики Центрального банка:

- ♦ от резервного регулирования;
- ♦ от дисконтного регулирования;
- ♦ от операций на открытом рынке с государственными бумагами¹¹.

Так, в США в качестве базового индикатора денежного межбанковского рынка рассматривают ставки по *федеральным фондам*, т. е. остаткам на резервных счетах в Центробанке (Федеральной резервной системе, ФРС), которые банки кредитуют друг другу на 1–14 дней. Динамика этих ставок в 1950–2000 гг. (рис. 5) была тесно связана с динамикой дисконтной ставки ФРС, хотя, понятно, первая изменялась перманентно, а вторая — дискретно.

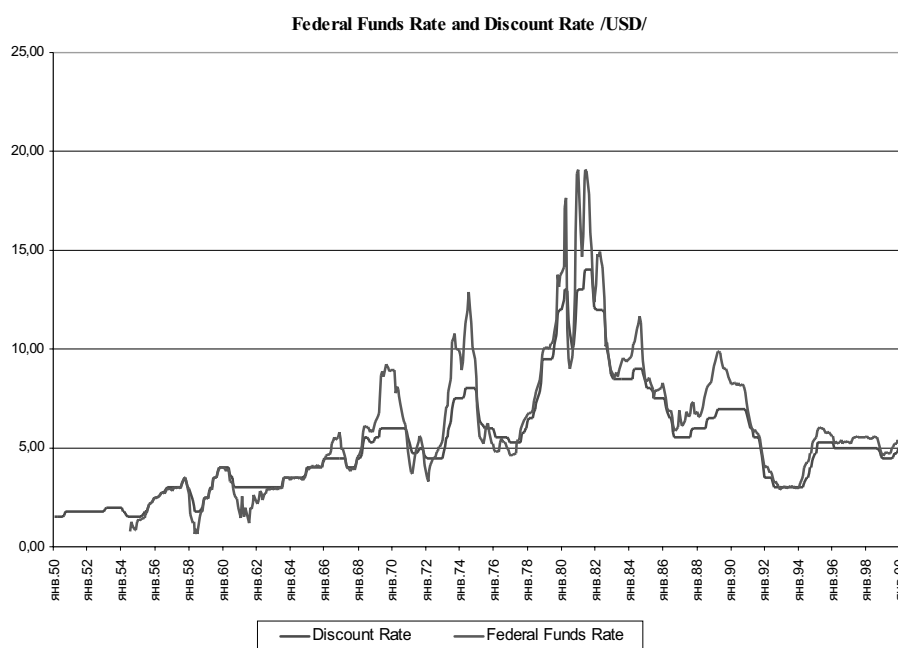


Рис. 5. Движение ставки денежного рынка и Центрального банка США, 1950–2000 гг.

¹¹ Первоклассные обзоры политики Центральными банками ФРГ, США содержатся в книгах еще советского периода (см.: [Шенаев, Макаров, 1977; Бобраков, 1988]). О современной теории монетарной политики Центрального банка см. также: [Mishkin, 1995].

Так, 01.02.1992 г. *обязательные резервы* по депозитам до 1 года ЦБР установил в 10%, 01.04.1992 г. повысил их до 20% (в частности, для борьбы с инфляцией, укрепления курса рубля). С 01.02.1995 г. для счетов менее 30 дней резервы установили в 22%, более 90 дней — 10%, снизив их средний уровень, а 01.05.1997 г. нормы понизили до 14% и 8%. 01.02.1998 г. единая ставка была установлена в 11%; 01.12.1998 г. ее понизили до 5% (в частности, для удешевления кредитов в целях стимулирования экономики); 19.03.1999 г. повысили до 7%; 01.01.2000 г. — до 10% (в русле ужесточения монетарной и антиинфляционной политики).

Дисконтная политика ЦБР, отображаемая движением его ставки рефинансирования, стала рестрикционной (ограничительной) с апреля-мая 1992 г., когда для борьбы с инфляцией и увеличения доходности ГКО¹² эту ставку повысили в несколько приемов до 210% к апрелю 1994 г. (см. рис. 6, табл. 2).

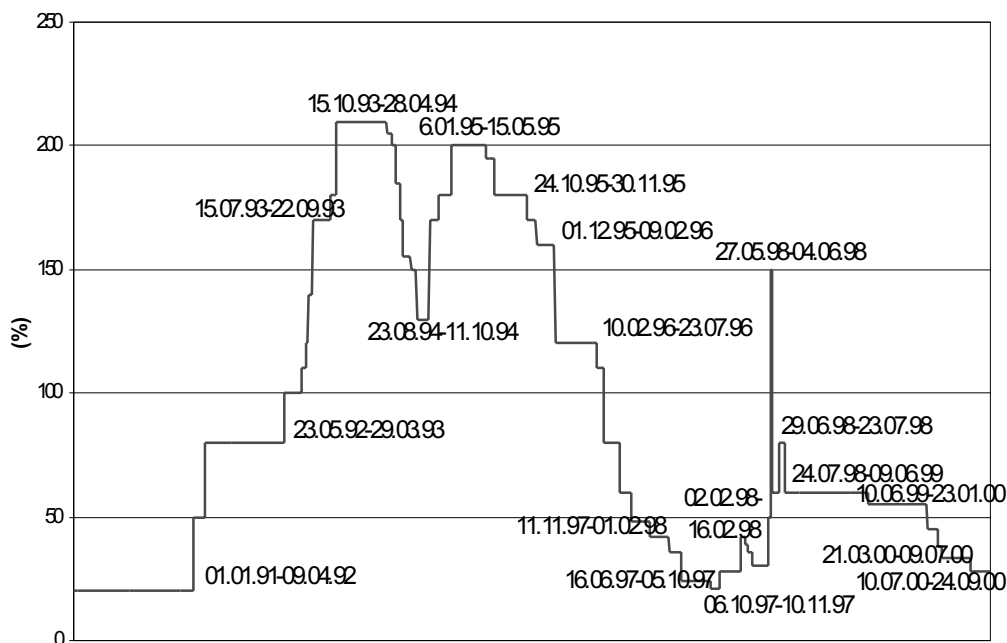


Рис. 6. Ставка рефинансирования ЦБР, 1991–2000 гг.

¹² ГКО — это государственные краткосрочные обязательства (аналог казначейских векселей в США), используемые для «неинфляционного» финансирования дефицита госбюджета. Впервые их выпустили в мае 1993 г. Стоимость финансирования по ним не должна была превышать ставки рефинансирования ЦБР.

