

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

ФИНАНСОВАЯ ДИНАМИКА И НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ: ОПЫТ ИССЛЕДОВАНИЯ ДЕЛОВОЙ СРЕДЫ*

В статье рассмотрены динамические процессы в 3 секторах финансового рынка — валютном, денежном, капитальном. Целью исследования является обзор средне- и долгосрочных колебаний котировок первичных активов на развитых рынках после введения «плавания» валют (в 1973–2000 гг.), а также оценивание краткосрочной динамики в тех же секторах рынка с использованием производных инструментов (фьючерсов на курс доллар — марка, ставку ЛИБОР по евродолларам, фондовый индекс Стэндрат-энд-Пурс). Связь проблематики исследования с управленческой тематикой прокомментирована во введении.

Финансовая аналитика и управленческие решения. Проблемы настоящего исследования непосредственно и тесно связаны с задачами менеджмента организаций (как оперативными, так и стратегическими), поскольку принятие практически всего ряда решений корпоративными финансовыми менеджерами зависит от понимания ими закономерностей и перспектив изменения хозяйственной (в частности, финансовой) среды (см.: [Котелкин С. В., Мадорский Е. Л., Тумарова Т. Г., 1999]). Так, фактически каждое решение экономического субъекта подвержено влиянию изменений в обменных курсах. К ним относятся решения о хеджинге, кратко- и долгосрочном финансировании, оборотном капитале, портфельном инвестировании, капитальном бюджетинге, а также составление и оценка финансовой отчетности, оценка внутрифирменных денежных потоков, определение цен на товары для экспорта, импорта.

Корпорация, например, может стоять перед дилеммой — хеджировать или нет внешнеторговые поступления и платежи в инвалютах. Скажем, российская компания должна уплатить за оборудование из Германии через

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

3 месяца. Тогда, если спот-курс ЕВРО против рубля прогнозируется как меньший, чем котировка фьючерса на тот же срок, то данную позицию, возможно, оставят незакрытой (непроехеджированной). Компания также может иметь доступ к источникам финансирования в различных валютах. В идеале ее выбором будет займ в валюте с понижающимся курсом и низкой процентной ставкой, требующий наименьшую сумму в национальной валюте для возврата долга. Наоборот, для решений о прямых и портфельных инвестициях ищут активы в сильных валютах и с высокой доходностью. Понятно, что эти решения подвержены влиянию прогнозов обменных курсов.

Кроме того, предсказание финансовых временных рядов является базой для управления капиталом и любой инвестиционной деятельности вообще. Соответственно профессиональная работа с информацией о будущих ценах активов — необходимый элемент современного финансового менеджмента. При этом на первый план выходят методы нелинейного моделирования (в частности, нейросетевые технологии прогнозирования) как многообещающие в области управления активами. Наконец, поскольку прогнозирование финансовых временных рядов тесно связано с доходностью, эта область деятельности может рассматриваться как один из видов бизнеса.

Новизна проблематики сводится к демонстрации консистентности традиционных подходов к анализу финансовых колебаний с современными экономическими методами,¹ рассматриваемыми непротиворечиво как альтернатива (или дополнение) технической и математико-финансовой аналитике. Причем первые методы используются для оценки средне- и долгосрочной динамики, а вторые — краткосрочной.²

Примененные традиционные подходы базируются на 2 концептуальных парадигмах — экономических колебаний (напр.: [Juglar C., 1862; Kitchin J., 1923; Туган-Барановский М., 1894; Иванов С. И., 1984; Энтов Р. М., 1980]) и валютно-финансовых паритетов [Cassel G., 1918; Giddy I., Dufey G., 1975; Froot K., Thaler R., 1990; Cumby R., Obstfeld M., 1981; Modjtahedi B., 1988]. Первая рассматривает циклическую динамику как механизм самоорганизации рынка (в том числе финансового) (напр.: [Котелкин С. В., 1993; Дерманов В. К., 1985]). Среди деловых циклов различают «малые» (короткие), среднесрочные (в XIX в. — 10–12 лет, в настоящее время — 4–6 лет),

¹ Точнее, с одной из их разновидностей — нейросетевыми методами (см.: [Poddig T., 1993, 1998]).

² Анализ консистентности обменно-курсовых ожиданий разной срочности в традиционном техническом и математико-финансовом ключе изложен в: [Froot K., Thaler R., 1990].

«большие» (длинные — около 50 лет) [Кондратьев Н. Д., 1926; Schumpeter P., 1939; Иванов С. И., 1989; Лукашевич И. В., 1992; Меньшиков С. М., Клименко Л. А., 1989].³ В частности, известный историк экономической мысли Э. Жамс указывал: «Предвидение и ограничение размаха колебаний — вот главная цель современной экономической политики» [Жамс Э., 1959, с. 451].

В статье, посвященной начинающимся среднесрочному спаду и понижательной длинной волне в экономике США, справедливо отмечается: «Удивительно, что современные западные экономисты в большинстве своем довольно высокомерно относятся к концепции экономических циклов» [Гурова Т., Кобяков А., 2001, с.14]. Заметим, что такое же отмечалось на излетах двух предыдущих экспансионистских длинных волн — в конце 1920-х и в середине 1960-х годов — после продолжительных периодов «просперити»,⁴ когда европейские и американские экономисты начинали в большей степени доверять альтернативным теориям — экономического роста (всеобщего благосостояния), основанным на «законе Сэя», отрицавшем периодические спады в экономике [Abramovitz M., 1950; Mynt H., 1950].⁵ Однако с наступлением депрессивной длинной волны (или в ее преддверии) обычно оживляются воспоминания о регулярных циклах [Hayek F., 1933; Самуэльсон П., 1964, с. 289–303; Кейнс Д., 1949, с. 303–323].⁶

Концепции валютно-финансовых паритетов раскрывают условия равновесия на валютных, денежных (капитальных), товарных рынках. Они показывают устойчивые взаимосвязи между индикаторами последних — обменными курсами, процентными ставками (курсами акций), товарными ценами, — являющиеся базой для прогнозов их динамики, а следовательно, для принятия финансовых решений (см.: [Котелкин В. И., Котелкин С. В., 1994; Cuthbertson K., 1996]).⁷

Нейросетевой подход к анализу и прогнозированию финансовых временных рядов, использованный в статье, основывается на парадигме теории сложных систем и ее применимости к анализу финансовых рынков

³В частности, Й. Шумпетер ссылается на работу Г. Кларка «Физическая экономика» (1894), описывавшую обычные промышленные циклы и волны длиной около 54 лет. (см: Библиография о «длинных волнах» конъюнктуры // МЭ и МО. 1989. №6. С.125).

⁴От англ. Prosperity (процветание).

⁵См. также: Problems in the study of economic growth. National Bureau of Economic Research, 1949.

⁶См. также: Growth divergencies in the US Europe, and Japan: trend or cyclical // World Economic Outlook. Washington, 2000.

⁷См. также: Проблемы моделирования финансовых показателей: цены, обменные курсы, ставки процента, фондовые индексы в российской экономике / Под ред. Р. М. Энтова. М., 1999.

