

УДК 004.9

## УЧЕТ ВЛИЯНИЯ РЯДА ФАКТОРОВ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ИНФЛЯЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ НА БАЗЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Огородов Александр Павлович  
ГОУВПО «Мордовский государственный университет им. Н. П. Огарева»,  
Российская Федерация, г. Саранск,  
E-mail: [nkogorodov@gmail.com](mailto:nkogorodov@gmail.com),  
430005, г.Саранск, ул. Богдана Хмельницкого, д. 39

**Аннотация:** В статье рассматриваются факторы, используемые при прогнозировании темпов инфляции на базе нейронных сетей. Оценивается качество прогноза при их учете.

**Ключевые слова:** инфляция, индекс потребительских цен, нейронная сеть, прогнозирование

### I. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

При управлении социально-экономическими процессами важно предвидеть складывающиеся темпы инфляции. Инфляция оказывает существенное, а иногда и решающее влияние на динамику реальных доходов населения, на формирование инвестиционного климата, темпы развития промышленности и аграрного сектора, исполнение доходов бюджета, валютные курсы и т.д. В связи с этим прогнозирование инфляционных процессов является актуальной задачей в современном мире.

В России уровень инфляции характеризует индекс потребительских цен, публикуемый Федеральной службой государственной статистики. Реализуя прогноз темпов инфляции важно учитывать факторы, оказывающие влияние на цены товаров и услуг потребительской корзины, соответственно которой рассчитывается инфляция потребительских цен. Рассмотрим влияние на качество прогноза следующих факторов:

ТАБЛИЦА I.  
ФАКТОРЫ УЧИТЫВАЕМЫЕ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ТЕМПОВ ИНФЛЯЦИИ

Факторы	Обозначение
Индекс цен производителей сельскохозяйственной продукции	ИЦПСХП
индекс цен производителей промышленных товаров	ИЦППТ
индекс цен производителей добычи полезных ископаемых	ИЦПДПИ
индекс цен производителей обрабатывающих производств	ИЦПОП
индекс цен производства и распределения электроэнергии, газа и воды	ИЦПиРЭГВ
индекс тарифов на грузовые перевозки	ИТГП
сводный индекс цен строительной продукции	СИЦСП
ретроспективные данные индекса потребительских цен	ИПЦ
валовой внутренний продукт	ВВП
денежная масса	–
месяц года	–

### II. ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ И МЕТОДА ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Для прогнозирования инфляционных процессов выбрана многослойная сеть прямого распространения (многослойный персептрон). Данная архитектура сети позволяет

воспроизводить достаточно сложные нелинейные зависимости между входом и выходом сети и успешно применяется для решения разнообразных задач. Многослойные персептроны имеют три отличительных признака.

– Нейроны сети имеют нелинейные функции активации.

– Сеть содержит один или несколько слоев скрытых нейронов, не являющихся частью входа или выхода сети. Эти нейроны позволяют сети обучаться решению сложных задач, последовательно извлекая наиболее важные признаки из входного образа.

– Сеть обладает высокой степенью связности, реализуемой посредством синаптических соединений.

Комбинация всех этих свойств наряду со способностью к обучению на собственном опыте обеспечивает вычислительную мощь многослойного персептрона. Для обучения многослойного персептрона выбран метод обратного распространения ошибки. Метод обладает достаточно высокой эффективностью и общностью. Его легко записать для произвольного числа слоев, произвольной размерности входов и выходов, произвольных функций активации, возможно, различных у разных нейронов. Кроме того метод обратного распространения ошибки можно применять совместно с различными градиентными методами оптимизации: методом скорейшего спуска, сопряженных градиентов, Ньютона-Рафсона и др. [1].

Обучение методом обратного распространения ошибки предполагает два прохода по всем слоям сети: прямого и обратного. При прямом проходе образ (входной вектор) подается на сенсорные узлы сети, после чего распространяется по сети от слоя к слою. В результате генерируется набор выходных сигналов, который и является фактической реакцией сети на данный входной образ. Во время прямого прохода все синаптические веса сети фиксированы. Во время обратного прохода все синаптические веса настраиваются в соответствии с правилом коррекции ошибок, а именно: фактический выход сети вычитается из желаемого (целевого) отклика, в результате чего формируется сигнал ошибки  $e_k(n)$ :

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (1)$$

где  $k$  – индекс нейрона выходного слоя;  $d_k(n)$  – желаемый выход на  $n$ -ом шаге итеративного процесса настройки синаптических весов;  $y_k(n)$  – выходной сигнал.

Сигнал ошибки инициализирует механизм управления, цель которого заключается в применении последовательности корректировок к синаптическим весам. Эти изменения нацелены на пошаговое приближение выходного сигнала  $y_k(n)$  к желаемому  $d_k(n)$  и достигаются за счет минимизации целевой функции ошибки, определяемой в терминах сигнала ошибки следующим образом:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (2)$$

где множество  $C$  включает все нейроны выходного слоя сети.