Таблица 2

Ставка рефинансирования Центрального банка России

Период действия		%	Период действия		%
01.01.91	09.04.92	20	10.02.96	23.07.96	120
10.04.92	22.05.92	50	24.07.96	18.08.96	110
23.05.92	29.03.93	80	19.08.96	20.10.96	80
30.03.93	01.06.93	100	21.10.96	01.12.96	60
02.06.93	21.06.93	110	02.12.96	09.02.97	48
22.06.93	28.06.93	120	10.02.97	27.04.97	42
29.06.93	14.07.93	140	28.04.97	15.06.97	36
15.07.93	22.09.93	170	16.06.97	05.10.97	24
23.09.93	14.10.93	180	06.10.97	10.11.97	21
15.10.93	28.04.94	210	11.11.97	01.02.98	28
29.04.94	16.05.94	205	02.02.98	16.02.98	42
17.05.94	01.06.94	200	17.02.98	01.03.98	39
02.06.94	21.06.94	185	02.03.98	15.03.98	36
22.06.94	29.06.94	170	16.03.98	18.05.98	30
30.06.94	31.07.94	155	19.05.98	26.05.98	50
01.08.94	22.08.94	150	27.05.98	04.06.98	150
23.08.94	11.10.94	130	05.06.98	28.06.98	60
12.10.94	16.11.94	170	29.06.98	23.07.98	80
17.11.94	05.01.95	180	24.07.98	09.06.99	60
06.01.95	15.05.95	200	10.06.99	23.01.00	55
16.05.95	18.06.95	195	24.01.00	06.03.00	45
19.06.95	23.10.95	180	07.03.00	20.03.00	38
24.10.95	30.11.95	170	21.03.00	09.07.00	33
01.12.95	09.02.96	160	10.07.00	25.09.00	28

Потребность удешевить кредиты для оживления хозяйственной активности заставила ЦБР снижать ставку рефинансирования до все еще астрономических 130%, однако после «черного вторника» (12 октября 1994 г.) ее увеличивали до 200% с целью приостановить колоссальное обесценивание рубля.

После анонса «валютного коридора», который имел противoinфляционный эффект, ЦБР проводил стимулирующую дисконтную политику, понизив ставку рефинансирования в 10 раз (до 21%), в течение 2,5 лет. В ноябре 1997 г., в связи с началом «бегства» инвесторов с развивающихся рынков (в том числе из российских активов) из-за обострения финансовых кризисов на них (см.: [Мадорский, 1999]), Правительство России объявило о введении новых, более либеральных лимитов для валютного коридора (см. табл. 1), включавших:

- ♦ повышение среднего курса доллара на 7% (с 5,8 до 6,2 руб./долл.);
- ♦ расширение допустимого размаха колебаний с ± 5 до $\pm 15\%$;
- ♦ повышение верхней границы коридора на 17% (с 6,10 до 7,13 руб./долл.);
- ♦ подразумеваемую девальвацию рубля на 14,5%.

Ставка рефинансирования также была повышена сначала до 28%, а через полгода (27 мая 1998 г.) достигла кульминационных 150%¹³. Ставка МИБОР овернайт (см. рис. 4) подскочила в те дни до 180%. Во время дефолта, когда ЦБР понижал ставку рефинансирования, МИБОР зашкаливало до исторического пика в 220% — столь велика была потребность в рублевой ликвидности, в том числе для покупки долларов с целями:

- ♦ погасить хотя бы часть валютных обязательств;
- ♦ получить спекулятивную прибыль.

После дефолта 1998 г. ставка рефинансирования в основном использовалась для «взбадривания» экономики посредством политики «дешевых денег», будучи последовательно пониженной до уровня в 28%, потом — в 24%.

Колеблемость развивающегося фондового рынка России. Важнейшим сегментом капитального рынка в любой стране является рынок акций (Stock Market), или, как его принято у нас называть, «фондовый» рынок. Его индикаторы отражают динамику экономической активности (см.: [Wheatley, 1988]). Так, ведущие индикаторы крупнейшего рынка акций в мире (США) — это биржевой индекс Доу Джонс и индекс внебиржевого электронного рынка НАСДАК — демонстрировали в последние десятилетия

¹³ В тот день ЦБР повысил ее в 3 раза (с 50%), вызвав огромную панику во второй половине дня как на оптовом, так и на розничном валютных рынках. В Петербурге, в частности, банки продали практически все ветхие и мелкономинальные (1, 5, 10 долл.) долларовые купюры. На Невском проспекте можно было видеть людей буквально с «авоськами», полными такого рода валютной наличностью, — столь велико было желание населения избавиться от горячих («обжигавших руки») рублевых банкнот и средств на банковских счетах.

весьма схожую динамику (см. рис. 7)¹⁴, достаточно прозрачно интерпретируемую с позиций «больших циклов» («длинных волн») конъюнктуры¹⁵:

- ♦ 1970-е — начало 1980-х годов пришлось на «длинную волну» стагнации, когда фондовые индексы практически «топтались на месте» (см., напр.: [Иванов, 1989]);
- ♦ большую часть 1980-х — 1990-е годы рынки находились на «длинной волне» экспансии (см., напр.: [Котелкин, 1992]).

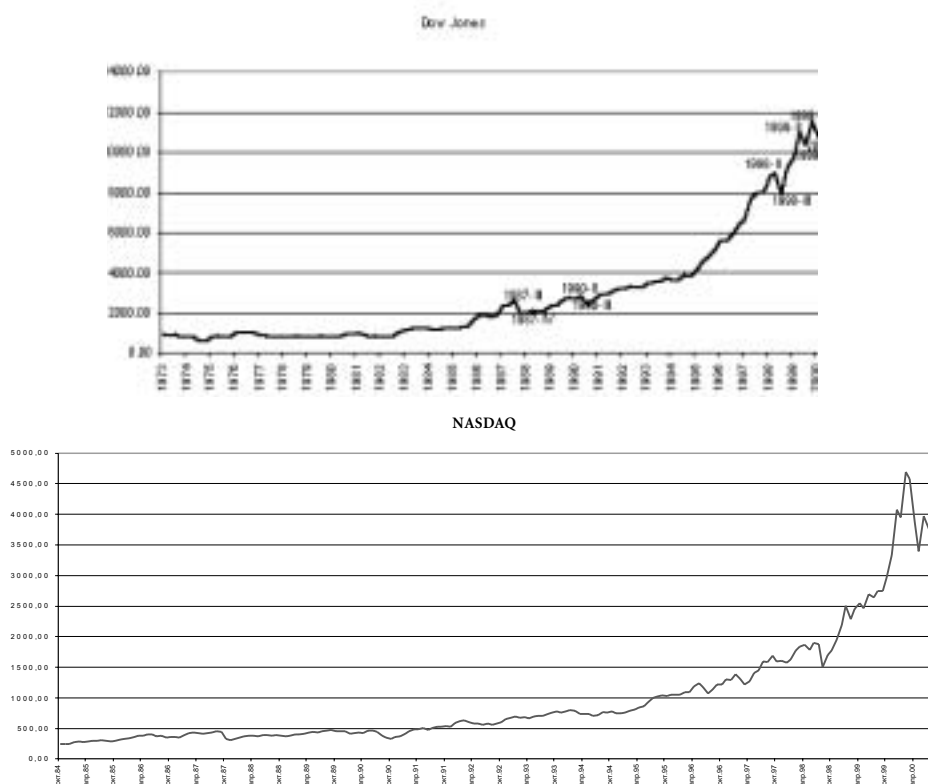


Рис. 7. Динамика фондовых индексов в США — Доу Джонс, 1973–2000 гг., 1928 г. = 100; НАСДАК, 1984–2000 гг.

Источник: данные официального сайта Нью-Йоркской фондовой биржи — www.nyse.com.

¹⁴ Доу Джонс включает акции 30 ведущих мультинациональных компаний, котирующихся на Нью-Йоркской фондовой бирже (NYSE — New York Stock Exchange). НАСДАК (NASDAQ — National Association Security Dealers Automated Quotations) охватывает акции новых высокотехнологичных компаний, продаваемых через электронные сети рынка ОТС (Over The Counter).

