

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ВАЛЮТНОГО ХЕДЖИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ РЕЗУЛЬТАТОВ НЕЙРОСТРУКТУРНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ¹

П.В. Сараев, Ю.Е. Сяглова

Дан анализ эффективности применения результатов нейроструктурного прогнозирования временных рядов (курсов валют) в процессе хеджирования валютных рисков с применением производных финансовых инструментов. Описан разработанный программный продукт. Рассмотрена методика расчетов по исследованию эффективности применения нейроструктурных прогнозов. Приведены результаты вычислительных экспериментов.

Ключевые слова: нейроструктурное моделирование, прогнозирование, временные ряды, хеджирование, валютные риски.

ВВЕДЕНИЕ

Компании, существенная часть выручки которых номинирована в иностранной валюте, регулярно сталкиваются с необходимостью продажи валюты для исполнения рублевых обязательств. Изменения обменных курсов служат источником валютных рисков. Часто, когда такой риск существует, его следует хеджировать, в частности, с помощью производных финансовых инструментов. Поэтому компании часто пользуются прогнозами обменных курсов, чтобы решить, следует ли страховать риски [1]. Цель данной работы состоит в анализе применения методов нейроструктурного моделирования для повышения эффективности валютного хеджирования.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Для управления валютным риском рассматривается применение стратегий:

- отказ от хеджирования (принятие валютного риска в полном объеме без мероприятий по хеджированию);
- заключение трехмесячных форвардов (стратегия позволяет сократить потери на укреплении рубля).

Так как прогнозы банков могут в значительной степени отличаться друг от друга, то у ряда компаний возникает потребность в собственном инструменте прогнозирования. Его применение не исключает прогнозы банков, он служит дополнительным источником информации о возможном движении валютных курсов. Заметим, что нет оснований считать прогноз, полученный с помощью такой системы, более точным, чем прогноз банка. Поэтому вырабатываемые на основе анализа собственного прогноза инструкции руководству компании носят рекомендательный характер.

Для оценки реального эффекта от прогнозирования курсов валют по каждой из перечисленных стратегий в качестве расчетного периода рассматривается 2012 г. Исходные данные для исследования представляют собой временные ряды спотового и форвардного курсов валют, полученные с помощью информационной системы «Vloomberg», а также потребность в рублях (объем продажи валюты). В качестве форвардного курса берется цена трехмесячного форвардного контракта, рассчитанная системой «Vloomberg», со страйком, равным спотовой цене валюты на каждую среду расчетного периода.

В случае отказа от хеджирования весь объем валюты, предназначенный для продажи, реализуется по спот-курсу. В случае заключения трехмесячных форвардов весь объем валюты, предназначенный для продажи, реализуется по соответствующему форвардному курсу. Эффект от стратегии рассчитывается как разница между прибылью или убыт-

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 11-07-97504-р_центр_a).



ком, полученными от реализации форвардов, и прибылью или убытком, полученными от продажи валюты по спот-курсу (без хеджирования).

Предполагается, что компания заключает форвардные контракты еженедельно. Таким образом, построение прогнозов курсов валют осуществляется каждую неделю с горизонтом прогнозирования в 13 значений, соответствующих еженедельным значениям валютных курсов. Для получения прогноза на каждое следующее измерение исходный временной ряд дополняется уже известным фактическим значением. В том случае, если полученное прогнозное значение оказывается больше форвардного курса, рекомендуется отказаться от заключения форвардного контракта и реализовать валюту по спотовому курсу. В противном случае принимается решение о заключении форвардного контракта. Эффект от применения прогнозов рассчитывается по фактическим значениям курсов валют.

Задача исследования состоит не в учете и оценке возникающих валютных рисков, а в иллюстрации возможности и эффекта от применения нейроструктурного прогнозирования в процессе управления валютными рисками. В этой связи в работе используется подход, учитывающий лишь сравнение стратегий хеджирования без учета и оценки возможных рисков.

2. НЕЙРОСТРУКТУРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Пусть значения временного ряда доступны в дискретные моменты времени $t = 1, 2, \dots, T$. Обозначим временной ряд $Y(t) = Y(1), Y(2), \dots, Y(T)$. В момент времени T необходимо определить значения процесса $Y(t)$ в будущие моменты времени $T + 1, \dots, T + P$. Для прогнозирования значений временного ряда требуется определить функциональную зависимость, отражающую связь между прошлыми и будущими значениями этого ряда — модель прогнозирования:

$$\hat{Y}(t) = F(Y(t-1), Y(t-2), Y(t-3), \dots),$$

где $\hat{Y}(t)$ — прогнозные (расчетные) значения временного ряда $Y(t)$.

Для прогнозирования элементов временных рядов широко применяют метод скользящих окон. Его основная идея состоит в использовании двух окон, входного и выходного, фиксированных размеров. Входное окно формирует данные для входов модели, а выходное, соответственно, для выходов (оценок). Обучающий пример формируется

путем наложения на массив исходных данных временного окна.

При моделировании динамических зависимостей сложных систем хорошо зарекомендовали себя методы нейросетевого моделирования и прогнозирования [2, 3]. Более мощный математический аппарат по сравнению с применяемыми моделями нейронных сетей прямого распространения (НСПР) представляют собой нейроструктурные модели (НСМ), которые обобщают и развивают нейросетевое моделирование. Они позволяют описывать более широкий класс моделей, чем НСПР, благодаря применению различных функций активации (ФА) в нейроподобных элементах (НПЭ) и возможности передачи выходных сигналов НПЭ на любой из последующих слоев аналогично сетям каскадной корреляции Фальмана [2]. Это позволяет описывать различные архитектуры нейросетевого типа — нейронные сети с радиальными базисными функциями, вероятностные нейронные сети, нелинейные нейронные сети Вольтерра, а также нечеткие модели Такаги—Суджено, гибридные нейро-нечеткие модели структуры ANFIS и др. [4, 5]. При идентификации таких моделей необходимо дополнительно решить проблемы выбора оптимальных ФА в НПЭ, которая для каждого НПЭ может быть своей. В этом случае целесообразно задавать некоторое множество допустимых ФА для применения в НСМ. Применение различных ФА позволяет повысить вычислительные способности НСМ. Применение периодических тригонометрических функций, например $\sigma(net) = \sin(net)$, позволяет при моделировании динамических процессов выявлять не только трендовую, но и сезонную составляющую. Исследование целесообразности и эффективности применения различных ФА для моделирования динамических процессов представлено в работе [6].

Функционирование НПЭ — базового элемента — подобно искусственному нейрону. Нейроподобный элемент преобразует векторный вход x в скалярный выход y с возможным использованием векторов весов w и априори задаваемых параметров α по формуле $y = \sigma(net(x, w); \alpha)$, где веса w или параметры α могут отсутствовать, net — уровень активности НПЭ — дифференцируемая функция по весам w ; σ — дифференцируемая ФА по аргументу $net(x, w)$. В частном случае

$$net(x, w) = \sum_{i=1}^n x_i w_i,$$

где n — число входов. Если параметры α присутствуют, то ФА — параметризованная.

Нейроструктурная модель — совокупность связанных послойно организованных НПЭ. В отличие от НСПР на входы НПЭ слоя $(i + 1)$ могут поступать выходы НПЭ от любого из предыдущих слоев. Функция активации выбирается из множества Ω допустимых ФА, которое может ограничиваться конкретным классом применяемых НСМ.

