

тримці оптимального режиму перешкоджає застосування графіка аварійних відключень (ГАВ) при недостатці палива на станції і падінні частоти в системі і відключення підприємств-неплатників.

Для зниження технологічних втрат електроенергії можливо впровадити слідуючі заходи:

- установка компенсуючих пристроїв на підстанціях;
- заміна трансформаторів на підстанціях;
- заміна проводів існуючих ліній;
- прокладка нових ЛЕП (зміна конфігурації мережі).

Найбільший ефект в області зниження технологічних втрат електроенергії дає установка компенсуючих пристроїв.

Впровадження вищеназваних заходів на рівні всієї галузі, країни потребують подальших досліджень, а в рамках підприємства – економічного обґрунтування.

**В.В. НАЗИМКО, професор,  
И.В. НАЗИМКО, ДонГУ**

## ПРОГНОЗ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РЫНКА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ И ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

### Введение

В настоящее время компьютерному анализу показателей рынка и их прогнозу уделяется весьма пристальное внимание. Существуют десятки индикаторов и показателей, по которым судят о тенденциях развития определенного сектора рынка [1]. Однако несмотря на множество разработанных методик и рекомендаций специалистов, прогноз показателей рынка остается в значительной степени

### Висновки.

Підприємства електричних мереж відіграють важливу роль у забезпеченні енергобезпеки регіону. Специфіка функціонування ПЕМ потребує особливих підходів як в оцінці ефективності їх функціонування, так і напрямів підвищення останньої. Пріоритетними в оцінці ефективності ПЕМ повинні бути соціальні результати.

### Список литературы

1. Проблемы энергетической безопасности России и их взаимосвязь с энергетической безопасностью Европы // Энергия. – 1996. - №1. – С.8-15.
2. Стан електроенергетики України / Симоненко О.В., Дупак О.С., Білодід В.Д., Дубовської С.В., Базєєв Є.Т. // Енергетика и электрификация. – 1998. - №6. – С.1-12.

искусством, где везение и выдержка играет не последнюю роль. Последние годы значительный прогресс в деле прогноза показателей рынка был достигнут на основе применения методов искусственного интеллекта и, в частности, нейронных сетей [2]. В настоящей статье изложен опыт прогнозирования цены дойчмарки на фьючерсном рынке с помощью таких методов.

### Прогнозная модель на основе нейронной сети и генетического алгоритма

Идея прогноза показателей рынка с помощью нейронной сети основана на принципе работы нейрона и высокой степени нелинейности преобразования сигналов, проходящих через него. На рис. 1 приведена схема абстрактного нейрона, на основе которого построено большое многообразие искусственных нейронных сетей.

На вход нейрона можно подать произвольное количество сигналов  $X_i$ , которые после умножения на соответствующие весовые коэффициенты  $W_i$  алгебраически суммируются согласно простой формуле:

