

УДК 942:336.748.12

UDC 942:336.748.12

**НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ  
ИНФЛЯЦИИ В РОССИИ**

**MODELS OF NEURONET INFLATION IN  
RUSSIA**

Коваленко Анна Владимировна  
к.э.н, доцент

Kovalenko Anna Vladimirovna  
Cand.Econ.Sci., assistant professor

Уртенов Махамет Хусеевич  
д. ф.-м. н., профессор  
*Кубанский государственный университет,  
Краснодар, Россия*

Urtenov Mahamet Khuseevich  
Dr.Sci.(Phys.-Math.), professor  
*Kuban State University, Krasnodar, Russia*

В статье предлагается использование современных инструментальных средств, таких как нейросетевые технологии, для аппроксимации и прогнозирования темпов инфляции. В статье делается вывод о том, что для адекватного и эффективного моделирования инфляции в России с помощью современных нейросетевых технологий необходимо учитывать тенденции экономического развития. Для обучения и прогноза следует использовать только те периоды времени в пределах, которых действуют одинаковые экономические тенденции

The article's conclusion is that for adequate and effective inflation modeling in Russia by means of modern neuronet technologies it is necessary to consider tendencies of economic development. For training and forecast, it is necessary to use only those periods of time within the limits of which identical economic tendencies work. The article uses modern tool means, such as neuronet, which is offered to technology, for approximation and forecasting of rates of inflation

Ключевые слова: НЕЙРОСЕТЕВЫЕ  
ТЕХНОЛОГИИ, ТЕМП ИНФЛЯЦИИ,  
АППРОКСИМАЦИЯ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ

Keywords: NEURONET TECHNOLOGIES, RATE  
OF INFLATION, APPROXIMATION,  
FORECASTING

В настоящее время правительству удастся сдерживать темп инфляции до 8-9% в год. Если удастся вывести инфляцию в России на более низкий уровень, то в стране значительно увеличится кредитование населения, в том числе ипотечное, что в свою очередь вызовет оживление в отраслях экономики связанных со строительством и далее, наверное, всей экономики России.

В прогнозе социально-экономического развития России на 2010-2012 года заявлено, что рост потребительских цен в России в 2010 году снизится до 9-10%, в условиях сохранения умеренного роста цен на сырье на мировых рынках и низкого уровня потребительского спроса, по сравнению с докризисным.

Однако, имеется ряд предпосылок ускорения темпов инфляции, таких как, например, рост денежной массы. С мая 2009 по май 2010 года она (денежная масса) выросла на 33% [3].

Кроме того, пока еще в полной мере не преодолены кризисные явления в социальной сфере. Об этом свидетельствует и тот факт, что численность официально зарегистрированных безработных в этом году увеличилась на 5% по сравнению с предыдущим, а объем бюджетного трансферта Пенсионному фонду РФ в 2010 году планируется увеличить на 150 миллиардов рублей.

Положительная динамика инфляции угрожает стабильному развитию экономики, негативно влияет на уровень благосостояния населения, и прежде всего его малообеспеченных слоев. Таким образом, анализ причин и построение прогнозных моделей инфляции является актуальной задачей.

Целью нашего исследования является изучение особенностей инфляции в России и разработка современных методов аппроксимации и прогнозирования темпов инфляции, основанных на нейросетевых технологиях.

При моделировании темпов инфляции с помощью временных рядов, необходим предварительный анализ исходной информации, выявление тенденций, исключение или сглаживание выбросов, неестественных для всего набора информации. Поэтому, сначала были исследованы данные полученные с сайта Федеральной службы государственной статистики, о уровне инфляции в России по месяцам с 1991 по 2008 год (табл. 1). Данная информация была разделена на несколько периодов и представлена в графическом виде на рис 1-3.