Задача обучения НСМ, как и НСПР, заключается в выборе размера входного окна и настройке весов НПЭ. Перед применением НСМ необходимо обучить на основе данных обучающего множества. Интегральная степень соответствия НСМ данным из обучающего множества, как правило, задается квадратичным функционалом качества:

$$J(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r (y_{ij}(w) - \tilde{y}_{ij})^2,$$

где k — число примеров обучающего множества, r — число выходов НСМ, $y_{ij}(w)$ — j -й выход модели на i -м примере, \tilde{y}_{ij} — известный выход (указание учителя) j -го выхода для i -го примера. Для решения задачи обучения могут быть применены различные методы оптимизации, учитывающие специфику задачи обучения нейроструктурных моделей [2, 7].

Для конструктивного построения НСМ предлагается алгоритм, приведенный на рис. 1. На начальном этапе выбирается тип НСМ, что определяет специфику связей в НСМ и ограничения на выбор ФА. Для сохранения гарантий монотонности конструирования моделей множество Ω должно включать в себя единичную ФА $\sigma(\text{net}) = \text{net}$.

При наращивании структуры для сохранения монотонности убывания ошибки обучения необходимо применять специальный способ задания некоторых вновь добавляемых весов. При добавлении нового НПЭ в последний скрытый слой его выход должен идти на выходные НПЭ с нулевыми весами. При формировании нового скрытого слоя перед выходным его выход должен поступать на выходные НПЭ с единичными весами, а при наличии фиктивных входов для выходных НПЭ соответствующие им веса должны быть нулевыми.

Для прогнозирования динамических систем на основе нейроструктурных моделей разработано специальное программное обеспечение. Разработанный программный продукт решает задачи:

- загрузки исходных данных из текстового файла;
- разбиения исходного массива данных на примеры обучающего множества;
- генерации начальных весов для обучения модели;

- определения необходимого числа НПЭ в скрытом слое;

- подбора ФА для каждого НПЭ скрытого слоя из списка заданных пользователем в соответствии с минимумом ошибки обучения;

- визуализации полученного прогноза и сохранения прогнозных значений в текстовом файле;

- просмотра структуры обученной сети.

Программа реализована на языке C++ в среде программирования Borland C++ Builder 6 [8].