Обратный проход начинается с выходного слоя предъявлением ему сигнала ошибки, который передается справа налево от слоя к слою с параллельным вычислением локального градиента для каждого нейрона. Этот рекурсивный процесс предполагает изменение синаптических весов в соответствии с дельта-правилом:

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \delta_k(n) y_j(n) \quad (3)$$

$$\delta_k(n) = e_k(n) \varphi'_k(v_k(n)) \quad (4)$$

Где  $j$  – индекс нейрона скрытого слоя;  $k$  – индекс нейрона выходного слоя;  $\Delta w_{kj}(n)$  – коррекция веса;  $\eta$  – параметр скорости обучения;  $\delta_k(n)$  – локальный градиент;  $y_j(n)$  –

выходной сигнал нейрона  $j$ ;  $\varphi'_k(v_k(n))$  – производная функции активации. Для нейрона, расположенного в выходном слое, локальный градиент (4) равен соответствующему сигналу ошибки, умноженному на первую производную функции активации. Затем соотношение (3) используется для вычисления изменений весов, связанных с выходным слоем нейронов. Зная локальные градиенты для всех нейронов выходного слоя, с помощью формулы:

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) \varpi_{kj}(n) \quad (5)$$

можно вычислить локальные градиенты всех нейронов предыдущего скрытого слоя, а значит, и величину коррекции весов связей с этим слоем, пользуясь дельта-правилом. Такие вычисления проводятся для всех слоев в обратном направлении [2].

### III. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТЕМПОВ ИНФЛЯЦИИ

Прогнозирование осуществлялось с использованием двухслойного персептрона с сигмоидальным и линейным слоями на основе метода обратного распространения ошибки (градиентный алгоритм). Выходные нейроны сети составляют выходной (линейный) слой. Остальные нейроны относятся к скрытому (сигмоидальному) слою и получают данные с сенсорных узлов. Обучение сети проводилось по описанному выше методу, где  $\eta = 0.1$ .

Для прогнозирования индекса потребительских цен были использованы официальные данные Федеральной службы государственной статистики и Банка России включающие ежемесячные (для ВВП квартальные) значения вышеуказанных факторов по Российской Федерации за период 01.2000-12.2010 гг. Вся совокупность данных была разбита на три множества: обучающее, подтверждающее, тестовое. Вначале сеть обучалась на материале обучающего и подтверждающего множеств. Затем делался прогноз индекса потребительских цен по тестовому множеству на месяц вперед за период 01.2010-12.2010 гг. Критерием качества прогноза являлась средняя квадратичная ошибка. Результаты отображены в Табл. 2.

ТАБЛИЦА II.

СРЕДНЯЯ КВАДРАТИЧНАЯ ОШИБКА ПРОГНОЗА ИНДЕКСА ПОТРЕБИТЕЛЬСКИХ ЦЕН ПРИ УЧЕТЕ РАЗЛИЧНЫХ ФАКТОРОВ ЗА ПЕРИОД 01.2010-12.2010 гг.

Факторы, учитываемые при прогнозировании		Средняя квадратичная ошибка прогноза
1	ицпсхп, ицппт, ицпдпи, ицпоп, ицпиРЭГВ, итгп, сицсп	~0,3-0,45
2	ицпсхп, ицппт, ицпдпи, ицпоп, ицпиРЭГВ, итгп, сицсп, ипц	~0,2-0,3
3	ицпсхп, ицппт, ицпдпи, ицпоп, ицпиРЭГВ, итгп, сицсп, ипц, месяц года	~0,1-0,15
4	ицпсхп, ицппт, ицпдпи, ицпоп, ицпиРЭГВ, итгп, сицсп, ипц, месяц года, денежная масса, ВВП	~0,07-0,15

Графическое представление результатов прогноза с учетом всех факторов показано на рис. 1.