[Mantegna R. N., Stanley H. E., 2000]. Использованный нами подход является оригинальным и отличается от подходов других авторов [Baestaens D. E., Van Den Bergh W.-M. and Wood D., 1994; Ежов А. А., Шумский С. А, 1998] в следующих аспектах. При выборе архитектуры сети и способа прогнозирования мы проводили глубокую предварительную обработку данных, используя методы теории сложных систем, такие, как фрактальный и мультифрактальный анализ, тесты нестационарности, вейвлет-анализ, методы нелинейной и хаотической динамики [Arthur W. B., LeBaron B., Holland J. H., Palmer R., and Tayler P., 1997, LeBaron B., 1997; LeBaron B., Brock W. A, Dechert W. D., Scheinkman J. A., 1996, LeBaron B., 1994, Peters E. E., 1996]. В настоящей работе мы не описываем этапов и методов этой предварительной обработки данных. Однако выполненный анализ позволил оптимизировать параметры нейросети, определить горизонт прогноза и провести сравнение качества предсказаний для временных рядов из различных секторов финансового рынка. В частности, для сравнения качества предсказания различных финансовых рядов нейросетью одной и той же архитектуры мы нормировали исходные данные к одинаковой дисперсии.

ДИНАМИЧЕСКИЕ ПРОЦЕССЫ НА ЗРЕЛЫХ ФИНАНСОВЫХ РЫНКАХ

Среднесрочные циклы обменного курса доллара. На зрелых рынках колебания финансовых котировок имеют достаточно правильный (волновой) характер. После перехода к «плаванию» (март 1973г.) ведущие валюты демонстрируют вполне регулярные циклы⁸ (см. рис. 1)⁹.

Первый выраженный среднесрочный обменно-курсовый цикл для ведущих валют пришелся на 1975–1985 гг.¹⁰:

- ♦ в 1975–1980 гг. курс доллара США¹¹ упал с 3,3 (на среднемесячном базисе) до 1,7 марок (почти на 50%) и с 300 до 185 йен за долл. (на 40%);

⁸ Напр., в монографии [Дерманов В. К., 1985] рассмотрены колебания курса йены к доллару в их связи с торговой конкурентоспособностью, межстрановым движением капитала; в статье [Жиров В.И., Котелкин С.В., 1992] проанализированы доходы по внешнеэкономическим контрактам фирм в контексте циклов валютных курсов; см. также: [Meeße R., 1990].

⁹ Идентичный график был приведен в Вып. 2 2002 г. серии «Менеджмент» для сравнения с графиком курса доллар — рубль. Здесь он анализируется детально.

¹⁰ В 1973–1974 гг. доллар временно («противолово») возрос в связи с тем, что произошел первый нефтешок в сентябре 1973г., увеличивший справочную цену барреля («бочонка») нефти в 6 раз (приблизительно с 1,5 до 10 долл.), а нефть традиционно фактурировалась (т. е. счета на нее выписывались) в долларах США. Отсюда — возникновение добавочного временного спроса на доллары.

¹¹ Везде дальше под словом «доллар» понимается именно доллар США, если иное не оговорено специально.

- ♦ с середины 1980 и до начала 1985 гг. он возрос до 3,4 марки (на 100%) и до 260 йен за долл. (на 41%) [Levich R., 1984].

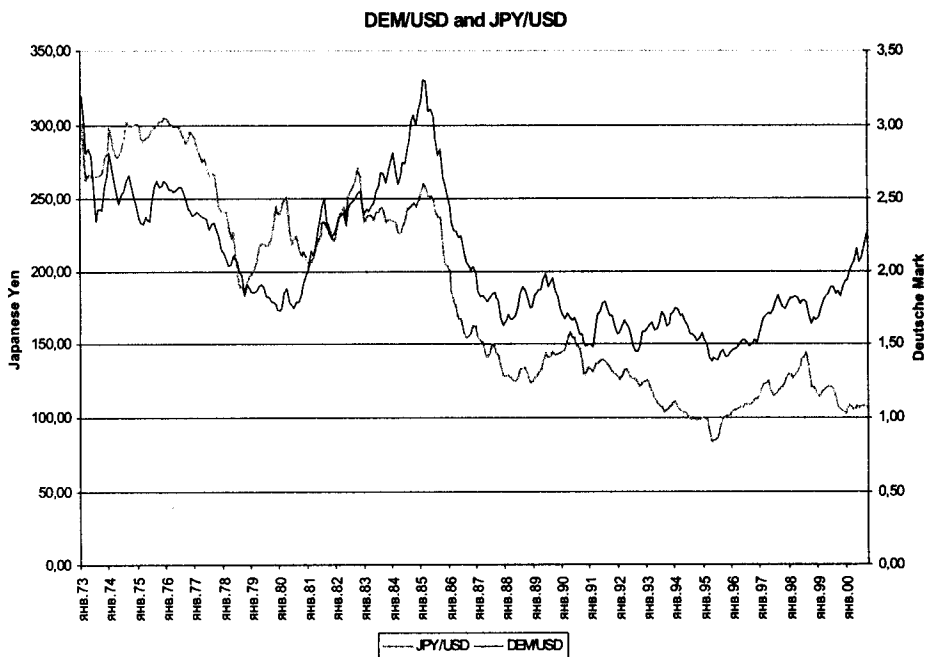


Рис. 1. Динамика курса доллара США к марке ФРГ и японской йене, 1973–2000 гг.

Источник: International Financial Statistics, International Monetary Fund. Washington, Yearbook 1984, 2000.

В начале 1985 г. курс доллара оценивался как завышенный на 30–40%¹² [Lothian J., Taylor M., 1996] в результате сверхоптимистичных ожиданий о последствиях политики «рейганомики», подавившей инфляцию, подтолкнувшей экономический рост. Это дисбалансировало товарные цены (а следовательно, международную торговлю, приведя к экстраординарным дефицитам платежного текущего баланса США), искажало действительную доходность активов в разных валютах (а, значит, межстрановые инвестиции, приведя к экстраординарному «бегству» капиталов в американские активы). В итоге управляющие центральными банками 10 ведущих стран

¹² Относительно своего паритета покупательной способности (или реального обменного курса, т. е. номинального, скорректированного на инфляционный дифференциал между странами).

(«Группа 10») в сентябре 1985 г. приняли «соглашение Плаза»,¹³ по которому они начали валютные интервенции, стремясь «уронить» курс доллара (до его естественного, равновесного уровня, не мешающего торговле, инвестициям). Мероприятия достигли планового эффекта — доллар к началу 1987 г. оказался на уровне 1,6 марок и 130 йен (падение на 53 и 50%). Теоретически новая понижательная волна могла бы продолжаться до 1988–1989 гг.

Однако согласованная политика центральных банков, ускорившая ее наступление, привела к эффекту «перелета»,¹⁴ в результате чего доллар в начале 1987 г. оказался заниженным (на 20–25%), что также искажало торговые, инвестиционные потоки в мировой экономике, подрывая сравнительную конкурентоспособность (на этот раз) Японии, Европы и вызвав отток капитала из США. Необходимо стало вывести курс доллара на новый уровень динамического равновесия. С этой целью управляющие ведущими центробанками заключили историческое «Луврское соглашение» (22 февраля 1987г.). В результате доллар несколько укрепился (не достигнув, понятно, «переоцененных» высот середины 1980-х годов).

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

- ♦ понижательную — 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%¹⁵);
- ♦ повышательную — во второй половине 10-летия (увеличившись до 2,26 марок в сентябре 2000 г. и 145 йен в августе 1998 г.).