¹⁵ Библиографию о длинных волнах конъюнктуры см., напр.: [МЭиМО. 1989. № 6. С. 125].

Российский индекс акций в электронных торгах Российской торговой системы (РТС) 1 сентября 2000 г. отметил 5-летний юбилей (см. рис. 8). За этот период он продемонстрировал широкую амплитуду колебаний (с экстремальным размахом в $\pm 84\%$):

- ♦ от 100 пунктов исходно до 570 пунктов (летом 1997 г.);
- ♦ от 50 пунктов (осенью 1998 г.) до 220 пунктов в 2001 г.

Даже в относительно стабильные периоды его уровень на коротких временных интервалах был весьма волатилен, например, 22 сентября 2000 г. в 12:30 составив 188,4, к 18:00 он упал до 180,0 (т. е. на 4,5%, или 1606% на годовом уровне).

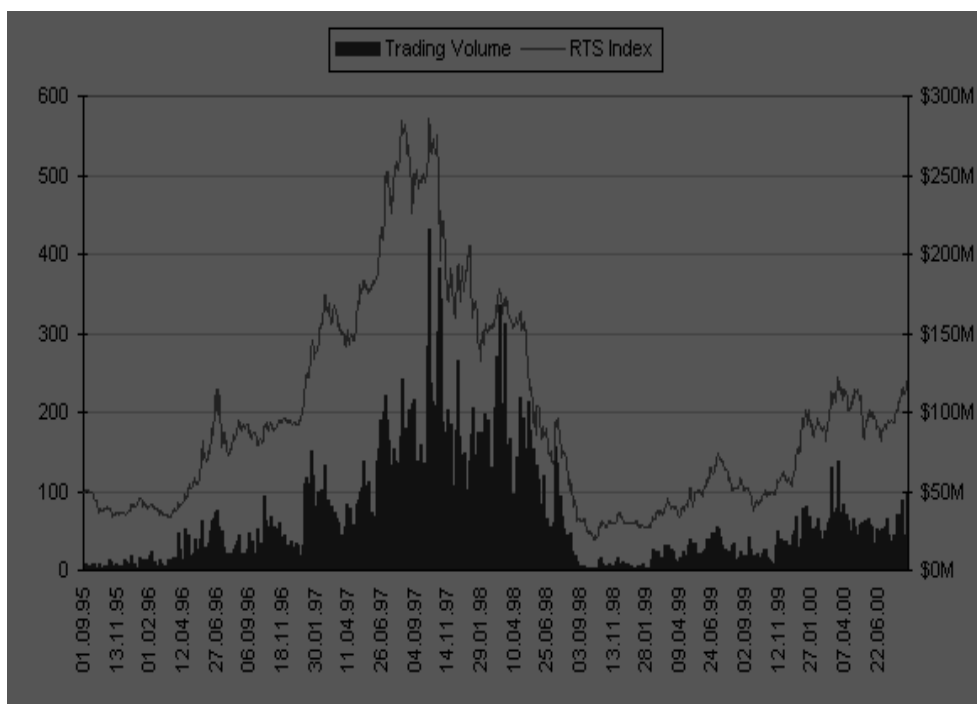


Рис. 8. Динамика российского фондового индекса РТС, 1995–2000 гг.

Взлеты и падения российского фондового рынка были связаны с политическими, экономическими новостями — из того же ряда, что воздействуют и на поведение зрелых рынков. Так, до апреля 1996 г. (почти полгода) индекс РТС держался на уровнях менее 100 пунктов. К 27 июня того же года (день президентских выборов) он возрос до 220 (показав доходность в 700% годовых). Затем он упал до 150 пунктов, возвратиться к уровню в 200 лишь через полгода. Зато в следующие 6 месяцев он возрос до 570 (доход-

ность — 370% годовых), отражая рост долларовых авуаров российских резидентов, получивших доступ к мировым финансовым рынкам осенью 1996 г. и успевших набрать евровалютных банковских и облигационных займов¹⁶. Однако в июле 1997 г. индекс РТС резко обвалился (вслед за началом финансовых и валютных потрясений в Юго-Восточной Азии) до 450 пунктов. Вскоре он опять начал расти (570 пунктов в конце октября). Впрочем, с начала ноября (вслед за второй волной крахов на развивающихся рынках, захватившей также латиноамериканские рынки) индекс РТС пошел вниз (с коротким периодом стабилизации весной 1998 г.), упав приблизительно до 50 пунктов в разгар августовского кризиса. В итоге общая степень обвала российского фондового рынка составила 91% (с максимального уровня в 570 пунктов до «дна» в 50 пунктов).

Примерно через год (летом — осенью 1999 г.) индекс РТС достиг 100 пунктов, после чего начался достаточно длительный подъем, обусловленный приблизительно теми же факторами, что и укрепление курса рубля — около 250 пунктов в марте 2000 г.¹⁷ Наконец, падение рынка в апреле — июне (до 180 пунктов) отразило воздействие обвала американских индексов (в связи с «делом Майкрософт»). С середины лета 2000 г. наблюдался динамичный рост российского фондового рынка.

Теперь рассмотрим краткосрочную динамику тех же секторов развивающегося финансового рынка России (валютного, денежного, капиталного), прогнозируя дневные колебания методами нейронных сетей (см.: [Baestaens, Van Den Bergh, Wood, 1994; Hecht-Nielsen, 1990; Kean, 1992; Cassetti, 1993; Kuo, Principe, deVries, 1992]).

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И МЕТОДЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА

Анализируемые инструменты российских форексного, денежного, фондового рынков — это:

- ♦ курс единой европейской валюты евро к рублю (обозначен как EUR/RUR)¹⁸;

¹⁶ Российский фондовый рынок в период с середины 1996 г. и до конца 1997 г. называли «рынком быков» (bull market), подчеркивая оптимистические, повышательные настроения, господствовавшие на нем (см., напр.: [Elder, 1999]). При этом многие американские аналитики и практики усиленно рекомендовали своим согражданам инвестировать во «внезапно появившиеся» российские активы.

¹⁷ Этому способствовала договоренность Российского Правительства с Лондонским клубом об отсрочке возврата советских долгов, обычная игра на повышение перед президентскими выборами.

¹⁸ О валютной единице ЭКЮ (ECU — European Currency Unit), предшественнице евро, см., напр.: [Котелкин, 1981].

- ♦ однодневная ставка процента МИБОР (MIBOR);
- ♦ фондовый индекс РТС (RTS)¹⁹.

Целью является показать, что нейронные сети способны находить скрытые динамические закономерности в данных, на которых они обучаются, и прогнозировать (на этой основе) динамику, статистически оценивая результаты прогноза. Следует отметить, что хорошо обученная нейронная сеть часто находит в данных закономерности, не доступные человеку-аналитику.

Отметим две особенности нейросетевого анализа. Во-первых, если в данных, на которых обучалась нейросеть, не отражены ценовые изменения, обусловленные экзогенными факторами (начало, окончание войн, реформа валютной системы, неожиданные результаты выборов президента, последствия террористических атак), то нейросеть не сможет предсказать похожие ценовые изменения в будущем. Во-вторых, нейронные сети эффективны для предсказаний финансовых крахов, паник, если они порождены эндогенными факторами (искаженное распространение информации, рост курсов из-за больших покупок, падения из-за больших продаж, изменение ликвидности рынков, нелинейность корректировки курсов)²⁰.