$$\text{Суммарный сигнал} = \text{Сумма } X_i W_i \quad (1)$$

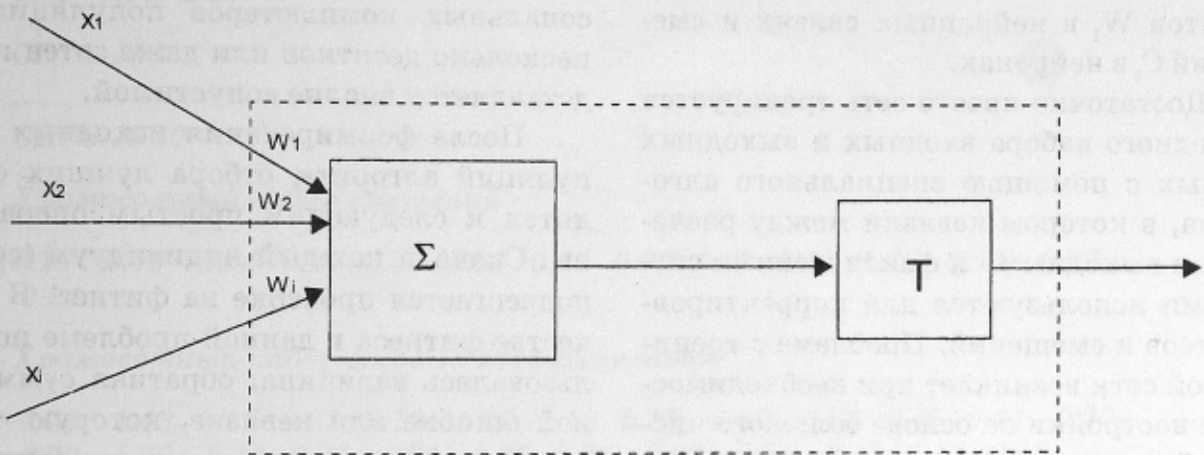


Рис. 1. Схема устройства искусственного нейрона

Выходной сигнал формируется в блоке  $T$ , который обеспечивает нелинейное преобразование суммарного сигнала с помощью функций активации нейрона. Применяется большое разнообразие функций активации, среди которых на-

иболее популярны пороговые, биполярные, логистические, гауссовы и др. Чаще всего применяется логистическая функция, которая может использовать смещение  $C_i$  и имеет следующий вид:

$$\text{Выходной сигнал} = 1 / (1 + \exp(C_i - \text{суммарный сигнал})) \quad (2)$$

Если суммарный сигнал ниже порогового значения, на выходе нейрона сигнал отсутствует. Если входной суммарный сигнал выше определенного уровня, выходной сигнал близок к единице. В остальных случаях выходной сигнал имеет промежуточное значение между нулем и единицей. Заметим, что все входные сигналы для их сопоставимости, как правило, нормируют, то есть приводят к безразмерной единице. Еще раз

отметим, что несмотря на простоту реализации, искусственный нейрон предоставляет весьма широкие возможности для создания сложных прогнозных систем в виде нейронных сетей.

Существует большое разнообразие типов нейронных сетей, которые специализируются в своих рациональных областях применения. В настоящей работе использовалась сеть в виде многослового персептрона с обратным прохождением



ем невязки. Особенностью такой сети является возможность ее обучения. Если известны контрольные наборы входных и соответствующих им выходных сигналов, сеть можно натренировать так, что она будет адекватно выдавать правильные выходные сигналы при подаче на вход соответствующих входных сигналов. Правильная настройка нейронной сети осуществляется за счет подбора соответствующего набора весовых коэффициентов  $W_i$  в нейронных связях и смещений  $C_i$  в нейронах.

Достаточно просто сеть тренируется для одного набора входных и выходных данных с помощью специального алгоритма, в котором невязки между расчетными выходными и фактическими сигналами используются для корректировки весов и смещений. Проблема с тренировкой сети возникает при необходимости ее настройки на основе большого числа наборов исходных данных. Существует ряд методик для преодоления указанной трудности. Однако одним из наиболее мощных средств для решения указанной проблемы являются генетические алгоритмы [3].

Генетические алгоритмы основаны на хромосомной теории наследственности и моделируют с помощью компьютера основные процессы естественного отбора в живой природе. Вначале с помощью генератора случайных чисел генерируется исходный набор сетей. В данном случае популяция нейронных сетей моделировалась набором хромосом, гены в которых были представлены числами, соответствующими смещениям и весовым коэффициентам. На рис. 2 показан фрагмент исходного набора хромосом, состоящих из двух аллелей: первая представлена набором из 14 значений смещений, вторая – набором 40 весовых коэффициентов. Указанные цифры соответствуют числу нейронов в сети и числу

ее нейронных связей. Исходные величины могут иметь любой знак и величину. Если алгоритм составлен корректно, наблюдается сходимость значений генов к определенным величинам, которые отвечают наибольшей приспособленности сети или, как говорят, наилучшему фитнесу. Чем больше популяция сетей, тем эффективнее идет отбор лучших индивидуумов, прямо зависящий от размера популяции. Для современных персональных компьютеров популяция в несколько десятков или даже сотен представляется вполне допустимой.

После формирования исходных популяций алгоритм отбора лучших сводится к следующим простым операциям. Сначала каждый индивидуум (сеть) подвергается проверке на фитнес. В качестве фитнеса в данной проблеме использовалась величина, обратная суммарной ошибке или невязке, которую сеть выдавала по результатам тренировки на наборе исходных данных с заранее известными входами и выходами. В качестве входов использовались показатели рынка за определенный период времени, например по результатам, отобраным в течение предыдущей рабочей недели. В качестве выходных сигналов принимались эти же показатели в течение текущей рабочей недели. Далее всем наборам-хромосомам давали возможность участвовать в кроссинговере и размножении пропорционально величинам их фитнеса. Как и в живой природе, наиболее интенсивно размножались те сети, которые были в лучшей степени приспособлены к требованиям окружающей среды, то есть имели большую величину фитнеса. Для этого вакантные места из фиксированных 30 в данном примере предоставлялись пропорционально величине фитнеса участников размножения.