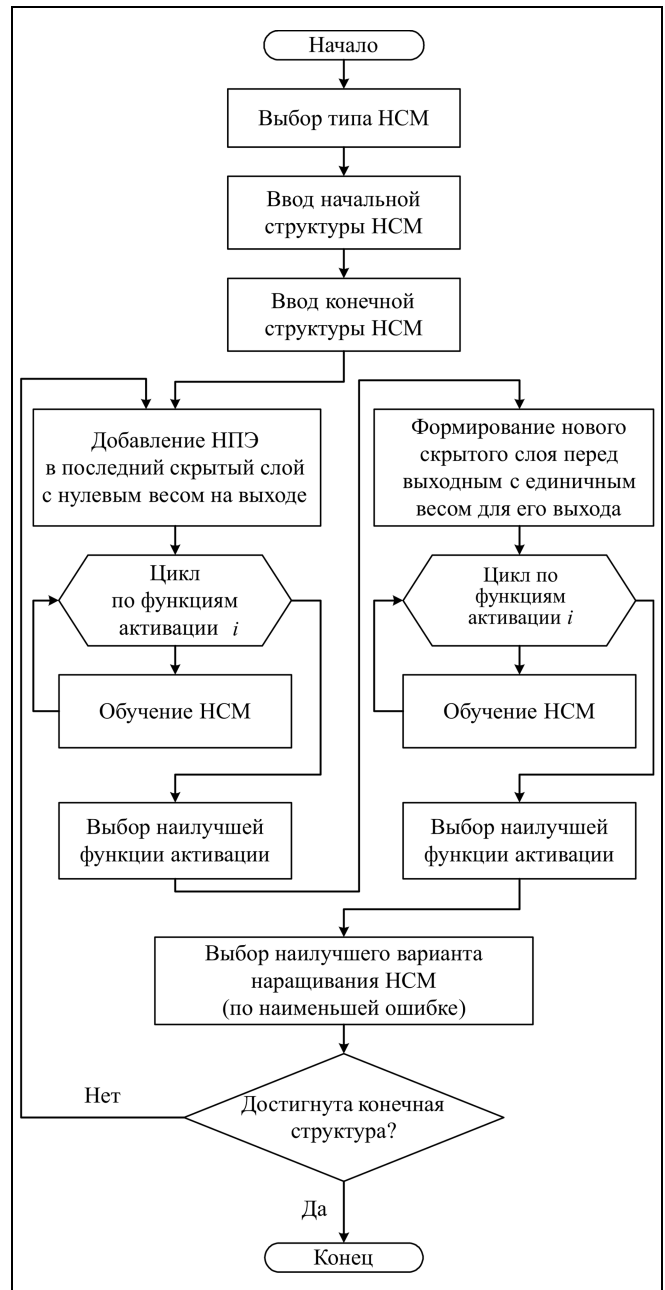


Рис. 1. Алгоритм конструктивного наращивания структуры модели



3. РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В данной работе рассматривается двухслойная НСМ по типу НСПР. В работе применяется алгоритм, позволяющий снизить ошибку обучения НСМ благодаря использованию различных ФА и подбору оптимального числа нейронов скрытого слоя.

При проведении исследования применялся метод ретроспективного анализа для построения прогноза курсов доллара США и евро по еженедельным данным за период с января 2000 г. по декабрь 2011 г. По результатам экспериментов наилучший прогноз курса доллара США получен при использовании десяти входов и четырех НПЭ скрытого слоя со следующими ФА: $\sigma_1(net) = 1/(1 + e^{-net})$, $\sigma_2(net) = 1/(1 + e^{-net})$, $\sigma_3(net) = e^{-net^2}$ и $\sigma_4(net) = e^{-net^2}$. Среднее относительное отклонение прогнозных значений от фактических составило 3,40 %, среднее квадратическое отклонение (СКО) — 1,2972 руб., ошибка обучения составила 0,0360. График полученного прогноза приведен на рис. 2.

Наилучший прогноз курса евро получен при использовании десяти входов и двух НПЭ скрытого слоя со следующими ФА: $\sigma_1(net) = 1/(1 + e^{-net})$ и $\sigma_2(net) = 1/(1 + e^{-net})$. Среднее относительное

отклонение прогнозных значений от фактических составило 3,20 %, СКО — 1,6540 руб., ошибка обучения составила 0,0349. График полученного прогноза приведен на рис. 3.

Сравнение результатов первоначально рассматриваемых стратегий приведено на рис. 4 и 5. Предполагается, что компания заключает форвардные контракты постоянно (еженедельно) без возможности остановки, поскольку нет достоверной информации об изменении конъюнктуры валютного рынка. Закрашенные области на графиках иллюстрируют отрицательный эффект (убыток) от реализации форвардов по сравнению с отказом от хеджирования.

На рис. 6 и 7 отражен результат от некоторой возможной идеальной стратегии, позволяющей не только достигнуть безубыточности посредством заключения форвардных контрактов, но и получить прибыль.

На рис. 8 и 9 отражен результат от применения стратегии с использованием полученных прогнозов курсов валют. При этом форвардные контракты заключаются только в том случае, если, согласно прогнозу, сделка выгодна. Как видно из приведенных рисунков, предлагаемая стратегия существенно снижает отрицательный эффект от реализации форвардов.