Нейронные сети — это системы искусственного интеллекта, способные к самообучению в процессе решения задач (см: [Baestaens, Van Den Bergh, Wood, 1994; Hecht-Nielsen, 1990; Kean, 1992; Cassetti, 1993; Kuo, Principe, deVries, 1992; Giles, Lawrence, Tsoi, 1997; Demuth, Beale, 1997; Ежов, Шумский, 1998]). Методы, с помощью которых нейронная сеть обучается, заимствованы из исследований интеллекта животных и человека.

Обучение сводится к обработке сетью множества примеров, состоящих из набора пар входов и выходов (обучение с учителем) либо из набора только входов (обучение без учителя).

В первом случае сеть по заданным входам генерирует свои выходы и сравнивает последние с выходами из обучающего набора. Для максимизации выходов, попадающих в допустимый интервал отклонения от обучающих, нейронная сеть модифицирует интенсивности связей между нейрона-

¹⁹ Данные за период 04.01.1999–18.05.2001 гг. по курсу евро/рубль и за период 03.01.1996–16.03.2001 гг. по ставке МИБОР взяты с Интернет сайта Центрального банка России (www.cbr.ru); данные за период 01.09.1995–6.03.2001 гг. по индексу РТС взяты с Интернет сайта РТС (www.rts.ru).

²⁰ Круг этих вопросов связан с наличием хаотической динамики на финансовых рынках и выходит за рамки статьи (см., напр.: [Mantegna, Stanley, 2000; Ежов, Шумский, 1998; Arthur, LeBaron, etc., 1997; LeBaron, 1997; LeBaron, Brock, etc., 1996; LeBaron, 1994; Peters, 1996]).

ми, из которых она построена, и таким образом самообучается. Прогонка обучающих примеров проводится до тех пор, пока не достигается желаемая точность совпадения реальных и обучающих выходов. С этого момента нейросеть считается обученной и может быть применена к обработке данных, похожих на обучающие, но не совпадающие с ними.

Модель любой нейронной сети состоит, таким образом, из следующих составляющих:

- ◆ элементов, обрабатывающих сигналы (нейронов);
- ◆ связей между нейронами;
- ◆ обучающих схем или правил.

Каждый *нейрон* сети обладает собственным весом (положительным, отрицательным) и так называемой функцией активации. Нейрон обрабатывает входные сигналы, суммируя входы с весами и трансформируя полученный результат в выходной сигнал с помощью *функции активации* (линейной, нелинейной, стохастической). Нейроны сети взаимодействуют друг с другом в зависимости от топологии связей. Последние бывают полными (каждый с каждым), частичными (противоположность полной связи), с петлями обратных связей, без таковых. В каждой задаче требуется свой выбор архитектуры сети. Наличие обратных связей влияет на обучаемость сети (улучшая ее), тогда как степень внутренних связей определяет параллелизм вычислений. Когда нейросети стали популярны, они состояли из одного или двух слоев нейронов — входного и/или выходного. Круг задач, решаемый такими сетями, был ограничен. Современные многослойные нейросети мощнее, в частности, из-за того, что они формируют внутреннее представление задачи в так называемых скрытых слоях. Иерархические сети используются для распознавания образов. При этом внутренние слои играют роль «детекторов выученных свойств», поскольку активность паттернов (от англ. Pattern — образец) в скрытых слоях есть кодирование того, что сеть «думает» о свойствах, содержащихся во входах.

Наиболее популярный обучающий алгоритм — это обратное распространение ошибки, состоящее из взаимосвязанных процессов. В прямом процессе входной сигнал проходит через сеть, генерируя определенный выход. В обратном процессе ошибка (разница между желаемым и полученным выходом) передается от выходных слоев к входным с одновременной модификацией связей нейронов так, чтобы (при последующем прогоне информации через сеть) ошибка на выходном слое уменьшилась. В этом состоит обучение сети.

Опишем и прокомментируем результаты предсказаний наборов данных, представленных на рис. 9а, 9б, 9в.

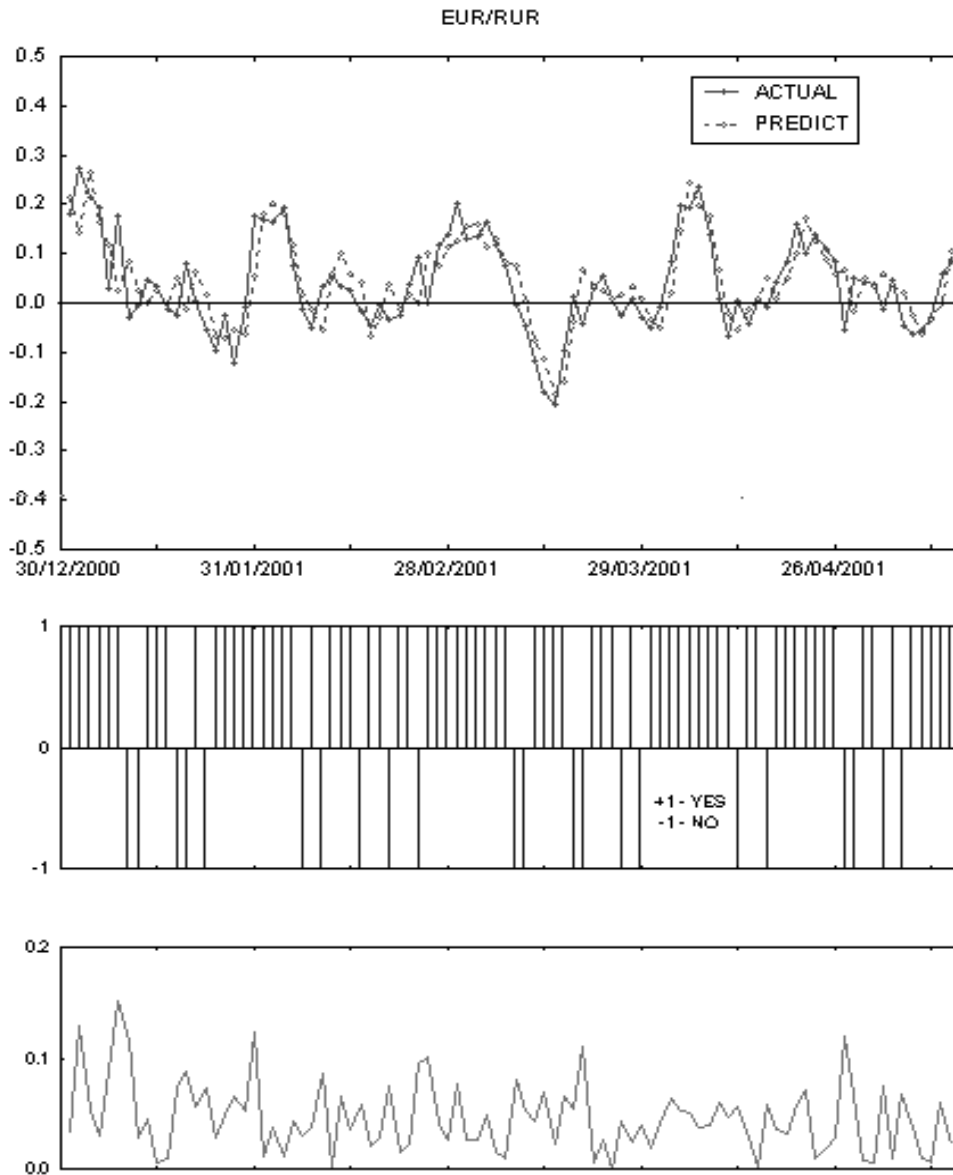


Рис. 9а. Нейросетевые предсказания 5-дневных сглаженных относительных изменений котировки курса евро к российскому рублю — EUR/RUR

Примечание: Верхний рис. — графики фактического и предсказанного нейросетью изменений, выраженных в процентах; рис. в середине — совпадение знака предсказания на каждый день; нижний рис. — модуль ошибки предсказания, выраженный в процентах. По горизонтальной оси отложены номера отсчетов (дней).