Таблица 1 - Уровень инфляции в РФ по месяцам с 1991 по 2008 год

	Январь	Февраль	Март	Апрель	Май	Июнь	Июль	Август	Сентябрь	Октябрь	Ноябрь	Декабрь	За год
1991	5,2	1,0	2,3	25,5	3	1,2	0,5	0,5	1,1	3,5	2,9	12,1	160,4
1992	215,2	30	39,9	21,7	11,9	12,1	10,5	3,6	11,5	22,9	26,1	25,7	2508,8
1993	25,2	21,7	20,1	15,7	10,1	12,9	22,1	20	23	18,5	16,1	17,2	839,9
1994	1,2	10,2	7,1	5,5	2,9	6	5,3	16	8	15	11,6	12,1	215,1
1995	1,2	1,1	2,9	5,5	7,9	6,7	5,4	4,6	2,5	4,7	4,6	3,7	131,3
1996	4,1	2,3	2,8	2,2	1,6	1,2	0,7	-0,2	0,3	1,2	1,9	1,4	21,8
1997	2,2	1,5	1,4	1	0,9	1,1	0,3	-0,1	-0,3	0,2	0,6	1	11
1998	1,5	0,8	0,9	0,4	0,5	0,1	0,2	3,7	38,4	4,5	5,7	11,0	94,4
1999	2,4	4,1	2,8	3	2,2	1,9	2,3	1,2	1,5	1,4	1,2	1,3	36,5
2000	2,2	1	0,6	0,2	1,8	2,6	1,3	1	1,3	2,1	1,5	1,0	20,2
2001	2,2	2,2	1,3	1,2	1,3	1,6	0,5	0	0,2	1,1	1,4	1,8	18,6
2002	3,1	1,2	1,1	1,2	1,7	0,5	0,7	0,1	0,4	1,1	1,6	1,5	15,1
2003	2,4	1,2	1,1	1	0,8	0,8	0,7	0,7	0,3	1	1	1,1	12
2004	1,2	1	0,8	1	0,7	0,8	0,9	0,7	0,4	1,1	1,1	1,1	11,7
2005	2,6	1,7	1,3	1,1	0,8	0,6	0,5	0,1	0,2	0,6	0,7	0,8	10,9
2006	2,4	1,7	0,8	0,4	0,5	0,3	0,7	0,2	0,1	0,3	0,8	0,8	9
2007	1,7	1,1	0,6	0,6	0,6	1	0,3	0,1	0,3	1,6	1,2	1,1	11,9
2008	2,2	1,2	1,2	1,4	1,4	1	0,5	0,4	0,3	0,9	0,8	0,7	13,3

На графике инфляции в России по месяцам с 1992 по 1996 год (рис.1) виден первый пик инфляции в январе 1992 года, причиной которого был переход от административно регулируемых цен к свободным рыночным. Этот пик является выбросом, неестественным для всего набора информации, поскольку причины его появления не экономической природы.

Величина инфляции в 240 % в 1992 году связана с преодолением диспропорций в экономике, вызванных административным регулированием. Период с 1992 по 1996 г. характеризуется как начальный период перехода к рыночной экономике и формирования рыночных отношений.

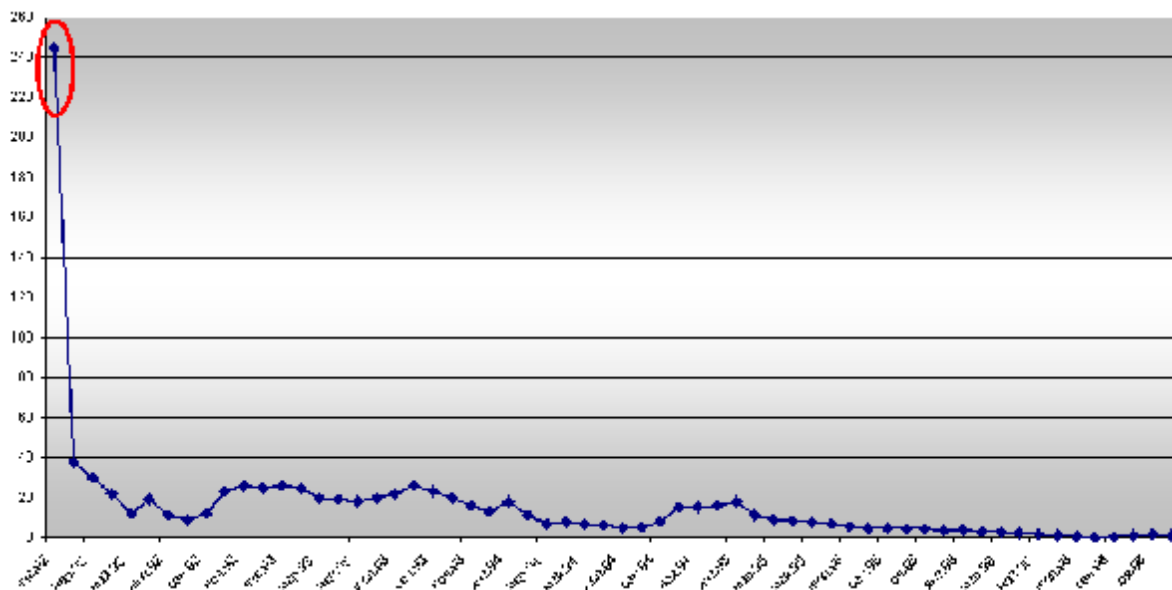


Рисунок 1 - График инфляции в России по месяцам с 1992 по 1996 г.