Начало 1990-х годов — это процесс реунификации Германии, связанный с финансированием Восточных земель и сопутствующим ускорением инфляции, обусловившей меньшее циклическое укрепление марки (+30%, с 1/1,75=0,57 долл. за марку до 0,74) сравнительно с укреплением йены

¹³ По названию знаменитой гостиницы в Нью-Йорк-Сити, в которой проходило соответствующее совещание. Первая попытка координированных валютных интервенций с целью «свалить» доллар была предпринята «Группой 10» в феврале 1985 г. (после Вашингтонской встречи), однако достигнутый эффект был лишь временным (весной-летом того года доллар вновь укрепился) — рынок оказался сильнее (поскольку на нем господствовали спекулятивные ожидания «быков», т. е. повышателей, относительно американской валюты).

¹⁴ От англ. Overshooting.

¹⁵ Заметим, что начало 1990-х годов — это процесс реунификации Германии, связанный с финансированием Восточных земель и сопутствующим ускорением инфляционных эффектов, что обусловило, в первую очередь, меньшую степень циклического укрепления марки (+30%, с 1/1,75=0,57 долл. за марку до 1/1,35=0,74 долл. за марку) сравнительно с укреплением йены против доллара (+100%, с 1/160=0,00625 до 1/80=0,0125 долл. за йену).

против доллара (+100%, с $1/160=0,00625$ до 0,0125 долл. за йену). Вторая волна цикла доллара 1990-х годов против марки была ускорена по темпам и продлена во времени (сравнительно с йеной) в силу ослабления марки, связанного

- ♦ с финансовой реформой в Европе (техническими и психологическими трудностями перехода к единой валюте ЕВРО¹⁶);
- ♦ с войной в Европе 1999 г. (натовские бомбардировки Сербии, загрязнение Дуная, ухудшение российско-западных отношений).

В заключение обзора валютного (форексного¹⁷) рынка заметим, что с 1987 г. курс доллара значительно сузил среднесрочный размах колебаний:

- ♦ против марки амплитуда держалась в диапазоне от 1,5 до 2 марок за долл.;
- ♦ против йены — от 100 до 150 йен за долл.

Это позволило аналитикам говорить о том, что ведущие центральные банки на Луврском совещании договорились поддерживать неофициальный коридор («целевую зону»¹⁸) для курса доллара в этих пределах (+\ -15% вокруг 1,75 марки за долл. и +\ -20% вокруг 125 йен за долл.). Финансовые власти отрицают такую договоренность. Однако наличие или отсутствие коридора доллара с 1987 г., вмешательства центральных банков в рыночный механизм путем валютных интервенций и мер кредитно-денежной политики не снимают проблемы оценки среднесрочной волновой динамики на форексных рынках.

Движение процентных спредов на денежных рынках. Динамика валютного рынка тесно связана с котировками денежного рынка (см.: [Котелкин С. В., 1989; Lucas R., 1982]). В частности, по международному эффекту Фишера¹⁹, ожидаемые курсы валют выравниваются в соответствии с разницей в процентных ставках по активам в различных валютах. Высокая ставка по валюте свидетельствует об ее оценке рынком как более инфляционной (в будущем). Динамически важно существование устойчивых спредов²⁰ в ставках между различными валютами [Тгоор А., 1994; Strongin S., 1990]. Так, ставки по марке обычно ниже ставок по доллару, они отражают более низкий долгосрочный темп инфляции в Германии. Ставки по йене также ниже американских в тенденции, что связано с относительным избытком капитала в этой стране, стимулирующей эко-

¹⁶ О предшественнице ЕВРО — единице ЭКЮ см.: [Котелкин С. В., 1981].

¹⁷ От Foreign Exchange (FOREX) — иностранный обмен.

¹⁸ От англ. Target Zone.

¹⁹ Ирвинг Фишер, американский экономист, советник президента Ф. Д. Рузвельта, считается одним из «отцов» современной теории процента (см.: [Fisher I., 1928]).

²⁰ От англ. spread — разница.

номической политикой Правительства, низкими инфляционными ожиданиями.

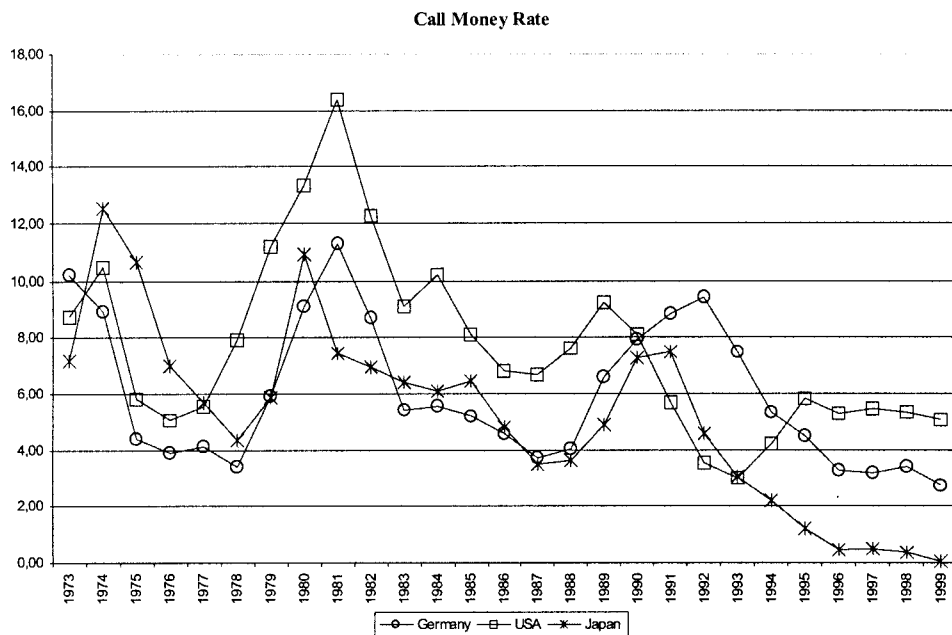


Рис. 2. Динамика ставок процента на денежных рынках США, Германии, Японии, 1973–2000 гг.

Источник: International Financial Statistics, International Monetary Fund. Washington, Yearbook 1984; 2000.

Соответственно с изменением направленности волн в движении обменного курса связано сужение (расширение) такого устойчивого спреда в процентных ставках. Тогда если ставка в тенденции выше по оцениваемой валюте («базе котировки»), чем по оценивающей валюте («валюте котировки»), и если спред сужается, то следует ожидать укрепления базовой валюты. Если же процентный спред расширяется, то, наоборот, ожидают ее ослабление.

Действительно, рис. 2 показывает, что периодам укрепления доллара (базовой валюты котировок) соответствовало сужение процентного спреда (особенно по курсу доллар — марка) — 1974–1975, 1981–1983, 1987–1988, 1995–2000 гг. Наоборот, среднесрочным понижительным волнам доллара сопутствовало расширение процентного спреда («в пользу» доллара) — вторая половина 1970-х годов, 1984–1986 гг. или превышение ставки по

марке над ставкой по долларам (первая половина 1990-х годов²¹). Визуально не наблюдалось абсолютного совпадения курсовых волн и «пульсаций» (сужений, расширений) разниц в ставках процента («процентных волн»). Для некоторых периодов заметен лаг (запаздывание) в отклике одних волн (например, курсовых) на другие. Однако тенденция во взаимодействии обменных курсов и процентных спредов прослеживалась отчетливо для периодов всех 6 среднесрочных валютных волн в течение 1970–1990-х годов.