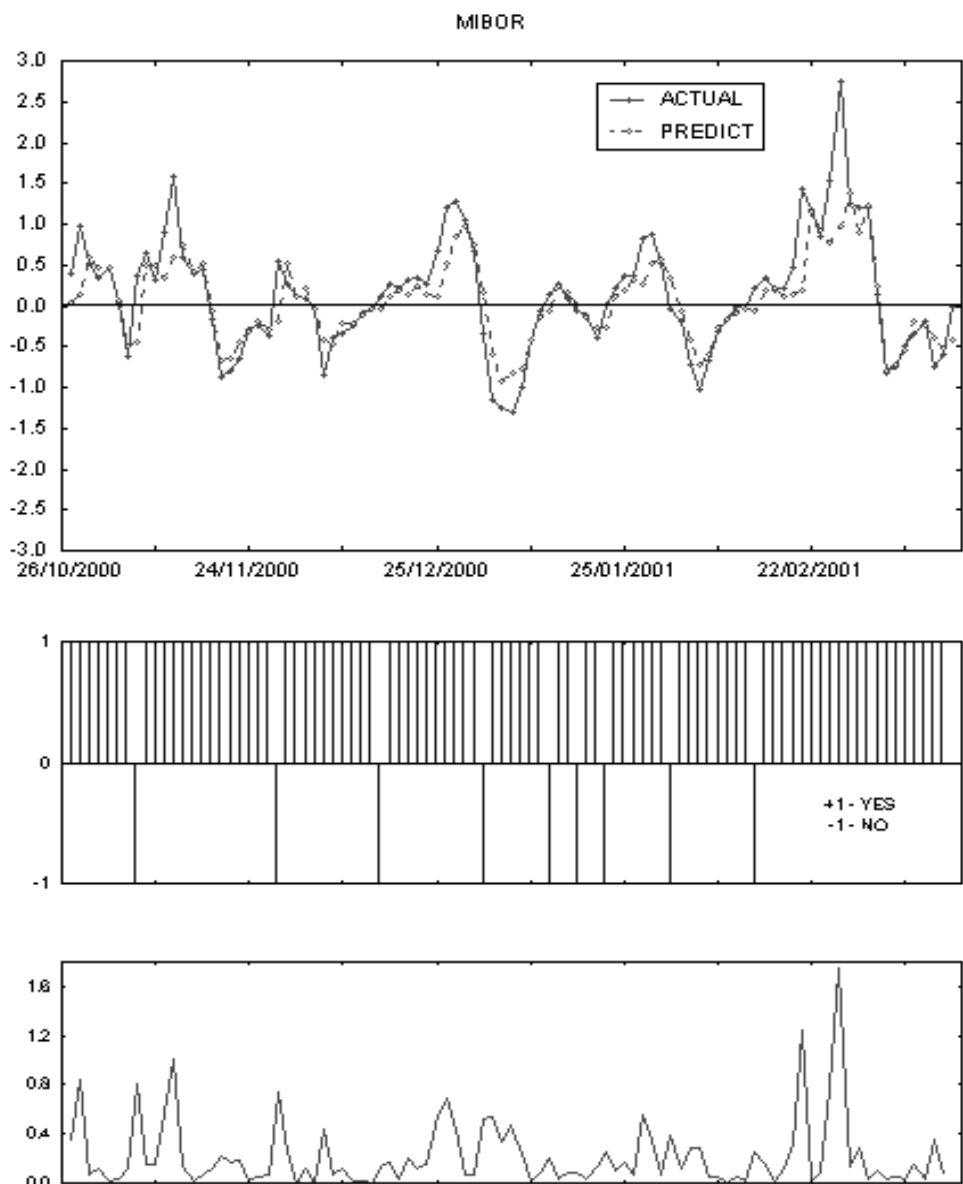


Рис. 96. Нейросетевые предсказания 5-дневных сглаженных относительных изменений однодневной процентной ставки МИБОР — МИБОР

Примечание: Верхний рис. — графики фактического и предсказанного нейросетью изменений, выраженных в процентах; рис. в середине — совпадение знака предсказания на каждый день; нижний рис. — модуль ошибки предсказания, выраженный в процентах. По горизонтальной оси отложены номера отсчетов (дней).