На следующем графике (рис. 2) инфляции в России по месяцам с 1996 по 2001 год виден пик инфляции в сентябре 1998 года.

За период с 1996 по 1998 г. происходит постепенное нарастание негативных явлений, связанных с бесконтрольным использованием инструментов ГКО для финансирования дефицита бюджета РФ. В этот период фактически государством была построена финансовая пирамида ГКО, которая, как и любая другая финансовая пирамида, потерпела крах и закончилась дефолтом в августе 1998 года, что привело финансово-экономическому кризису в стране. Таким образом, причиной пика инфляции в сентябре 1998 года явился крах государственной финансовой пирамиды и обвал ГКО в августе (запаздывание на месяц).

Период с конца 1998 по 2001 связан с постепенной ликвидацией последствий финансово-экономического кризиса.

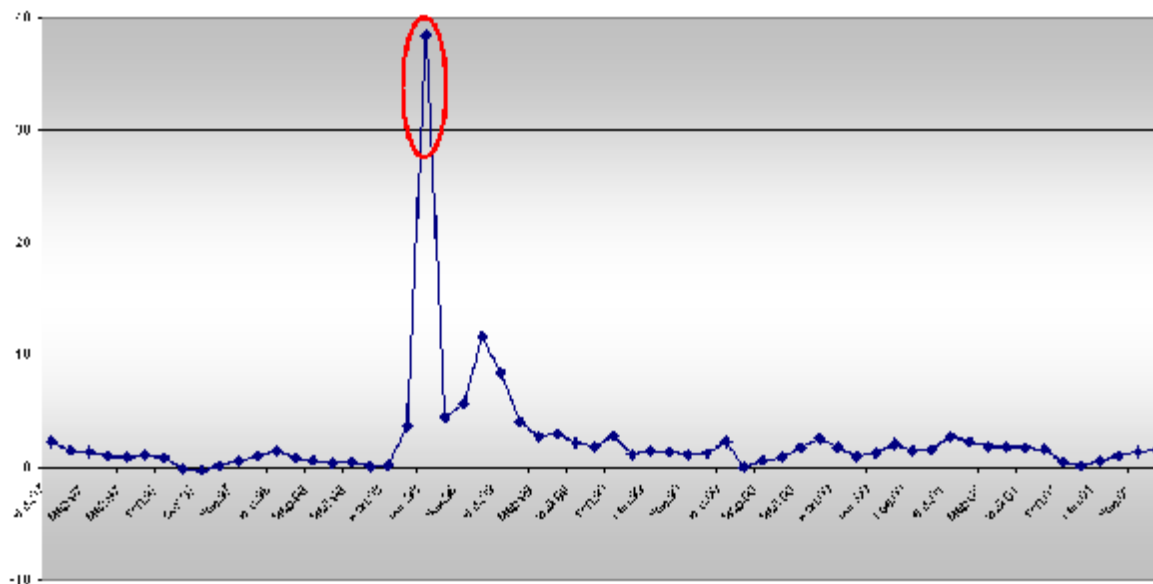


Рис. 2 - График инфляции в России по месяцам с 1996 по 2001 год

Поскольку при моделировании темпов инфляции с помощью временных рядов, необходимо исключение или сглаживание выбросов, неестественных для всего набора информации, то указанные пики инфляции 1992 и 1998 года, следует исключить из всего набора данных для построения адекватных и эффективных моделей прогноза. На рис. 3 представлен график инфляции в России с февраля 1992 по август 1998 год, т.е. без точек резких выбросов инфляции, имеющих внеэкономическую причину.

Необходимо также отметить, что данный промежуток времени содержит как минимум две экономически обоснованные тенденции развития инфляции. Первая - с марта 1992 по август 1995 года, когда инфляция изменялась в диапазоне от 5 до 30 процентов в месяц. И вторая тенденция развития инфляции с сентября 1995 по август 1998 года, когда инфляция не только не превышала 5% в месяц, но даже были отмечены периоды дефляции.