**СЕТЬ №1****Хромосомный набор смещений (14 значений по числу нейронов в сети)**

0.18 0.10 -0.52 -0.50 -0.73 0.54 -1.02 -0.10 1.08 0.88 2.00 -1.39 -  
-0.94 0.16

**Хромосомный набор весовых коэффициентов (40 весов - соответствует числу нейронных связей в сети)**

-0.08 -1.96 -1.47 0.48 0.94 -2.05 2.56 -0.51 1.40 -1.63 0.23 0.91  
-1.31 -2.18 -1.20 -0.24 2.00 -0.34 -1.83 -0.69 1.83 -0.67 1.29 -0.26  
1.17 0.65 -0.59 3.38 0.18 0.10 -0.52 -0.50 -0.73 0.54 -1.02 -0.10  
1.08 0.88 2.00

**СЕТЬ №2**

... ..

**СЕТЬ №30****Хромосомный набор смещений**

0.17 -0.09 -0.34 0.20 0.36 2.85 0.00 0.06 0.20 0.60 1.76 -1.31 -0.23 -  
-0.14

**Хромосомный набор весовых коэффициентов**

-0.09 -1.43 0.17 0.32 0.19 -1.05 0.18 0.17 -0.87 -0.08 0.36 0.44 -0.20  
-0.79 -1.76 -2.16 0.46 -0.81 -0.05 0.75 -0.63 -0.38 -0.12 1.15 0.65  
0.21 -0.23 3.16 0.18 -0.09 -0.34 0.20 0.36 2.85 0.00 0.06 0.20 0.60  
1.76 -1.31

**Рис. 2. Пример исходного набора хромосом**

Само размножение происходило одновременно со спариванием или кроссинговером – скрещиванием. Место кроссинговера определялось случайным образом аналогично тому, как это происходит в природе. При этом спаривающиеся хромосомы обменивались своими участками, как показано на рис. 3.

Следует отметить, что оптимальные гены, из которых генетический алгоритм мог бы отобрать наиболее приспособ-

ленных индивидуумов могут изначально отсутствовать. Для того чтобы дать шанс таким генам проявиться, в алгоритме предусмотрены мутации генов, которые случайным образом меняют значение случайно выбранного гена на случайную величину в случайную ( $\pm$ ) сторону. Например, третий ген в аллели смещений и пятый ген в аллели весов хромосомы сети № 1 на рис. 2 могут измениться таким образом:

$$\text{Новое значение гена смещения} = -0.52 + 0.05 = -0.47;$$

$$\text{Новое значение весового гена} = 0.94 - 0.13 = 0.81 \text{ и т.д.}$$



<i>Состояние наборов до скрещивания</i>										
0.18	0.10	-0.52	-0.50	-0.73		0.54	-1.02	-0.10	1.08	0.88
2.00	-1.39	-0.94	0.16							
0.17	-0.09	-0.34	0.20	0.36		2.85	0.00	0.06	0.20	0.60
1.76	-1.31	-0.23	-0.14							
<i>Состояние наборов после скрещивания</i>										
0.18	0.10	-0.52	-0.50	-0.73	2.85	0.00	0.06	0.20	0.60	1.76
-1.31	-0.23	-0.14								
0.17	-0.09	-0.34	0.20	0.36	0.54	-1.02	-0.10	1.08	0.88	2.00
-1.39	-0.94	0.16								

Рис. 3. Иллюстрация процесса кроссинговера хромосомом

Подчеркнем, генетический алгоритм реализует мощный направленный отбор лучших индивидуумов через механизм случайного и тем не менее, направленного поиска. Такой поиск возможен благодаря лавинообразному порождению так называемых схематаблюнов хромосом, в которых быстро закрепляются гены, наиболее эффективно увеличивающие вклад в фитнес хромосом.

Благодаря случайности, направленности, а также внутренне заложенной идее параллельности поиска генетический алгоритм весьма устойчив против проблемы локального минимума и неприхотлив к виду целевой функции, согласно которой вычисляется величина фитнеса. Эта функция может быть не дифференцируема, иметь разрывы и другие неприятные свойства для традиционных методов поиска оптимума.