3 Months Libor

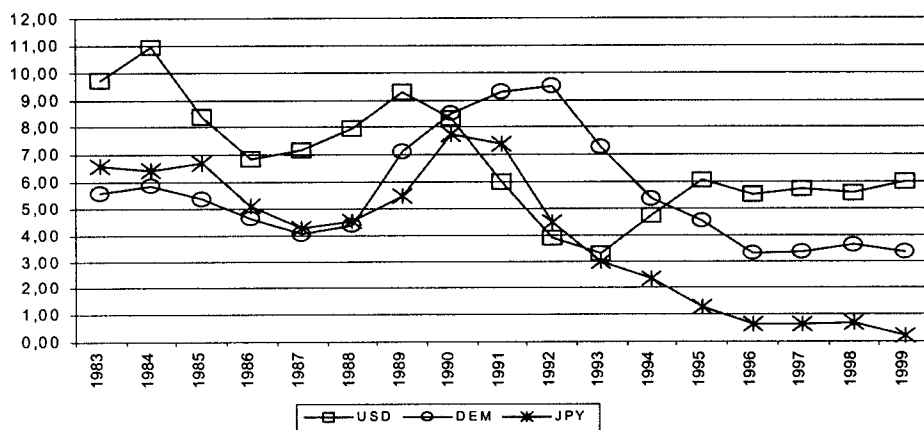


Рис. 3. Ставки процента: доллар, марка, йена на евровалютном рынке, 1983–1999 г.

Источник: International Financial Statistics, International Monetary Fund. Washington, Yearbook 1990; 2000.

Рис. 3 демонстрирует динамику ставок процента на офф-шорном (евровалютном) рынке. Ставки ЛИБОР²² — это цена межбанковских кредитов в центре евровалютного рынка (Лондон). Спреды по ЛИБОР близ-

²¹ Очевидно, что здесь также сыграли свою роль процессы реунификации Германии, усилившие инфляционные ожидания в этой стране в связи с огромными средствами (в том числе из государственного бюджета), инвестированными в Восточные земли, которые, в свою очередь, увеличили уровень номинальных ставок процента, а также спрос на капитал, повысив уровень реальной доходности в этой стране, а следовательно, увеличил сравнительную привлекательность активов в марках, спрос на эту валюту, ее обменный курс.

²² От англ. LIBOR (London Interbank Offered Rate — LIBOR)

ки к динамике курсов на валютном рынке. Именно на их базе тестируются условия паритета на международных рынках (вышеупомянутый международный эффект Фишера, связывающий спот-курсовые и процентные дифференциалы; паритет процентных ставок, связывающий форвардные и процентные дифференциалы²³), а также оцениваются ошибки прогнозов обменных курсов.

Как видим, ЛИБОР-спреды в основном повторяют волновую динамику разниц в ставках процента на внутренних денежных рынках развитых стран.

«Длинные волны» на фондовых рынках. Движение капитального рынка,²⁴ предоставляя участникам возможности для краткосрочных спекуляций, связано с динамическими долгосрочными процессами. Базовые фондовые индексы²⁵ в тенденции отражают так называемые «длинные волны» конъюнктуры, когда экономика развивается в целом повышательно 20–25 лет (с сильными среднесрочными подъемами и менее отчетливыми спадами), а следующие четверть века — депрессивно (со слабыми подъемами и отчетливыми рецессиями) [Котелкин С.В., 1992; Sapos B., 1987]. Согласно этой концепции, послевоенное процветание (с конца 1940-х годов) сменилось «длинной» депрессивной волной (середина 1960-х – начало 1980-х годов). Далее, середину первой половины 80-х годов XX в. считают началом очередного «большого цикла», а трансформация «длинной» повышательной волны в депрессивную ожидается приблизительно в середине текущего десятилетия.

Ведущий биржевой индекс на крупнейшем в мире фондовом рынке (США) Доу-Джонс (рис. 4), отражающий динамику цен акций 30 крупнейших компаний этой страны, был практически стабильным в «депрессивные» 1970-е годы — 950 пунктов в конце 1973 г. (на базе — 1929 г.=100) и 890 пунктов в 3-м квартале 1982 г. Сейчас его величина возросла примерно до 11000 (в 12 раз, т. е. на тысяча сто (1100)%).²⁶

²³ Об использовании этих эффектов писал еще Кейнс [Кейнс Д. М., 1993]; см. также: [P.Einzig, 1937].

²⁴ На капитальном рынке торгуют долгосрочными финансовыми активами, в первую очередь акциями, облигациями [Jorion P., 1988; Wheatley S., 1988].

²⁵ Отражают динамику средневзвешенной стоимости некоторых корзин акций, облигаций, котируемых на ведущих биржах (DowJones30, SP500 — в США, FT100 — в Англии, Nikkei — в Японии) или в электронных торговых системах (NASDAQ в США, РТС — в России).

²⁶ Среднесрочная динамика фондового индекса Стэндарт-энд-Пурс по преимуществу следовала динамике индекса Доу-Джонс. Так, в конце 1972 г. (перед введением «плавления» обменных курсов) его уровень составлял 118, в середине 1982 г. — 107, а 1 сентября 2000 г. — 1437 пунктов.

Dow Jones

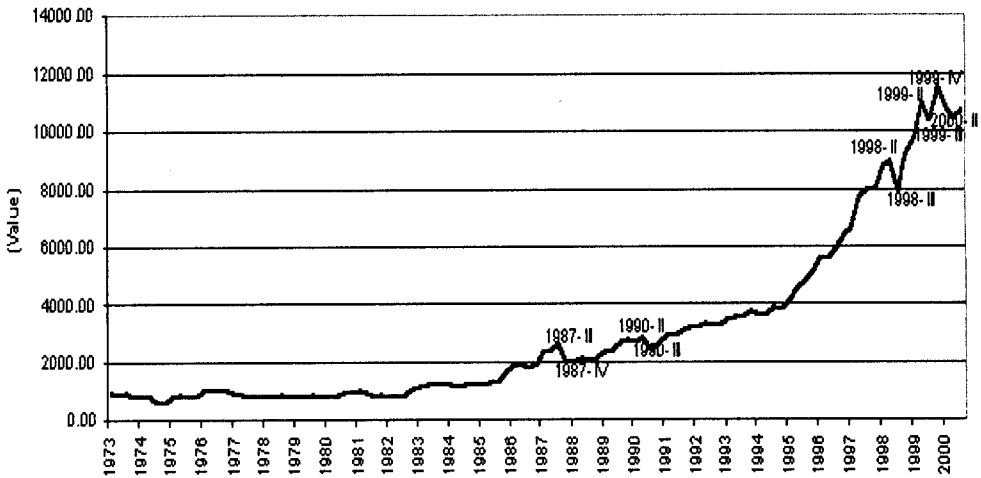


Рис. 4. Динамика фондового индекса Доу-Джонс в США, 1973–2000 гг., 1928 г. = 100

Источник: официальный сайт Нью-Йоркской Фондовой Биржи www.nyse.com.