Суммарный эффект (для доллара США и евро) от применения стратегии с учетом прогноза курсов валют составил 1440 млн руб., а без использования

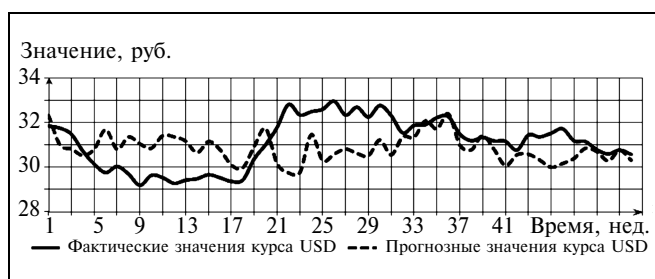


Рис. 2. Прогноз курса доллара США

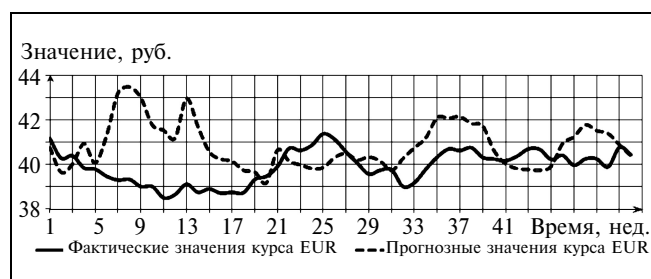


Рис. 3. Прогноз курса евро

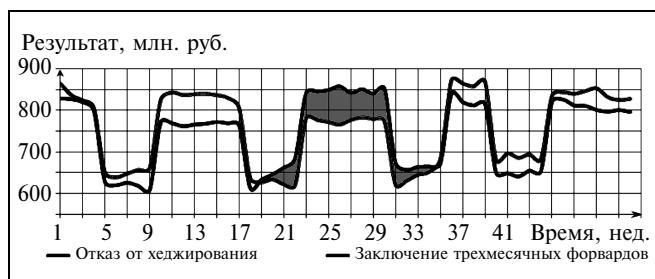


Рис. 4. Сравнение результатов стратегий (доллар США)

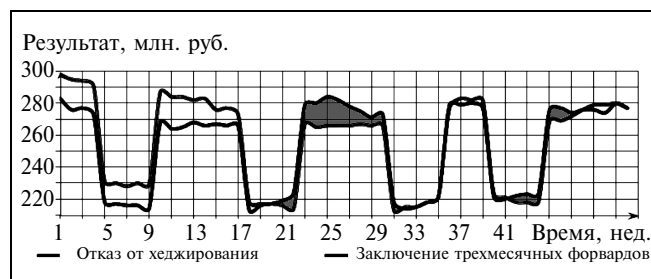


Рис. 5. Сравнение результатов стратегий (евро)

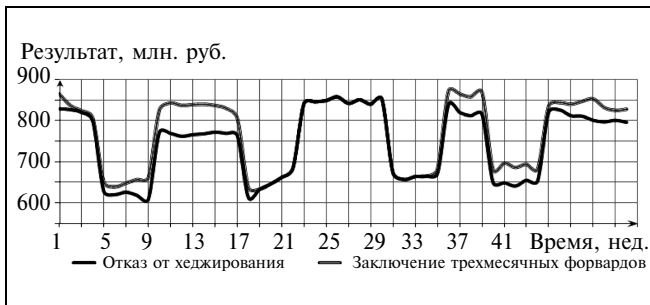


Рис. 6. Сравнение результатов стратегий (доллар США)

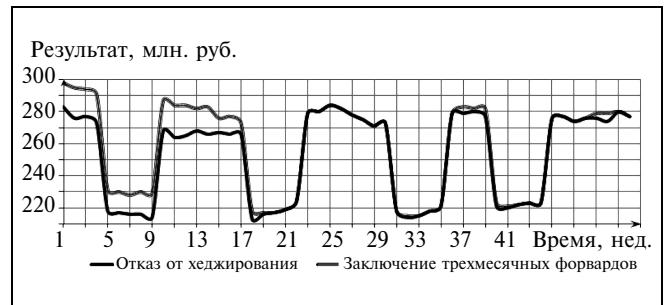


Рис. 7. Сравнение результатов стратегий (евро)