### Прогноз цены дойчмарки на фьючерсном рынке

Для проверки разработанного алгоритма были использованы данные за 1998 г. изменения цены дойчмарки на фьючерсном рынке. На графике рис. 4 показано изменение во времени цены открытия торгов на Нью-Йоркской бирже. Согласно рекомендациям [1] перед осуществлением тренировки нейронной сети было произведено сглаживание графика методом скользящей средней, что дает возможность устранить влияние случайных отклонений на общий тренд изменения цены.

Было испробовано несколько подходов к построению нейронной сети, от че-

го зависит эффективность конечного прогноза. Окончательно выбрана сеть, архитектура которой показана на рис. 5. Сеть состоит из 3 слоев: входного, выходного и скрытого. Во входном и выходном слоях имеется по 5 нейронов, а в скрытом – четыре. В скрытых и выходных нейронах имеются логистические функции активации, в которых используется соответствующие 14 смещений. Все нейроны связаны сорока связями, имеющими свои весовые коэффициенты. На вход сети подавали пять значений цены марки за пять текущих суток торгов. Выходные сигналы срав-

нивали с пятью ценами марки в последующие пять суток. Такая временная рамка передвигалась по графику рис. 4 для получения достаточного числа тестов для тренировки сети. Конечной целью тренировки была такой, чтобы отоб-

рать наиболее приспособленную сеть, которая будет одним и тем же набором смещений и весов описывать любую пару входных - выходных данных в диапазоне обучения.

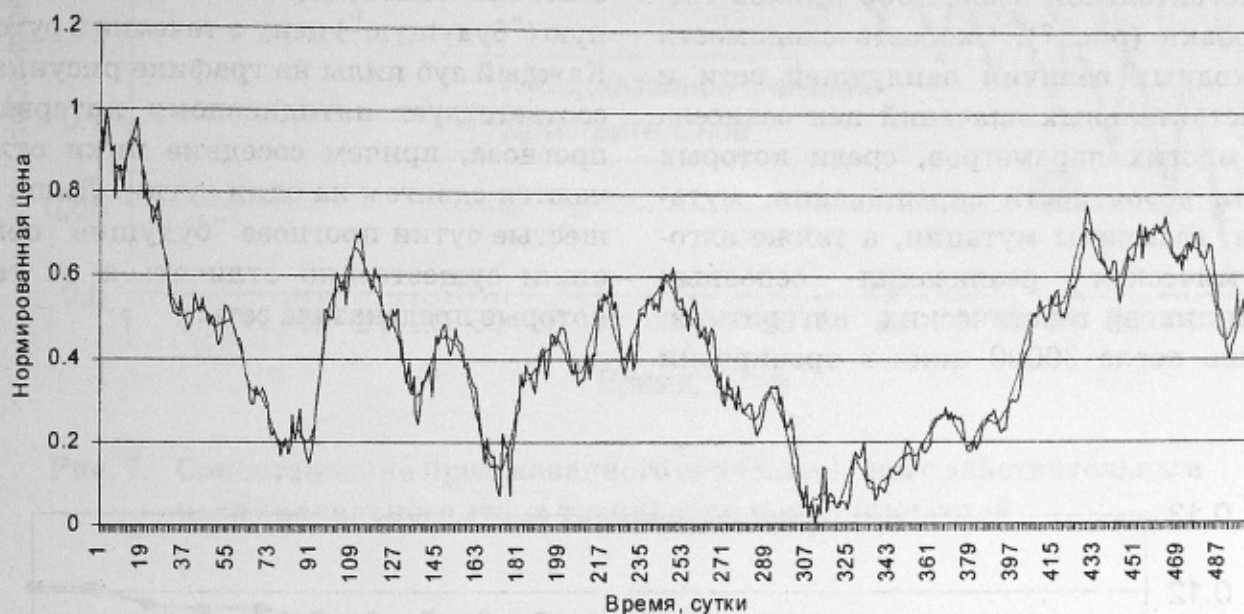


Рис. 4. Изменение цены дойчмарки при открытии торгов (Орен)