ВВП США возрос значительно в меньшей степени за 1980–1990-е годы. Так, номинальный ВВП возрос с 3,2 до 8,5 трлн долл. в 1982–1998 гг., т. е. в 2,7 раза, а реальный ВВП — в 1,6 раза [International Financial Statistics. July 2000. Washington, 2000]. В силу этого нынешний уровень стоимости акций рассматривают как экстраординарно завышенный, интерпретируя ситуацию в духе угрозы «финансового пузыря», нависшей теперь уже над развитыми рынками (в отличие от 1997–1998 гг., когда финансовые кризисы сотрясали рынки развивающихся стран (см.: [International Capital Markets. IMF. Washington, 1999; Мадорский Е. Л., 1999; Krugman P., 1979])). Такая интерпретация нынешнего состояния развитого фондового рынка адекватна концепции «больших циклов», в соответствии с которой развитый мир находится на пороге депрессивной «длинной» волны, а ее начало часто ускорялось или сопровождалось крупными финансовыми крахами (фондовый крах октября 1929 г., развал мировой валютной системы в начале 1970-х годов).

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФЬЮЧЕРСНЫХ КОТИРОВОК И НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Постановка задачи нейросетевого анализа. Рассмотрим динамические процессы на валютном, денежном, капитальном рынках в крат-

косрочные периоды (внутри «средних циклов»), прогнозируя дневную динамику методами нейронных сетей [R.Hecht-Nielsen, 1990, Kean J., 1992, Cassetti M. D., 1993, Kuo J-M, Principe J. C., deVries B., 1992]. Анализируемые инструменты — это фьючерсы на курс «доллар США — немецкая марка» (обозначен как DM), на ставку процента ЛИБОР по евродолларам (ED), на фондовый американский индекс Стэндарт-энд-Пурс S&P500 (SP).²⁷

Целью является показать, что нейронные сети способны находить скрытые динамические закономерности в данных, на которых они обучаются, и (на этой основе) прогнозировать динамику, статистически оценивая результаты прогноза. Следует отметить, что хорошо обученная²⁸ нейронная сеть часто находит закономерности в данных, 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), то нейросеть не сможет предсказать похожие ценовые изменения в будущем. В то же время (во-вторых), нейронные сети эффективны для предсказаний финансовых крахов, паник, если они порождены эндогенными факторами (искаженное распространение информации, рост курсов из-за больших покупок, падение из-за больших продаж, изменение ликвидности рынков, нелинейность корректировки курсов²⁹).

Методы нейросетевого анализа и прогнозов. Нейронные сети — это системы искусственного интеллекта, способные к самообучению в процессе решения задач³⁰ (см: [Hecht-Nielsen R., 1990; Kean J., 1992; Cassetti M. D., 1993; Kuo J-M, Principe J. C., deVries B., 1992; Demuth H., Beale M., 1997, Ежов А. А., Шумский С. А. 1998]).

Обучение сводится к обработке сетью множества примеров, состоящих из набора пар входов и выходов (обучение с учителем) или 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 обу-

²⁷ Данные за 04/01/1995–31/08/1999 взяты из Free Historical Futures Data, поставляемых Turtle Trader Company.

²⁸ Смысл этого термина объясняется ниже.

²⁹ Данные за 04/01/1995–31/08/1999 взяты из Free Historical Futures Data, поставляемых Turtle Trader Company.

³⁰ Смысл этого термина объясняется ниже.

чающих, нейронная сеть модифицирует интенсивности связей между нейронами, из которых она построена, и таким образом самообучается. Прогонка обучающих примеров проводится, 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 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 1 или 2 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 распознавание образов. При этом внутренние слои играют роль «детекторов выученных свойств», поскольку активность паттернов³¹ 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. 5.

³¹ От англ. Pattern (образец).

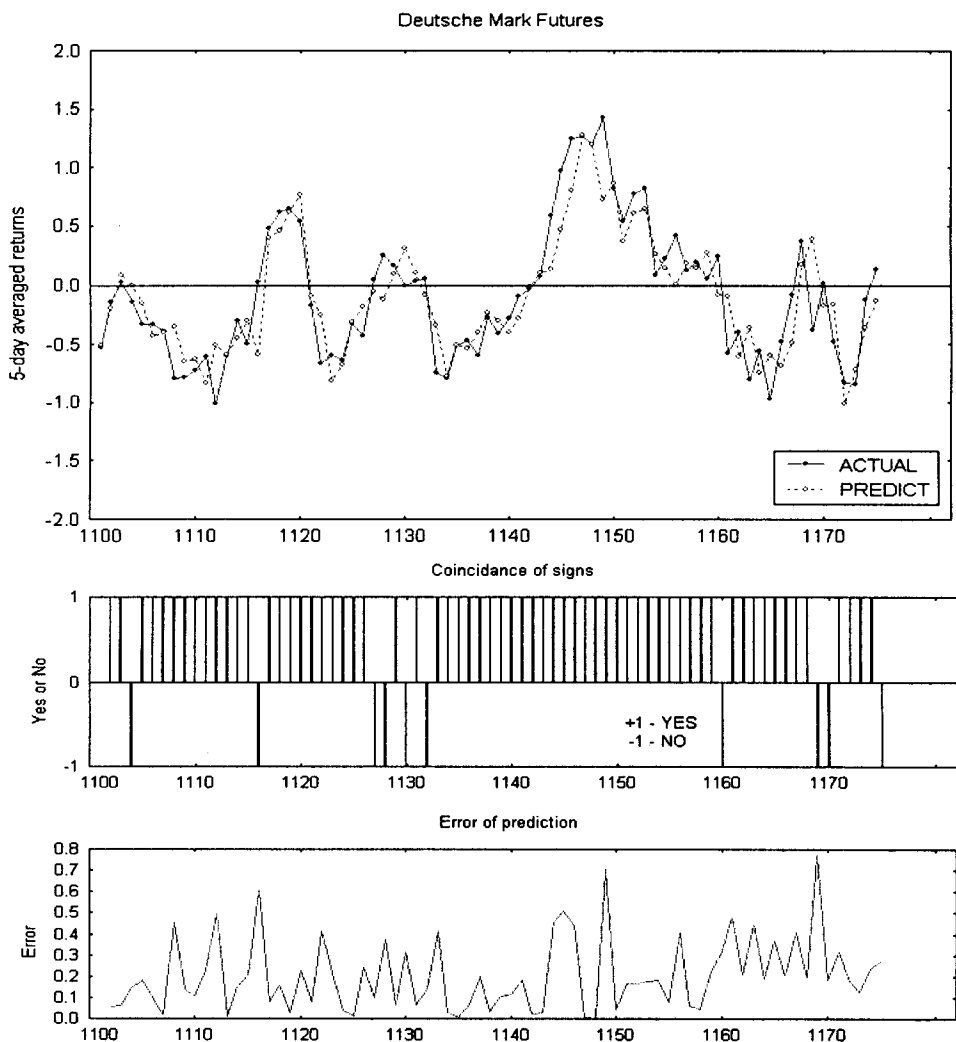


Рис. 5а. Нейросетевые предсказания 5-дневных сглаженных относительных изменений котировки фьючерса на марку ФРГ - DM