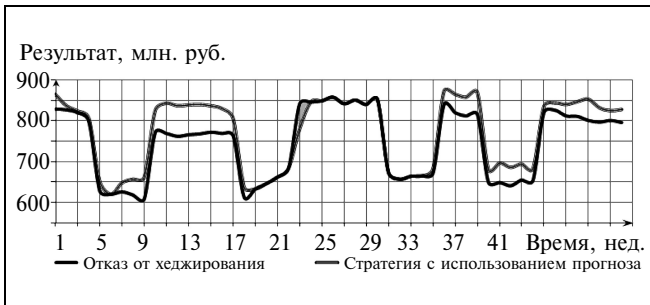


Рис. 8. Сравнение результатов стратегий (доллар США)

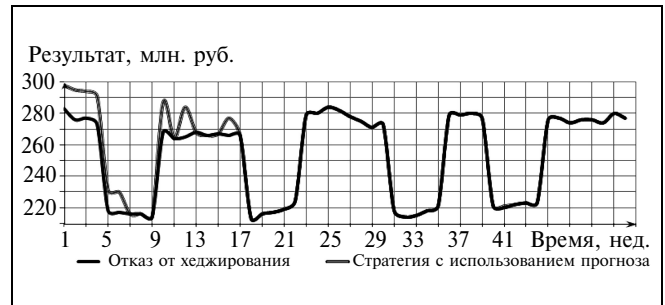


Рис. 9. Сравнение результатов стратегий (евро)

прогноза — 706 млн руб. Таким образом, можно заключить, что учет прогнозирования на основе НСМ курсов валют значительно повышает эффективность применения форвардных контрактов в процессе управления валютными рисками посредством хеджирования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполнен анализ эффективности применения результатов нейроструктурного прогнозирования курсов валют в процессе хеджирования валютных рисков с применением производных финансовых инструментов. Результаты вычислений позволили сравнить эффективность применения форвардных контрактов с использованием результатов прогнозирования и без них. Анализ показал, что использование результатов нейроструктурного прогнозирования курсов валют повышает эффективность применения производных финансовых инструментов в процессе управления валютными рисками компании.

ЛИТЕРАТУРА

1. Рэдхэд К., Хьюс С. Управление финансовыми рисками / Пер. с англ. — М.: ИНФРА-М, 1996. — 288 с.

2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 344 с.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Пер. с англ., 2-е изд. — М.: Изд. дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.
4. Сараев П.В. Развитие нейросетевого моделирования сложных систем на основе нейроструктурного подхода // Вести вузов Черноземья. — 2012. — № 2 (28). — С. 30–35.
5. Погодаев А.К., Блюмин С.Л., Сараев П.В. Нейроструктурное моделирование: некоторые результаты и направления развития // Вести вузов Черноземья. — 2012. — № 4 (30). — С. 30–37.
6. Сараев П.В., Сяглова Ю.Е. Анализ эффективности выбора функций активации в нейросетевом прогнозировании // Системы управления и информационные технологии. — 2012. — № 3.1 (49). — С. 165–169.
7. Сараев П.В. Идентификация нейросетевых моделей. — Липецк: ЛГТУ, 2011. — 94 с.
8. Сяглова Ю.Е., Сараев П.В. Нейросетевое моделирование и прогнозирование динамики временных рядов. — М.: Фонд алгоритмов и программ ВНИИЦ, 2013. — Зарег. № 50201350432 от 14.05.2013.

Статья представлена к публикации членом редколлегии Р.М. Нижегородцевым.

Павел Викторович Сараев — канд. техн. наук, декан, Липецкий государственный технический университет, ☎ (4742) 32-80-02, ✉ psaraev@yandex.ru,

Юлия Евгеньевна Сяглова — инженер-программист, ООО «НЛМК — информационные технологии», г. Липецк, ☎ (4742) 44-21-54, ✉ yuliyasyaglova@yandex.ru.