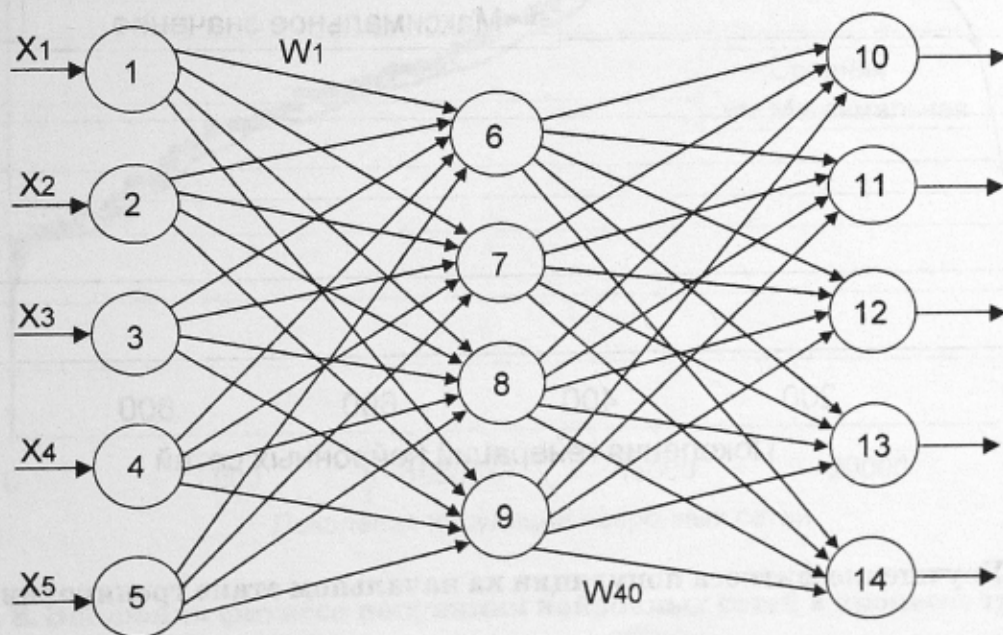


Рис. 5. Схема нейронной сети

Скорость тренировки пропорциональна скорости увеличения максимального и среднего фитнеса популяции сетей. На рис. 6 показаны темпы тренировки популяции на начальном периоде обучения. Предсказанная величина цены лишь приблизительно соответствует действительной после 1000 циклов тренировки (рис. 7). Скорость сходимости выходных величин наилучшей сети и действительных значений цен зависела от многих параметров, среди которых были вероятности скрещивания, мутации, величины мутации, а также алгоритмическая реализация основных принципов генетических алгоритмов. Лишь после 30000 циклов тренировки

величина фитнеса возросла в 2,5 раза по сравнению с начальным значением (рис. 8), а прогнозируемая цена удовлетворительно совпадала с фактической в диапазоне данных, используемых для тренировки (рис. 9). При этом предсказываемая цена в диапазоне прогноза достаточно точно отражала действительную ("будущую") цену в течение 5 суток. Каждый зуб пилы на графике рисунка 9 соответствует пятидневному интервалу прогноза, причем соседние пики отличаются сдвигом на одни сутки. Лишь на шестые сутки прогноза "будущие" цены стали существенно отличаться от тех, которые предсказала сеть.