Период с 2002 по 2008 год является периодом экономического роста РФ и характеризуется тенденцией подъема экономики, снижением и

стабилизацией темпов инфляции (0-3%), появления нескольких периодов дефляции (рис. 4), что связано, прежде всего, с повышением мировых цен на нефтепродукты, притоком в Россию большого количества нефтедолларов, что обуславливало преобладание доходов над расходами. Наблюдающаяся в этот период инфляция связана со стремлением Центробанка РФ удерживать курс рубля по отношению к мировым валютам (доллара и евро) в пределах необходимых, в основном, для обеспечения конкурентоспособности продукции отечественных предприятий внутри страны экспортного потенциала, в частности. По этой причине ЦБ РФ покупал на валютном рынке излишки нефтедолларов в больших объемах, что привело с одной стороны к повышению рублевой денежной массы в стране, а с другой стороны к стремительному накоплению золотовалютных ресурсов РФ. Этот период характеризуется устойчивым темпом роста экономики и, тем не менее, также и ростом темпов инфляции.

В 2007-2008 гг. Россия столкнулась с ситуацией сочетания высоких темпов экономического роста и высоких темпов инфляции. В частности, на фоне реального роста ВВП с темпом не ниже 6,5% в год годовой индекс потребительских цен увеличился со 7,5—8,0% (в первом полугодии 2007 года) до 15,0% (к середине 2008 года).

Эта третья тенденция развития инфляции закончилась в середине 2008 года с началом нового мирового финансового кризиса, после которого, начинается следующий этап развития инфляции. Заметим, что с 2008 года в экономике РФ начали проявляться кризисные явления, которые постепенно достигли максимальных значений к началу 2009 года. С середины 2009 года началась постепенная нормализация, а с начала 2010 года по данным Правительства РФ возобновился медленный рост экономики. В 2008- 2009 гг. для поддержания финансового сектора и некоторых системообразующих предприятий, например ОАО «АвтоВАЗ»,

было потрачено большое количество средств, и денежная масса существенно выросла, что естественно способствовало усилению темпов инфляции.

Таким образом, нами выдвигается гипотеза о существовании пяти периодов изменения темпов инфляции, и о необходимости прогнозирования и моделирования темпов инфляции только в те периоды в пределах, которых действуют одинаковые экономические тенденции, в первую очередь, при использовании для этого нейронных сетей.

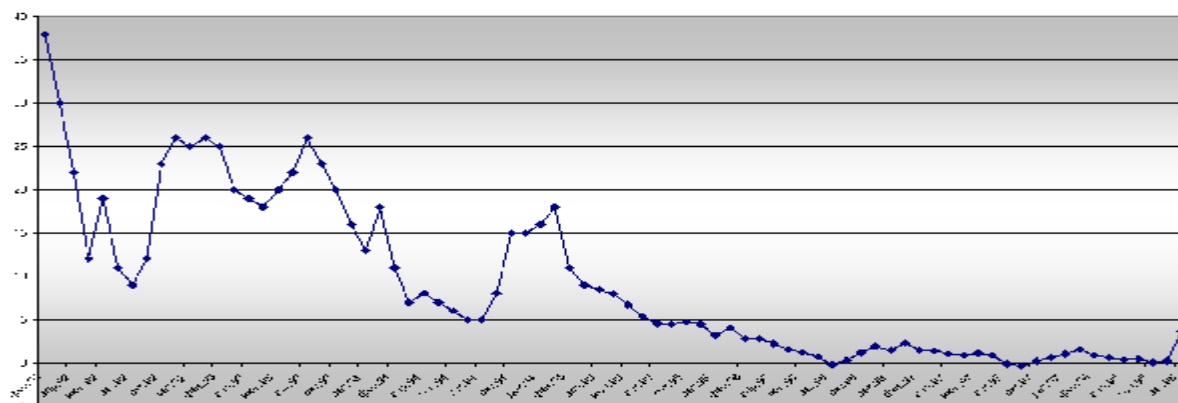


Рисунок 3 - График инфляции в России по месяцам с февраля 1992 по август 1998 год