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

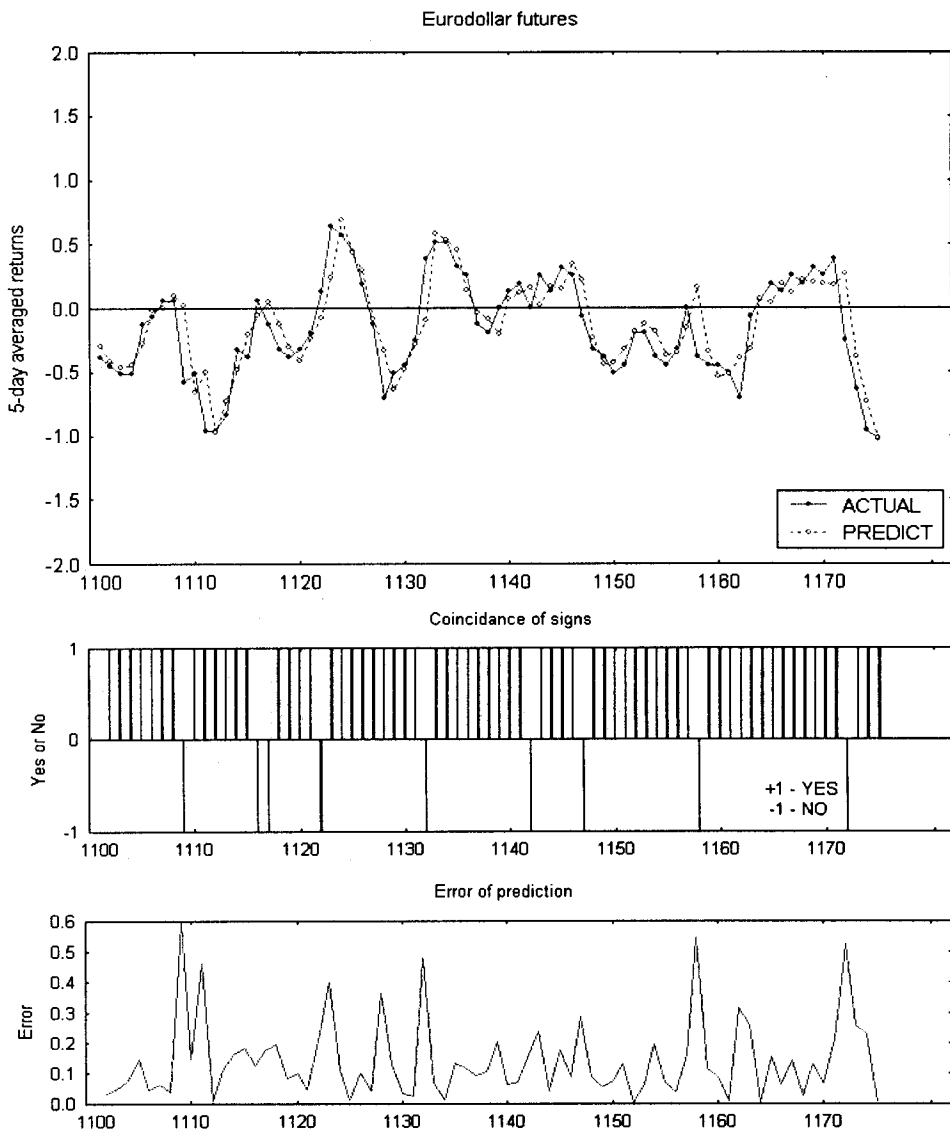


Рис. 5b. Нейросетевые предсказания 5-дневных сглаженных относительных изменений котировки фьючерса на евродоллар — ED

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

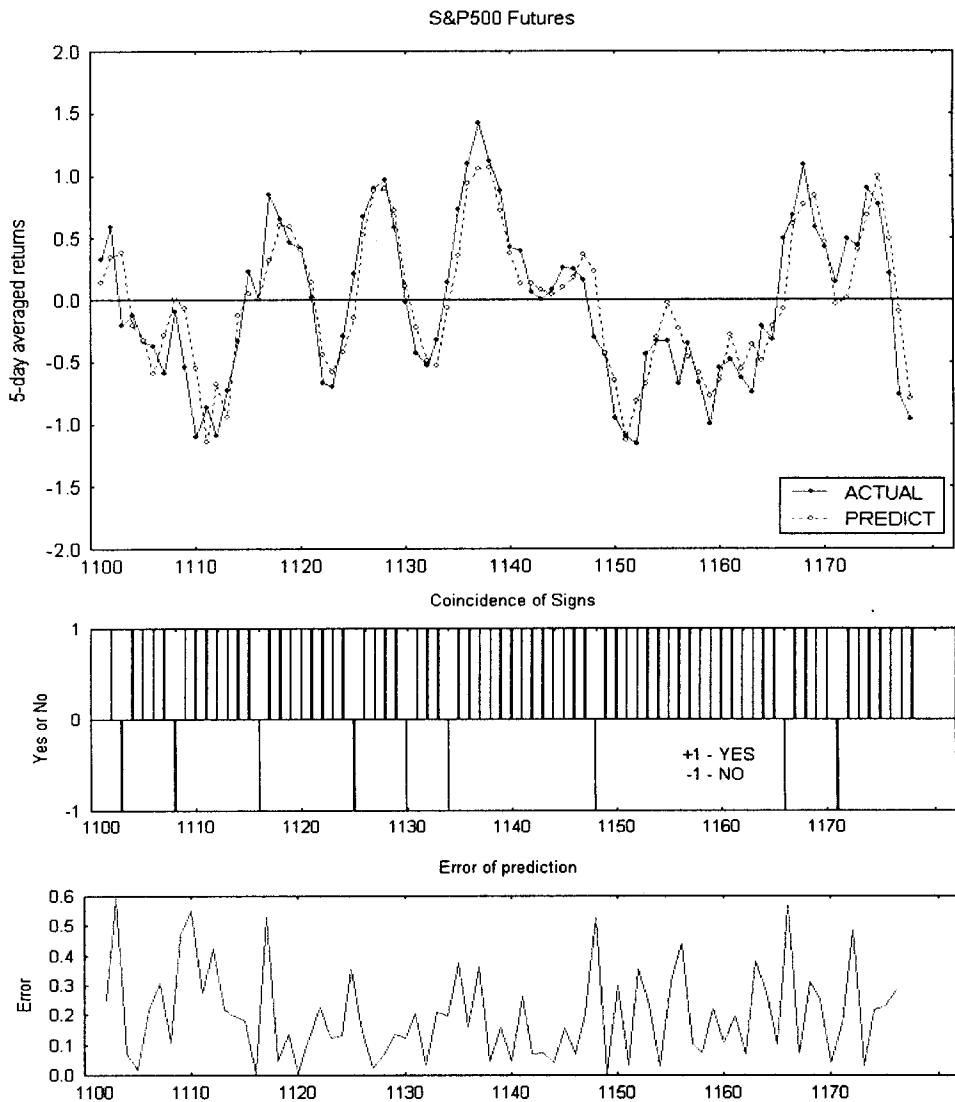


Рис. 5с. Нейросетевые предсказания на рабочем множестве 5-дневных сглаженных относительных изменений котировки фьючерса на биржевой индекс S&P500 — SP

Примечание: Верхний рисунок — графики фактического и предсказанного нейросетью изменений, выраженных в процентах; рисунок в середине — совпадение знака предсказания на каждый день; нижний рисунок — 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 цен, 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 назад 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 рекуррентная³² нейросеть с обратной связью от скрытого слоя ко входному (см. рис. 6).