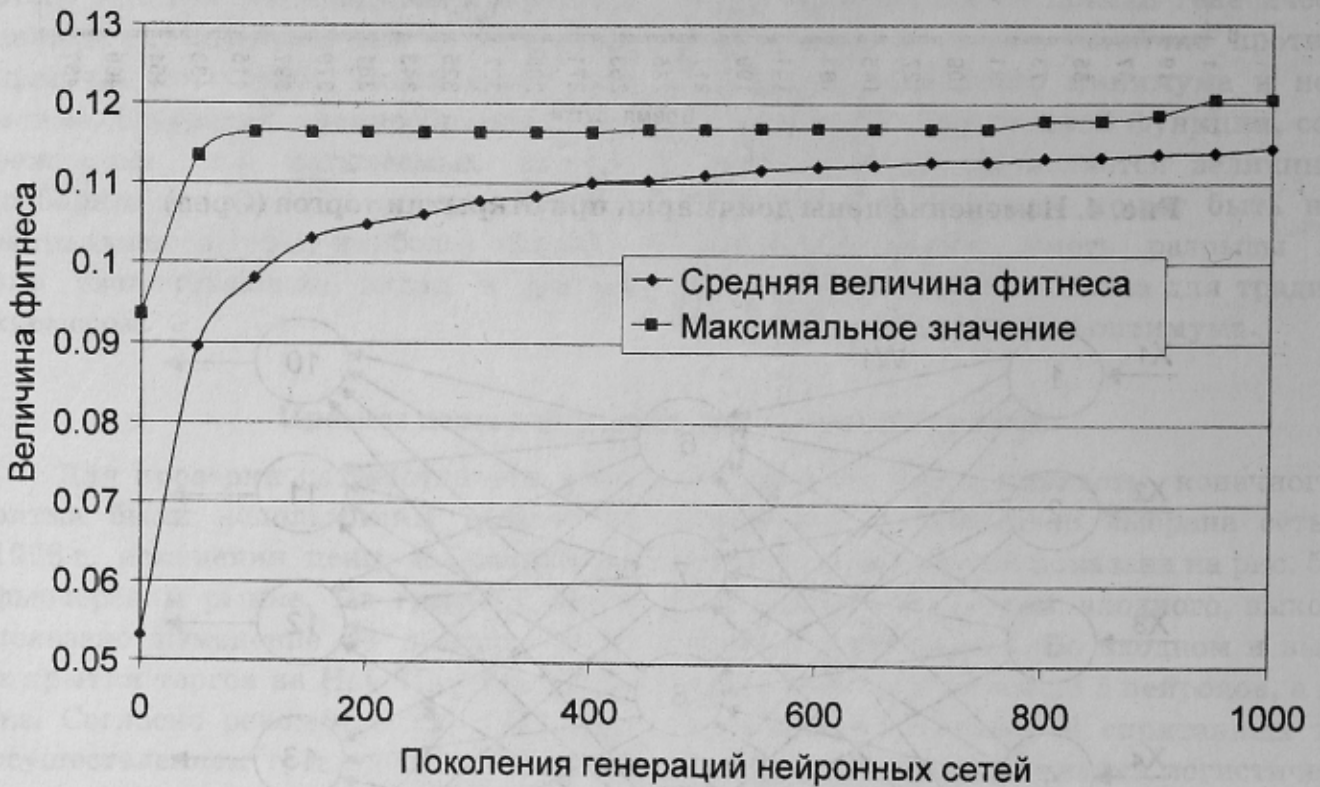


Рис. 6. Улучшение фитнеса популяции на начальном этапе тренировки



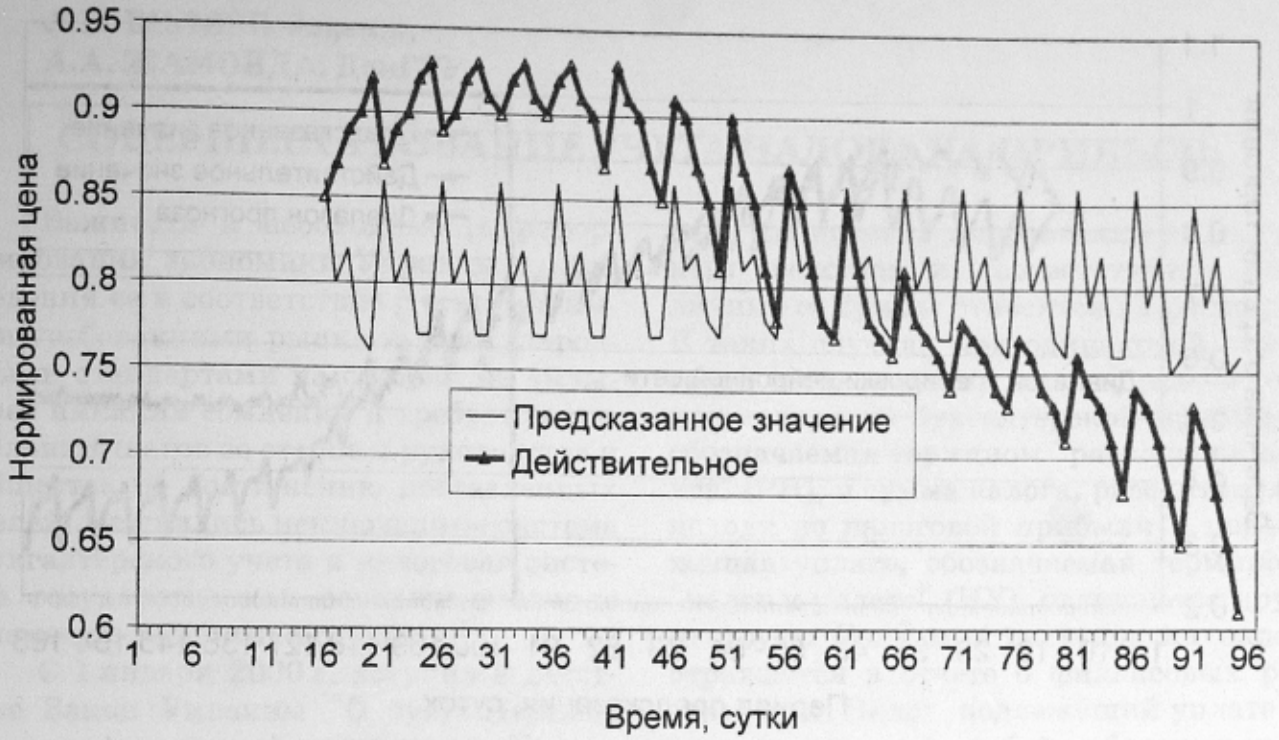


Рис. 7. Сопоставление предсказанного значения цены с действительным после начального этапа тренировки популяции сетей