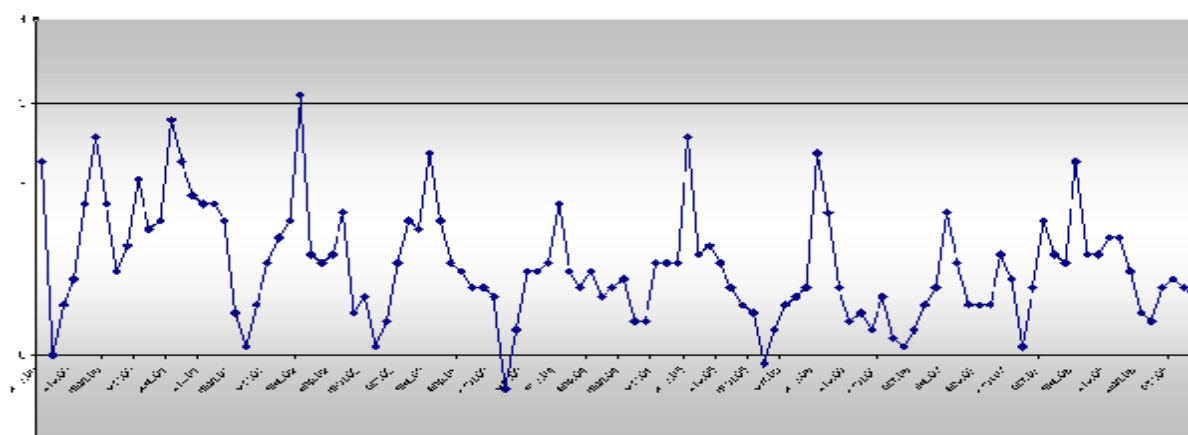


Рисунок 4 - График инфляции в России по месяцам с 2000 по 2008 год.

Нейронные сети представляют собой новую и весьма перспективную вычислительную технологию, дающую новые подходы к исследованию различных задач в области экономики [1-2].

Приложения нейронных сетей охватывают самые разные области науки, благодаря тому, что

1) Нейронные сети - мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить сложные нелинейные зависимости. Способность к моделированию нелинейных процессов, работе с зашумленными данными и адаптивность дают возможность применять нейронные сети для решения широкого класса экономических задач. В последние несколько лет на основе нейронных сетей было разработано много программных систем для применения в таких вопросах, как прогнозирование и оценка экономических параметров, например, состояния предприятия, кредитоспособности заёмщика, вероятности банкротства предприятия, контроль за инвестициями, размещение займов и т.д.

2) Нейронные сети обучают на примерах. Разработчик нейронной сети подбирает представительные данные, а затем запускает алгоритм обучения, который автоматически воспринимает структуру данных. При этом от разработчика требуется набор эвристических знаний о том, как следует отбирать и подготавливать данные, выбирать нужную архитектуру сети и интерпретировать результаты. Класс задач, которые можно решить с помощью нейронной сети, определяется тем, как сеть работает и тем, как она обучается. При работе нейронная сеть принимает значения входных переменных и выдает значения выходных переменных. Таким образом, сеть можно применять в ситуации, когда имеется определенная известная информация, и необходимо получить некоторую пока неизвестную информацию.

Для эффективного использования нейронных сетей необходимо наличие достаточного объема обучающей выборки, используя которую нейронную сеть можно обучить.



Существенная особенность нейронных сетей состоит в том, что зависимость между входом и выходом находится в процессе обучения сети. Для обучения нейронных сетей применяются алгоритмы двух типов: управляемое и неуправляемое, причем разные типы сетей используют разные типы обучения. Если сеть обучена хорошо, она приобретает способность моделировать неизвестную функцию, связывающую значения входных и выходных переменных, и впоследствии такую сеть можно использовать для прогнозирования в ситуации, когда выходные значения неизвестны.

Для моделирования инфляции в России было построено несколько прогнозных моделей временных рядов.

Первой созданной моделью является нейросетевая модель №1 (1991-2008). Весь набор данных состоит из 207 значений уровня инфляции. Построение модели в пакете Statistica Neural Network осуществлялось с помощью временных рядов. Нами было выдвинуто предположение о том, что изменение инфляции в течение года происходит циклическим образом: каждый год по месяцам. Нами был задан набор данных с января 1991 года по декабрь 2008 года.