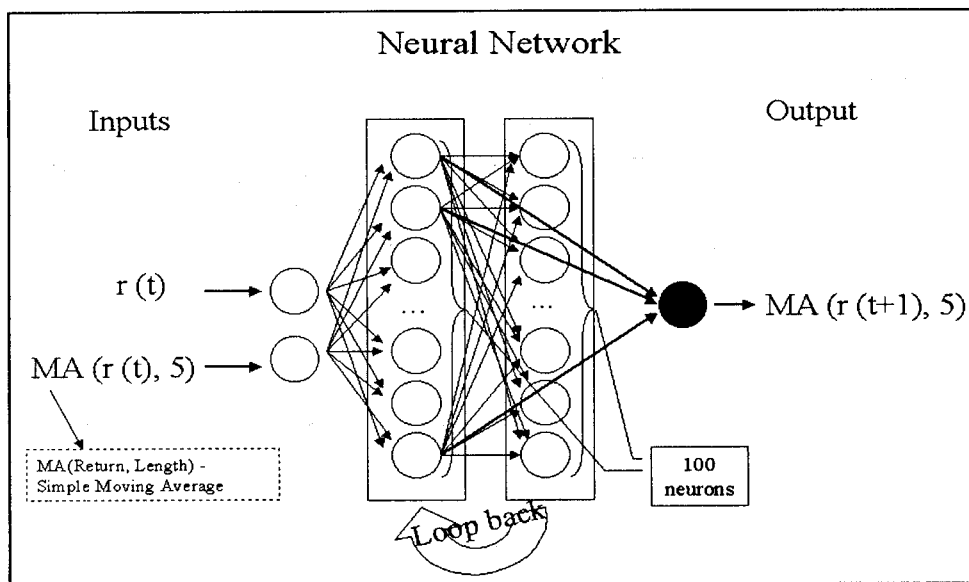


Рис. 6. Архитектура нейронной сети Элмана — Джордана, использованной для прогноза

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

³² Рекуррентная нейросеть (сеть с обратной связью).

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 данных.³³

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. будет 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 фитирования.³⁴

³³Сложность данных оказалась такой, что удалось ограничиться 100 нейронами в скрытом слое.

³⁴Фитирование — аппроксимация реальных данных прогнозируемыми.

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ПРОГНОЗЫ ИЗМЕНЕНИЯ КОТИРОВОК ФЬЮЧЕРСНЫХ КОНТРАКТОВ

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

Из каждого временного ряда выделялось 3 подмножества:

- ♦ тренировочное (примеры, на которых обучалась сеть) — первые 900 значений;
- ♦ тестовое (примеры, которые служили для предотвращения переучивания сети или калибровки) — значения рядов с 901 по 1100;
- ♦ рабочее (примеры, которые сеть не видела) — значения с 1101 до конца ряда.

Эффективность предсказаний нейросети проверялась сравнением фактического значения и предсказанного нейросетью.

Критериями качества предсказания служили следующие параметры.

- ♦ *Число эпох и время обучения* — показатели времени способности сети 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, в которой предсказания 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; он показывает, какая часть дисперсии предсказанных значений объясняется уравнением регрессии.
- ♦ *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.
- ♦ *% правильного предсказания знака изменения* — это отношение числа примеров, для которых знак реального и предсказанного

значения совпадает, и общего числа обработанных примеров, умноженное на 100.

Ниже с их помощью оценена эффективность нейросетевых предсказаний динамики фьючерсных котировок для SP, ED, DM. Результаты сведены в таблице 1. Она состоит из 3 блоков. Первый содержит число эпох и время обучения сети, второй — статистику, относящуюся ко всем дан-ным по 3 временным рядам, а именно к 1173 отсчетам для S&P500 и по 1170 отсчетов для марки ФРГ и евродоллара. Третий блок отражает статистику по рабочим множествам: из 77 отсчетов для S&P500 и 74 отсчетов для марки ФРГ и евродоллара.

Таблица

Численные характеристики качества нейросетевого прогноза

Позиции	Фьючерс на S&P500	Фьючерс на марку ФРГ	Фьючерс на евродоллар
Число эпох обучения	30512	6779	1873
Время обучения (часов округленно)	19	4	1
Число примеров для обучения	1173	1170	1170
Коэффициент Q	0,7408	0,7594	0,7436
г-квадрат	0,7431	0,7612	0,7452
Средняя ошибка	0,182%	0,196%	0,179%
Мах. ошибка	2,172%	1,291%	2,281%
% правильных предсказаний знака изменения	86%	83%	83%
Число примеров для предсказаний	77	74	74
Коэффициент Q	0,8032	0,5897	0,4517
г-квадрат	0,8062	0,6319	0,5697
Средняя ошибка	0,217%	0,279%	0,201%
Мах. ошибка	0,799%	1,046%	1,234%
% правильных предсказаний знака изменения	88%	86%	88%

Мы видим, что из 3 проанализированных фьючерсных котировок наилучшие предсказания достигаются на S&P500, наихудшие — на евро-

долларе, промежуточные — для марки ФРГ. Это следует из значений коэффициента Q на рабочем множестве (см. нижний блок табл.), хотя визуально на рис. 5a, 5b и 5c отличие в качестве прогнозов заметить довольно трудно. Следует отметить, что, несмотря на одинаковое качество обучения нейросети на SP, ED, DM (см. значения коэффициента Q в первом блоке табл.), сеть обучалась на SP в 5 раз дольше, чем на DM, а на DM — в 4 раза дольше, чем на ED. Это, по-видимому, означает, что найти скрытые закономерности, содержащиеся во фьючерсных котировках на SP, значительно сложнее, чем соответствующие закономерности в DM и тем более в ED. В то же время, как отмечено выше, наилучшее качество прогноза достигается как раз на SP, а наихудшее — на ED. Все вместе это, по-видимому, свидетельствует о том, что скрытые закономерности, обнаруженные нейросетью в SP, сохраняют свой характер на более длительных интервалах времени по сравнению с ED или, иными словами, фьючерсы на ED более подвержены смене внутренних закономерностей, что и приводит к наихудшему качеству прогноза. Более явный анализ упомянутых скрытых закономерностей в анализируемых фьючерсах 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.

Заключение. В целом обзор средне- и долгосрочных волн в движении котировок первичных активов на развитых финансовых рынках в 1973–2000 гг., базированный на принципе суждения³⁵, и анализ краткосрочной динамики доходности производных инструментов в тех же секторах рынка нейросетевыми методами выступали взаимодополняющими, освещая динамические процессы в финансовой сфере под различными углами зрения.

Так, традиционные оценки среднесрочной волновой динамики на зрелых валютных рынках весьма продуктивны в рамках гипотезы о циклическом характере колебаний «плавающих» обменных курсов. Динамика фьючерсного рынка тесно связана с котировками денежного рынка через взаимовлияние ожидаемых курсов валют и спредов процентных ставок между странами. Долгосрочной детерминантой финансовых рынков выступает движение фондовых индикаторов, оценка которого реалистична в рамках концепции «больших циклов».

Динамические процессы на финансовых рынках в краткосрочные периоды (внутри «средних циклов») могут быть прогнозируемы методами нейронных сетей. Проведенный анализ котировок производных инструментов (фьючерсов на курс доллар-марка, ставку ЛИБОР по евродолларам,

³⁵ От англ. Judgement Method.

на фондовый американский индекс Стэндарт-энд-Пурс) свидетельствует о весьма удовлетворительных их характеристиках для оценивания будущих уровней курсов валют, ставок процента, биржевых индексов акций.