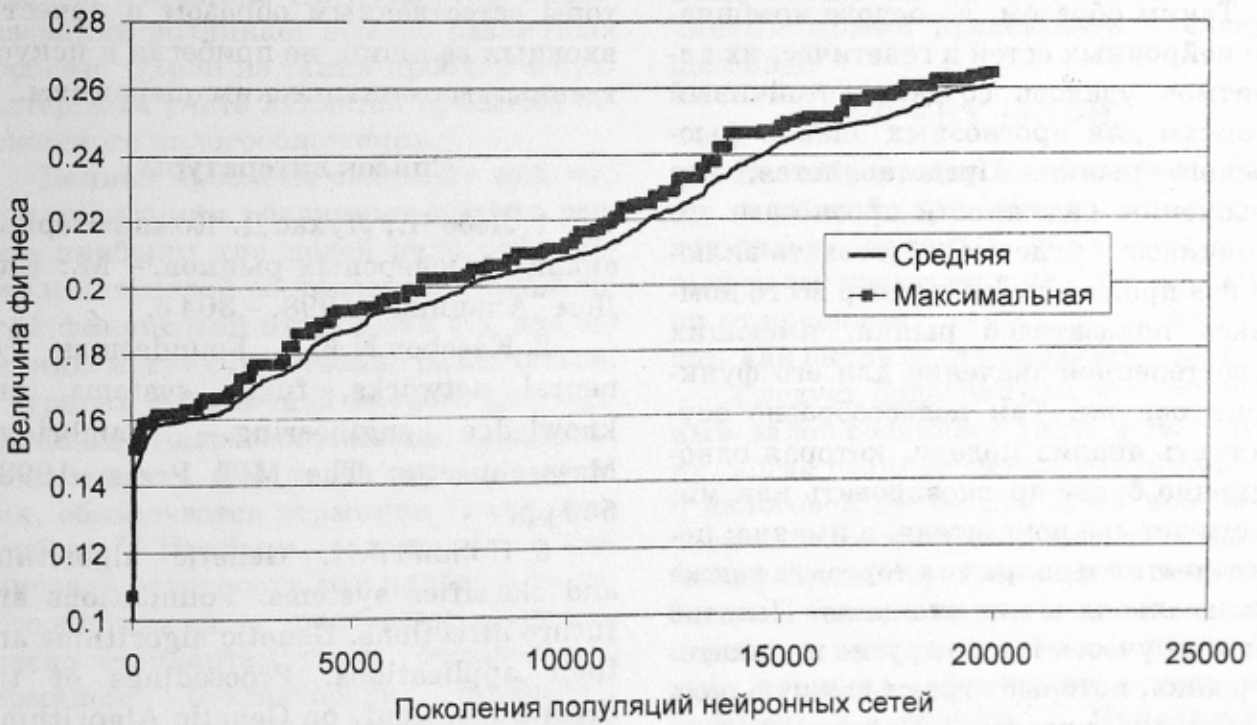


Рис. 8. Эволюция фитнеса популяции нейронных сетей в процессе тренировки



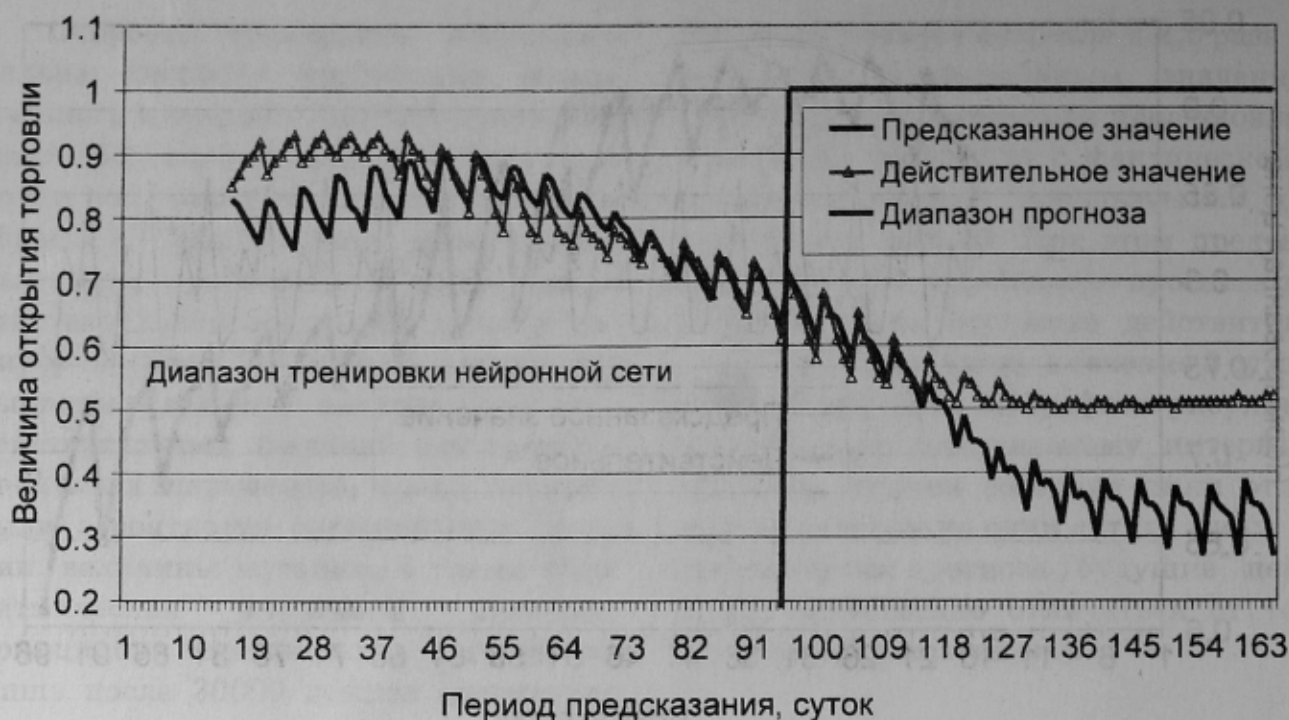


Рис. 9. Сопоставление предсказанных величин цены с действительными после 30000 поколений отбора популяций

Таким образом, на основе комбинации нейронных сетей и генетических алгоритмов удалось создать устойчивый алгоритм для прогнозных оценок фьючерсного рынка. Представляется, что повышению надежности прогноза и его устойчивости будет содействовать включение в прогнозный параметр всего комплекса показателей рынка, имеющих первостепенное значение для его функционирования. Так целесообразно осуществить анализ модели, которая одновременно будет прогнозировать как минимум четыре показателя, а именно: цена открытия и закрытия торгов, а также максимальная и минимальная. Полезно при этом учесть также другие индикаторы рынка, которые играют важную роль в практике прогноза. Нейронная сеть дает возможность учесть все эти индикаторы

естественным образом в качестве входных величин, не прибегая к искусственным математическим операциям.

#### Список литературы

1. Лебо Ч., Лукас Д. Компьютерный анализ фьючерсных рынков. — М.: Изд. Дом "Альпина", 1998. — 304 с.
2. Kasabov N.K. Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering. — Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 1998 — 550 pp.
3. Holland J.H. Genetic algorithms and classifier systems. Foundations and future directions. Genetic algorithms and their applications. Proceedings of the Second Int. Conf. on Genetic Algorithms. Pp. 82-89.