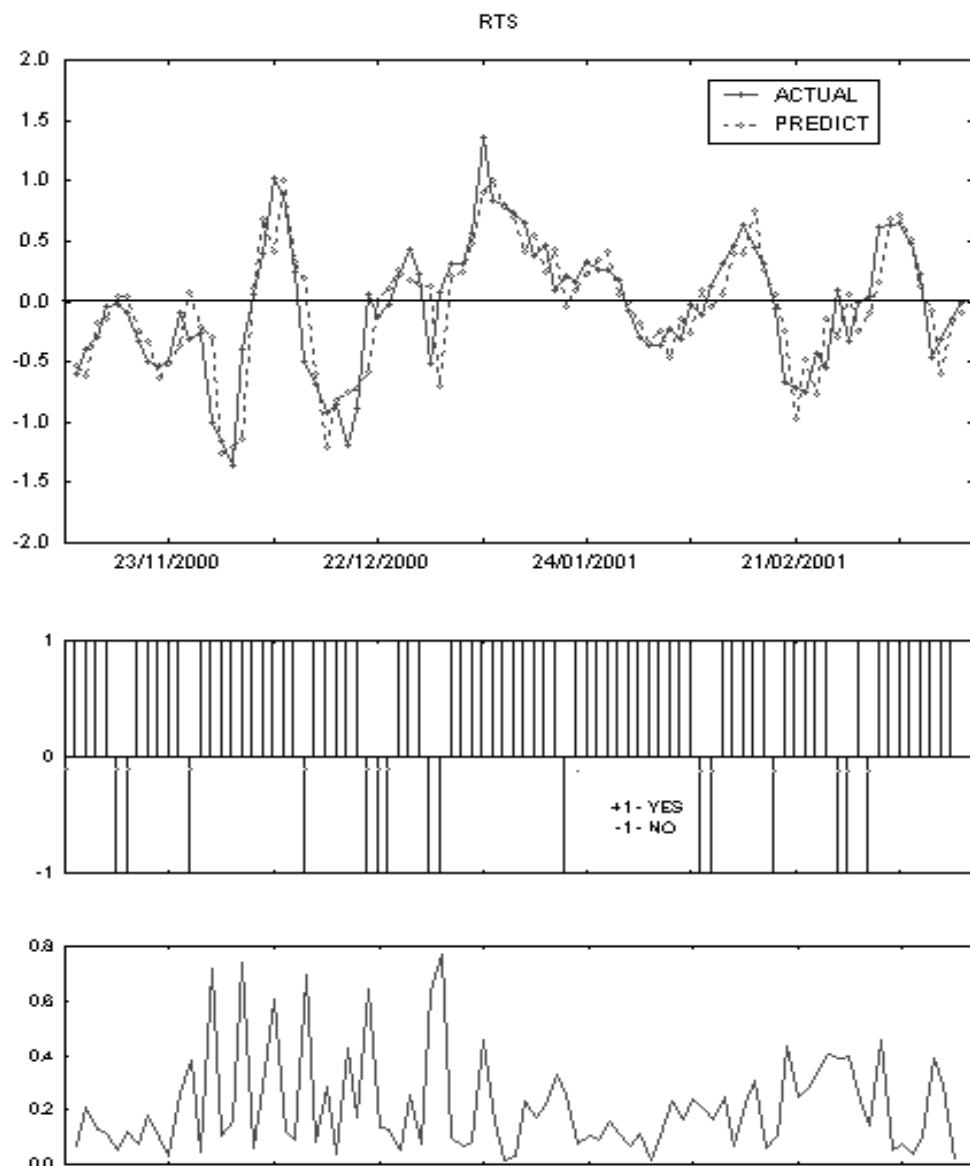


Рис. 9в. Нейросетевые предсказания 5-дневных сглаженных относительных изменений фондового индекса РТС — RTS

Примечание: Верхний рис. — графики фактического и предсказанного нейросетью изменений, выраженных в процентах; рис. в середине — совпадение знака предсказания на каждый день; нижний рис. — модуль ошибки предсказания, выраженный в процентах. По горизонтальной оси отложены номера отсчетов (дней).

Успех нейросетевых предсказаний зависит от типа информации, подаваемой на вход, и от того, какие характеристики выходных данных значимы в задаче прогноза. В построенной сети на один из входов подавались значения дневных относительных изменений котировок EUR/RUR, ставки MIBOR и индекса RTS, выраженные следующим образом: изменению 1,5% соответствовало значение 1,5. На другой вход подавались средние дневные изменения за последние 5 дней. Использование сглаживающих средних было необходимо в связи с высокой шумовой компонентой в данных. Выходом сети было сдвинутое на 1 день вперед значение 5-дневного скользящего среднего. Таким образом, сеть давала прогноз сглаженного 5-дневного среднего на один день в будущее.

Из всевозможных конфигураций нейросетей была выбрана рекуррентная нейросеть с обратной связью от скрытого слоя ко входному (см. рис. 10).

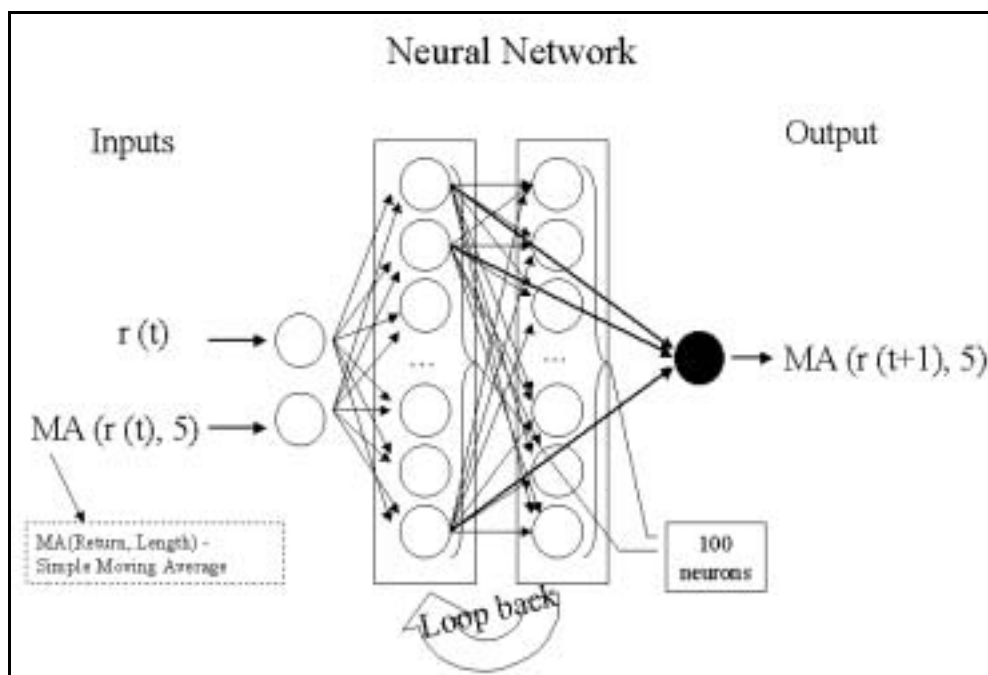


Рис. 10. Архитектура нейронной сети Элмана-Джордана, использованной для прогноза

Этот тип сетей с обучением методом обратного распространения ошибки успешно использовался для предсказания финансовых рынков, поскольку именно рекуррентная сеть выучивает закономерности в последовательности величин, что необходимо для работы с временными рядами.

Недостатком такой сети является длительное время обучения. *Послойные* сети, обучаемые этим методом, на каждый идентичный входной паттерн отвечают одним и тем же паттерном на выходе. *Рекуррентные* сети могут отвечать на один и тот же входной паттерн по-разному, в зависимости от того, какой паттерн был предшествовавшим. Таким образом, для них существенна последовательность обучающих примеров. Иными словами, рекуррентные сети могут быть обучены так же, как стандартные сети с обратным распространением ошибки, однако обучающие примеры должны быть упорядочены и не могут предъявляться сети в случайно выбранном порядке. Существенная разница с послойными сетями заключается в наличии у сети Элмана-Джордана дополнительного блока, хранящего информацию о предыдущих входах. Он может быть интерпретирован как блок долговременной памяти нейросети.

Нейроны скрытого слоя сети Элмана-Джордана имеют логистическую функцию активации $f(x)=1/(1+\exp(-x))$, тогда как нейроны выходного слоя обладают линейной функцией активации. Такая комбинация позволяет аппроксимировать любую функцию с конечным числом разрывов с заданной точностью. Мы использовали симметричную логистическую функцию активации $f(x)=(2/(1+\exp(-x)))-1$. Это не влияло на предсказательные свойства сети, но приводило к более быстрой сходимости алгоритма обучения для данного типа временных рядов. По сути, единственным требованием к сети было достаточное число нейронов в скрытом слое, поскольку их число должно возрастать пропорционально сложности анализируемых данных²¹.

Наиболее трудным в использовании нейросетей является выбор момента остановки обучения. Если сеть обучать недолго, то она не выучит выборку обучающих примеров. Если сеть обучать слишком долго, то она выучит примеры с шумами со сколь угодно высокой точностью, но окажется неспособной обобщать примеры (т. е. действовать схожим образом на данных, не входивших в обучающее множество). Для преодоления этой трудности мы использовали процедуру калибровки с тем, чтобы оптимизировать сеть, применяя ее к независимому тестовому множеству примеров в процессе обучения. Калибровка позволяет найти оптимум нейросети на тестовом множестве, означая способность сети к обобщению, т. е. получению хороших результатов на новых данных. Это достигается вычислением среднеквадратичной ошибки между реальными и предсказанными выходами. Мы использовали среднеквадратичную ошибку как стандартную статистическую меру качества фитирования²².