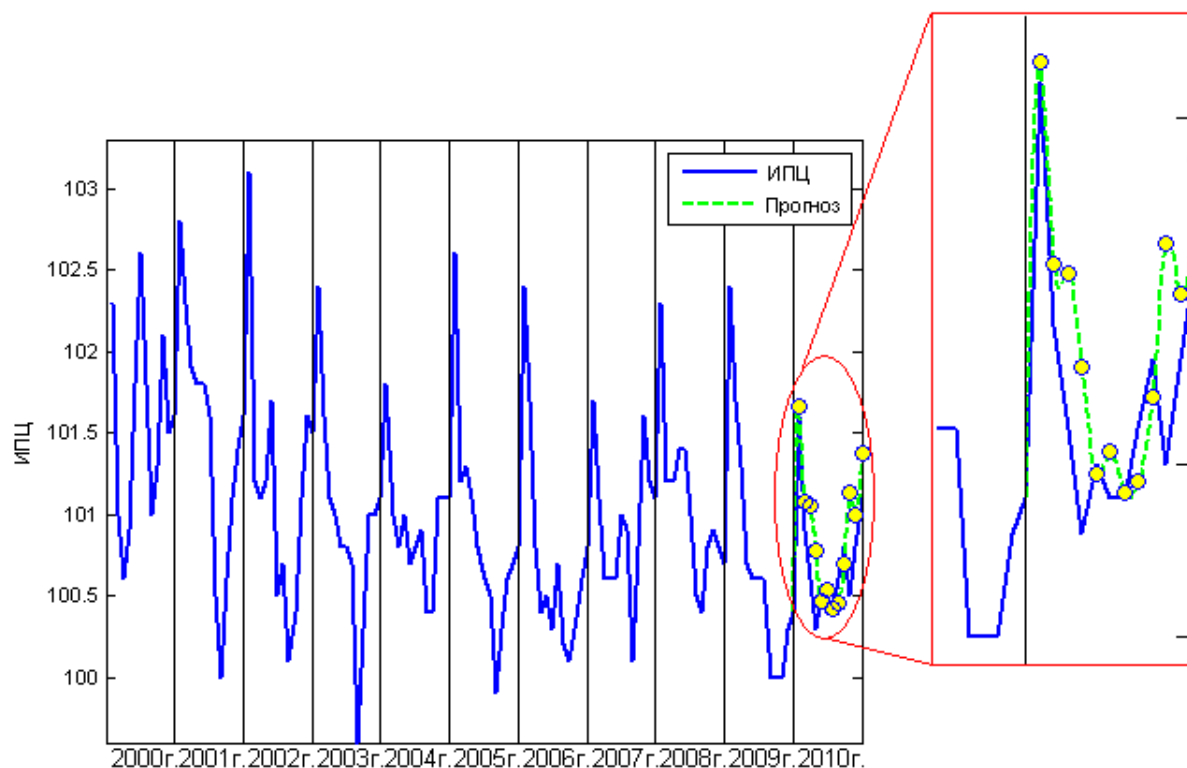


Рис. 1. График индекса потребительских цен (01.2000-12.2010) и его прогноза (01.2010-12.2010 гг.)

#### IV. ВЫВОД

Учет всех представленных факторов при прогнозировании темпов инфляции позволил значительно повысить точность прогноза и сделать вывод, что искусственные нейронные сети способны достаточно хорошо воспроизводить реальные экономические взаимосвязи. Однако нужно понимать, что некоторые факторы сами по себе могут быть мало значимы, если в них отражаются другие, действительно значимые факторы. Для их выявления следует проводить проверку на значимость с помощью кросскорреляционного анализа и теоретических методов проверки.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. К.В. Вронцов «Лекции по искусственным нейронным сетям» [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/c/cc/Voron-ML-NeuralNets.pdf> (дата обращения: 15.06.11)
2. Хайкин, Саймон Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.:Издательский дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.
3. Е.В. Зарова, И.К. Заров Нейронные сети как средство моделирования и прогнозирования инфляционных процессов [Электронный ресурс] - Режим доступа: <http://www.mathnet.ru/links/14092b17f0e9c55cf144958190462ba4/vsgtu354.pdf> (дата обращения: 15.06.11)
4. В. Кизилов, Г. Сапов Инфляция и её последствия / под ред. Е.Михайловской. – М.: РОО «Центр «Панорама», 2006. – 146 с.

## INFLUENCE OF SEVERAL FACTORS IN FORECASTING OF INFLATIONARY PROCESSES BASED ON NEURAL NETWORKS

Ogorodov P. Aleksandr  
N. P. Ogarev's Mordovian State University  
Russian Federation, Saransk city,  
E-mail: [nkogorodov@gmail.com](mailto:nkogorodov@gmail.com),  
39, B-Khmelnytskogo str., 430005, Saransk, Mordovia, Russia

**Annotation.** Factors of forecasting of inflation are considered. Quality of forecast is measured.

**Key words:** inflation, consumer price index, neural networks, forecasting.

Огородов Александр Павлович  
Россия, РМ, г. Саранск  
Мордовский государственный университет им. Н. П. Огарёва  
E-mail: [nkogorodov@gmail.com](mailto:nkogorodov@gmail.com)

Закончил Мордовский государственный университет им. Н. П. Огарёва в 2008 г. по специальности автоматизированные системы обработки информации и управления. В настоящее время является аспирантом кафедры АСОИУ факультета электронной техники Мордовского государственного университета им. Н. П. Огарёва.