Применение финансовыми менеджерами результатов эконофизических (традиционных и нейросетевых) подходов может улучшать понимание ими закономерностей развития и перспектив изменения окружающей хозяйственной среды, а следовательно, обуславливать принятия ими лучших управленческих решений по финансированию, инвестициям, нейтрализации рисков.

Литература

- Жамс Э. История экономической мысли XX в. М., 1959. С. 451
- Жиров В. И., Котелкин С. В. Внешнеэкономические контракты фирм: валютные доходы и циклы валютных курсов // Вестн. С.-Петербург. ун-та, Сер. 5. Экономика, 1992, №3.
- Иванов С. И. Долговременные колебания темпов роста капиталистической экономики // Современный капитализм: общественное воспроизводство и денежное обращение / Под ред. С. И. Иванова. Л., 1989.
- Иванов С. И. Особенности движения экономического цикла в условиях современного капитализма // Структурные сдвиги и противоречия воспроизводства в условиях ГМК / Под ред. С. И. Иванова. Л., 1984.
- Кейнс Д. М. Общая теория занятости, процента и денег. М., 1949.
- Кейнс Д. М. Трактат о денежной реформе. М., 1993.
- Кондратьев Н.Д. Большие циклы конъюнктуры // Вопросы конъюнктуры. Т.1. М., 1926.
- 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. Система рынков // Политическая экономия современного капитализма / Под ред. В. С. Торкановского. СПб., 1993, С. 194–211.
- Котелкин В. И., Котелкин С. В. Прогнозирование динамики валютных курсов: базовые подходы // Вестн. С.-Петербург. ун-та, Сер. 5. Экономика. 1994, №2.
- Котелкин С. В., Мадорский Е. Л., Тумарова Т. Г. Привлечение ресурсов в кризисной финансовой среде // Известия СПбГУЭФ. 1999. №3.
- Лукашевич И. В. Эволюция теорий длинных циклов // Закономерности экономического роста: анализ зарубежного опыта / Под ред. С. И. Иванова. Л., 1992.

- Мадорский Е. Л.* Современный азиатский кризис и его уроки для России // Россия в системе МВФКО / Под ред. А. И. Евдокимова. СПб., 1999.
- Меньшиков С. М., Клименко Л. А.* Длинные волны в экономике. М., 1989.
- Проблемы моделирования финансовых показателей: цены, обменные курсы, ставки процента, фондовые индексы в российской экономике / Под ред. Р. М. Энтова.* М., 1999 (www.iet.ru).
- Туган-Барановский М.* Промышленные кризисы в Англии. СПб., 1894.
- Самуэльсон П.* Экономика. М., 1964.
- Энтов Р. М.* Циклические факторы движения цен // Современная инфляция: истоки, причины, противоречия. М., 1980.
- Abramovitz M.* Economics of growth survey. New York, 1950.
- 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., Van Den Bergh W.-M., Wood D.* Neural network solutions for trading in financial markets. Pitman Publishing, 1994.
- Cassel G.* Abnormal deviations in international exchanges // Economic Journal, 1918, Dec.
- Cassetti M. D.* A neural network system for reliable trading signals // Stocks & Commodities. Vol. 11:6. New York. 1993.
- Cumby R., Obstfeld M.* A note on exchange rate expectations and nominal interest differentials: a test of the Fisher hypothesis // Journal of Finance. 1981. 36 (3).
- Cuthbertson K.* Quantitative financial economics: stocks, bonds, foreign exchange. Wiley, 1996.
- Demuth H., Beale M.* Neural network toolbox for use with Matlab. New York, 1993.
- Developments, trends, and issues in the matured financial markets // International Capital Markets.* IMF. Washington, 1999.
- Einzig P.* The theory of forward exchange. London, 1937.
- Fisher I.* The Theory of interest. New York, 1928.
- Froot K., Thaler R.* Anomalies: foreign exchange // Journal of Economic Perspectives. 1990. Summer. P. 179–192.
- Giddy I., Dufey G.* The random behavior of flexible exchange rates // Journal of International Business Studies. 1975, Spring.
- 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, 1997. P. 253–259.
- Growth Divergencies in the USA, Europe, and Japan: trend or cyclical // World Economic Outlook.* Washington, 2000.
- Hayek F.* Monetary theory and the trade cycle. London, 1933.
- Hecht-Nielsen R.* Neurocomputing. Addison-Wesley Publishing Company. Inc., 1990.
- Jorion P.* On jump processes in the foreign exchange and stock markets // Review of Financial Studies, 1988, №4.
- Juglar C.* Des crises commerciales et de leur retour periodique en France, en Ang-leterre et aux Etats-Unis. Paris, 1862.
- Kean J.* Chaos theory and neural network analysis, Stocks & Commodities. 1992, Vol. 10:6.
- Kitchin J.* Cycles and trends in economic factors // The Review of Economic Studies, 1923.

- Krugman P.* A model of balance of payment crisis // *Journal of Money, Credit and Banking.* 1979. №11.
- Kuo J.-M., Principe J. C., de Vries B.* Prediction of chaotic time series using recurrent neural networks. IEEE Workshop. New York, 1992.
- Lapedes A., Farber R.* Nonlinear signal processing using neural networks: prediction and system modelling. Technical report LA VR – 87–2662 // Los Alamos, 1987.
- LeBaron B.* A Fast Algorithm for the BDS Statistics // *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics.* 1997. №2.
- LeBaron B., Brock W. A., Dechert W. D., Scheinkman J. A.* Test for independence based on the correlation dimension // *Econometric Reviews.* 1996, №15.
- LeBaron B.* Chaos and nonlinear forecastability in economics and finance // *Philosophical Transactions of the Royal Society.* London. 1994, №348.
- Levich R.* Empirical studies of exchange rates: price behavior, rate determination, and market efficiency // *Handbook of International Economics.* Amsterdam, 1984.
- 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.
- Lucas R.* Interest rates and currency prices in two-country world // *Journal of Monetary Economics.* Nov. 1982.
- Mantegna R. N., Stanley H. E.* An introduction to econophysics: correlations and complexity in finance. Cambridge University Press, 2000.
- Meese R.* Currency fluctuations in the post-Bretton Woods era // *Journal of Economic Perspectives,* 1990. № 4.1.
- Modjtahedi B.* Dynamics of real interest rate differentials: an empirical investigation // *European Economic Review.* 1988, №6.
- Murphy J.* Technical analysis of the futures markets. New York, 1986.
- Mynt H.* Theories of welfare economics. Oxford, 1950.
- Peters E. E.* Chaos and Order in Capital Market. John Wiley&Sons, 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. №1.
- Problems in the study of economic growth.* National Bureau of Economic Research, Wash., 1949.
- Schumpeter J.* Business cycles: a theoretical, historical and statistical analysis of the capitalist process. New York, London, Vol. I-II, 1939.
- Sipos B.* Prognostification and empiric research of Kondratiev cycles. Pecs, 1987
- Strongin S.* International credit market connections // *Economic Perspectives,* July/ August 1990.
- Troop A.* International financial market integration and linkages of national interest rates // *Federal Reserve Bank of San Francisco Economic Review.* 1994. №3.
- Wheatley S.* Some tests of international equity integration // *Journal of Financial Economics.* 1988. № 21.

Статья рекомендована к печати доц. Ю. Б. Ильиной, проф. В. В. Трофимовым.
Статья поступила в редакцию 14 июня 2002 г.