²¹ Сложность данных оказалась такой, что удалось ограничиться 100 нейронами в скрытом слое.

²² Фитирование — аппроксимация реальных данных прогнозируемыми.

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ПРОГНОЗЫ ИЗМЕНЕНИЯ ДНЕВНОЙ ДИНАМИКИ В РАЗЛИЧНЫХ СЕКТОРАХ РОССИЙСКОГО ФИНАНСОВОГО РЫНКА

Опишем необходимые технические детали, связанные с обучением и прогнозом²³ использованной нами нейросети на описанных выше данных.

Из каждого временного ряда выделялось 3 подмножества:

- ♦ тренировочное (примеры, на которых обучалась сеть) — первые 395 значений для EUR/RUR, 995 значений для MIBOR и 1095 значений для RTS;
- ♦ тестовое (примеры, которые служили для предотвращения переобучения сети или калибровки) — следующие 100 значений для EUR/RUR и 200 значений для MIBOR и RTS;
- ♦ рабочее (примеры, которые сеть не видела) — последние 87 значений временного ряда для EUR/RUR, 95 значений для MIBOR и 86 значений для RTS.

Эффективность предсказаний нейросети проверялась сравнением фактического значения и предсказанного нейросетью.

Критериями качества предсказания служили следующие параметры:

- ♦ *Число эпох и время обучения* — показатели, сколь долго сеть способна улучшать предсказания на тестовом множестве. Под эпохой обучения понимают однократное предъявление сети набора обучающих примеров. Число эпох и время обучения меняются в зависимости от заданных темпа обучения и момента, устанавливаемых из желаемой точности предсказания. Чем меньше их значения, тем более точен результат и тем дольше обучается нейросеть. В использованной сети оба параметра имели значение 0,003.
- ♦ *Коэффициент Q* сравнивает точность нейросетевой модели с точностью модели, предсказания которой одинаковы и совпадают со средним значением всех примеров. Для последней модели коэффициент Q равен нулю. Самый лучший результат достигается, если Q принимает значение 1, для очень хорошего результата Q близок к 1, для очень плохого — в окрестности 0. Если нейросетевое предсказание оказывается хуже, чем предсказание на основе среднего по всем примерам, то значение Q может оказаться меньше 0.
- ♦ *r-квадрат* — коэффициент детерминации, равный отношению дисперсии предсказанных значений к дисперсии фактических, показывая, какая часть дисперсии предсказанных значений объясняется уравнением регрессии.

²³ Обзор базовых подходов к традиционному прогнозированию обменных курсов см.: [Котелкин, Котелкин, 1994].

- ♦ *Средняя ошибка* — усредненный по обработанным примерам модуль разности между предсказанным и фактическим значениями.
- ♦ *Максимальная ошибка* — это максимальный модуль разности между предсказанным и фактическим значениями среди всех обработанных примеров.
- ♦ *Процент (%) правильного предсказания знака изменения* — это отношение числа примеров, для которых знаки реального и предсказанного значения совпадают, и общего числа обработанных примеров, умноженное на 100.

Ниже с помощью данных критериев оценена эффективность нейросетевых предсказаний дневной динамики EUR/RUR, MIBOR, RTS. Результаты сведены в табл. 3. Она состоит из трех блоков. Второй блок таблицы содержит статистику, относящуюся к тренировочному множеству данных по трем временным рядам. Третий блок отражает статистику по рабочим множествам прогнозируемых временных рядов.

Таблица 3

Численные характеристики качества нейросетевого прогноза

Позиции	Курс EUR/RUR	Ставка МИБОР	Индекс РТС
Число эпох обучения	5886	3575	658
Время обучения (часов округленно)	02:13:41	02:32:01	00:38:23
Число примеров для обучения	395	995	1095
Коэффициент Q	0,7804	0,6082	0,8390
r -квадрат	0,7812	0,6153	0,8399
Средняя ошибка, %	0,044	0,169	0,196
Мах. ошибка, %	0,215	1,705	1,332
% правильных предсказаний знака изменения	76	79	80
Число примеров для предсказаний	92	95	86
Коэффициент Q	0,6464	0,6918	0,6829
r -квадрат	0,6658	0,7276	0,6963
Средняя ошибка, %	0,046	0,241	0,224
Мах. ошибка, %	0,153	1,755	0,843
% правильных предсказаний знака изменения	76	89	80

Мы видим, что из трех проанализированных финансовых инструментов наилучшие предсказания достигаются на MIBOR, наихудшие — на EUR/RUR, промежуточные — на RTS. Это следует из значений коэффициента Q на рабочем множестве (см. нижний блок табл. 3), хотя визуально на рис. 9а, 9б и 9в отличия в качестве прогнозов заметить довольно трудно. Следует отметить, что несмотря на примерно одинаковое время обучения для EUR/RUR и MIBOR, качество обучения нейросети на EUR/RUR выше, чем на MIBOR (см. значения коэффициента Q во втором блоке табл. 3), хотя число примеров обучения для EUR/RUR было значительно меньше. Вместе с тем сеть, обучаемая на данных RTS, достигла наилучшего качества обучения за существенно меньшее время. Это означает, что найти скрытые закономерности, содержащиеся в котировках EUR/RUR, значительно сложнее, чем соответствующие закономерности в MIBOR и тем более в RTS. В то же время наилучшее качество прогноза достигается как раз на MIBOR, а наихудшее — на EUR/RUR. Все это свидетельствует о том, что скрытые закономерности, обнаруженные нейросетью в MIBOR, сохраняют свой характер на более длительных интервалах времени по сравнению с EUR/RUR или, иными словами, котировки EUR/RUR более подвержены смене внутренних закономерностей, что и приводит к наихудшему качеству прогноза. Более явный анализ упомянутых скрытых закономерностей в анализируемых секторах рынка мог бы быть проведен методами, отличными от нейросетевых, такими, например, как методы хаотической динамики и мультифрактальный анализ. Однако применение этих методов выходит за рамки настоящей работы.

В целом обзор среднесрочных волн в движении котировок первичных активов на российских финансовых рынках в 1992–2001 гг., базирующийся на принципах суждения²⁴, и анализ краткосрочной динамики производных финансовых инструментов в тех же секторах рынка (валютном, денежном, фондовом) нейросетевыми методами выступали взаимодополняющими, непротиворечиво освещающая динамические процессы в финансовой сфере под различными углами зрения.

Так, нейросетевые подходы являются во многом одной из продвинутых²⁵ ветвей современного технического анализа финансовых рынков, который, в свою очередь, относится к классу так называемых модельно-базируемых способов²⁶ прогнозирования валютно-финансовых индикаторов. Авторы весьма консервативно относились к прогностическим свойствам финансовых моделей и возможностям их применения для принятия реше-

²⁴ От англ. *Judgement Method*.

²⁵ От англ. *Sofisticated* (изощренный).

²⁶ От англ. *Model Based Approaches*.

ний, не питая излишних иллюзий на этот счет. Современный финансовый мир живет естественной жизнью, развиваясь по собственным законам, так что невозможно (даже при помощи новейших технических средств) изобре­сти универсальное средство, гарантирующее перманентные плановые успе­хи принимаемых решений, наподобие «философского камня» (из арсенала средневековых алхимиков), превращающего недргоценные металлы в зо­лото. Фундаментальной посылкой нашего исследования была необходи­мость сочетания продвинутой финансовой аналитики и осторожного суж­дения относительно рыночной динамики.

В то же время новые подходы к финансовой динамике, безусловно, обогащают наше представление о ней и могут служить в умелых руках важ­ным инструментом «подсказок» при принятии решений²⁷.

Литература

- Библиография о длинных волнах конъюнктуры* // МЭиМО. 1989. № 6. С. 125.
- Бобраков Ю. И.* США: Центральный банк и экономика. М., 1988.
- В мире науки. Scientific American.* Издание на русском языке. М., 1989. С. 92–93.
- Ежов А. А., Шумский С. А.* Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе (Сер. Учебники экономико-аналитического института МИФИ / Под ред. В. В. Харитонова). М., 1998.
- Жиров В. И., Котелкин С. В.* Внешнеэкономические контракты фирм: валютные доходы и циклы валютных курсов // Вестн. С.-Петербур. ун-та. Сер. Эконо­мика. 1992. Вып. 3.
- Иванов С. И.* Долговременные колебания темпов роста капиталистической эконо­мики // Современный капитализм: общественное воспроизводство и денежное обращение. Л., 1989.
- Котелкин В. И., Котелкин С. В.* Прогнозирование динамики валютных курсов: базовые подходы // Вестн. С.-Петербур. ун-та. Сер. Экономика. 1994. Вып. 2.
- Котелкин С. В.* Новая форма международного валютного регулирования (ЕВС) // Проблемы воспроизводства капитала в условиях развитого ГМК / Под ред. С. И. Иванова. Л., 1981.
- Котелкин С. В.* Валютные курсы и ставки процента // Долги и кредиты в современной капиталистической экономике / Под ред. И. К. Ключникова, Ю. В. Пашкуса, Н. В. Раскова. Л., 1989.
- Котелкин С. В.* Длинные волны цен — индикатор больших циклов // Закономер­ности экономического роста: анализ зарубежного опыта / Под ред. С. И. Ива­нова. Л., 1992.
- Котелкин С. В., Мадорский Е. Л., Тумарова Т. Г.* Привлечение ресурсов в кризисной финансовой среде // Известия СПбУЭФ. 1999. № 3.

²⁷ Такого рода выводы следует признать не случайными — например, о консис­тентности одновременных прогнозов на валютном рынке различными методами писал К. Фрут [Froot, 1989].

- Мадорский Е. Л.* Современный азиатский кризис и его уроки для России // Россия в системе МВФКО / Под ред. А. И. Евдокимова. СПб., 1999.
- Шенаев В. Н., Макаров В. С.* Финансовая и денежно-кредитная система ФРГ. М., 1977.
- Arthur W. B., LeBaron B., Holland J. H., Palmer R., Tayler P.* Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market // The Economy as an Evolving Complex System II / Ed. by W. B. Arthur, S. Durlauf, D. Lane. Addison; Wesley, 1997.
- Baestaens D. E., Den Bergh W. M. Van, Wood D.* Neural network solutions for trading in financial markets. New York etc., 1994.
- Cassetti M. D.* A neural network system for reliable trading signals // Stocks & Commodities. 1993. Vol. 11. P. 261–266.
- Cumby R., Obstfeld M.* A Note on Exchange Rate Expectations and Nominal Interest Differentials: A Test of the Fisher Hypothesis // Journal of Finance. 1981. N 36 (3).
- Cuthbertson K.* Quantitative Financial Economics: Stocks, Bonds, and Foreign Exchange. Wiley, 1996.
- Demuth H., Beale M.* Neural network toolbox for use with Matlab. 1997. Version 3.0, Users Guide, The Mathworks, Inc.
- Elder A.* Rubles to Dollars. Making Money on Russia's Exploding Financial Frontier. New York, 1999.
- Froot K., etc.* On the Consistency of Short-Run and Long-Run Exchange Rate Expectations // Journal of International Money and Finance. 1989. N 8 (4). Dec.
- Giles C. L., Lawrence S., Tsoi A.Ch.* Rule inference for financial prediction using recurrent neural networks // Proceedings of IEEE/IAFE Conference on computational intelligence for financial engineering IEEE, Piscataway. New York, 1997. P. 253–259.
- Hecht-Nielsen R.* Neurocomputing. New York etc., 1990.
- Jojima K.* Okonomie und Physik. Eine neue Dimension der interdisziplinären Reflexion. Berlin, 1985.
- Jorion P.* On Jump Processes in the Foreign Exchange and Stock Markets // Review of Financial Studies 1. 1988. N 4.
- Kean J.* Chaos theory and neural network analysis // Stocks & Commodities. 1992. Vol. 10. P. 251–253.
- Kuo J.-M., Principe J. C., deVries B.* Prediction of chaotic time series using recurrent neural networks // IEEE Workshop NN for SP, 1992.
- Lapedes A., Farber R.* Nonlinear signal processing using neural networks: prediction and system modelling, technical report LA-UR-87-2662. Los Alamos, 1987.
- LeBaron B.* Chaos and Nonlinear Forecastability in Economics and Finance // Philosophical Transactions of the Royal Society of London. 1994. Vol. 348. P. 397–404.
- LeBaron B.* A Fast Algorithm for the BDS Statistic // Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics, 2. 1997. Vol. 2. P. 53–59.
- LeBaron B., Brock W. A., Dechert W. D., Scheinkman J. A.* Test for Independence Based on the Correlation Dimension // Econometric Reviews. 1996. N 15. P. 197–235.
- Lothian J., Taylor M.* Real Exchange Rate Behavior: The Recent Float from the Perspective of the Past Two Centuries // Journal of Political Economy. 1996. June.

- Mantegna R. N., Stanley H. E.* An introduction to econophysics. Correlations and complexity in finance. Cambridge, 2000.
- Meese R.* Currency Fluctuations in the Post-Bretton Woods Era // *Journal of Economic Perspective*. 1990. N 1.
- Mishkin F.* Economics of Money, Banking, and Financial Markets. New York, 1995.
- Peters E. E.* Chaos and Order in Capital Market. New York, 1996.
- Poddig Th.* Short Term Forecasting of the USD/DM-Exchange Rate, Proceedings of the first International Workshop on Neural Networks in the Capital Markets / Ed. by A. N. Refenes. London, 1993.
- Poddig Th.* Developing Forecasting Models for Integrated Financial Markets using Artificial Neural Networks // *Neural Network World*. 1998. N 1. P. 65–80.
- Poddig Th., Rehkugler H. A.* World Model of Integrated Financial Markets using Artificial Neural Networks // *Journal of Neurocomputing*. 1996. N 10. P. 251–273.
- Stein J.* A Theoretical Explanation of the Empirical Studies of Futures Markets in Foreign Exchange and Financial Instruments // *Financial Review*. 1983. N 18. Febr.
- Stowe J.* Study Guide to Accompany Contemporary Financial Management by R. Moyer, J. McGuigan, W. Kretlow. 6th Ed. New York, 1995.
- Troop A.* International Financial Market Integration and Linkages of National Interest Rates // *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review*. 1994. N 3.
- Wheatley S.* Some Tests of International Equity Integration // *Journal of Financial Economics*. 1988. N 21.

Статья рекомендована к печати доц. Ю. Б. Ильиной, доц. Н. К. Кривулиным.
Статья поступила в редакцию 13 мая 2002 г.