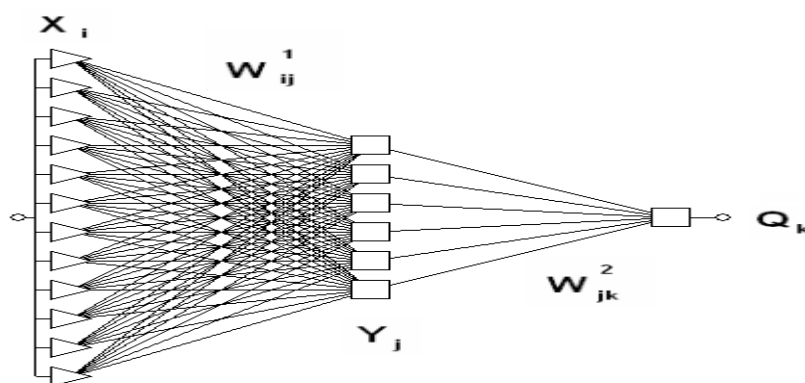


Рис. 5 – Структура, созданной нейросетевой модели №1 (1991-2008)

Нами была создана нейросетевая модель №1 (1991-2008), структура которой представлена на рис. 5. Созданная сеть имеет тип многослойный

персепетрон с входным слоем из 12 элементов (по числу месяцев в году) и внутренним слоем в шесть. Число шагов во временном окне 12 и горизонт равен 1. Число слоев в сети равно 3, промежуточный слой ( $Y_j$ ) содержит 6 элементов ( $j=6$ ). Такая структура сети была получена путём проведения большого количества численных экспериментов, поскольку меньшее число слоёв приводило к недообучению сети, а большее число промежуточных слоёв не улучшало качество сети.

Рассмотрим более подробно структуру созданной нейронной сети прямого распространения сигнала.

Обозначим  $X_i$ ,  $i=12$  - вектор входов;  $Q_k$ ,  $k=1$  - вектор выходов;  $W = (W_1, \dots, W_n)$ ,  $n=6$  - вектор весов;  $\Theta$  - порог срабатывания;  $F$  - униполярная сигмоидальная функция активации.

Формула срабатывания нейрона:

$$\Theta = F(\langle W^T, X \rangle) = F\left(\sum_{i=1}^n W_i \cdot X_i\right), \quad F(\langle W, X \rangle) = \frac{1}{1 + e^{-W^T X}}$$

$$\Theta = \begin{cases} 1, & \langle W^T, X \rangle \geq 0, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Для нейросетевой модели №1 (1991-2008) было использовано бинарное кодирование с порогами принятия и отвержения, равными 0,5. При такой настройке сети элемент с наивысшим уровнем активации не будет определять класс вне зависимости оттого, что происходит в других элементах, т.к. в данной задаче необходимо учесть влияние всех 12 факторов на прогноз.

Созданная сеть была обучена методом сопряженных градиентов. В процессе обучения нейронной сети настройка весов происходила по правилу:

$$W_{ij}^* = W_{ij} + z \cdot \|(Y_i - O_i)\| \cdot X_j,$$

где  $W_{ij}^*$  - новое значение веса;  $W_{ij}$  - старое значение веса;  $Z_j$  - уровень обучаемости (коэффициент угла поворота, шаг изменения);  $Y_i$  - значение выходов;  $O_i$  - желаемое значение;  $X_j$  - значение входов.

Обучение созданной сети проводилось методом сопряженных градиентов с тренировочным периодом в 100 эпох. Обучение методами Левенберга-Маккварта и градиентного спуска не дало приемлимого результата. В результате обучения методом сопряженных градиентов средняя ошибка на обучающем множестве составила 0,58 и 4.89 – на контрольном. Данная ошибка является довольно высокой, однако при проведении большого количества экспериментов и построении сетей различных типов, обучаемых различными алгоритмами обучения, данная ошибка является минимальной.

Необходимо отметить, что было проведено достаточно большое число экспериментов. И самый лучший достигнутый результат был получен у нейросетевой модели №1(1991-2008). Данный результат представлен на рис. 6-7 (синий цвет - target – исходные реальные данные, розовый – predicted –предсказанные сетью).

Большая разница между реальными исходными данными и данными, предсказанными сетью, показывает плохое качество данной модели, которое может быть объяснено, тем, что промежуток времени, на котором строилась модель, между 1991 годом и 2008 содержал несколько совершенно разных экономических тенденций, что не может быть описано одной моделью.

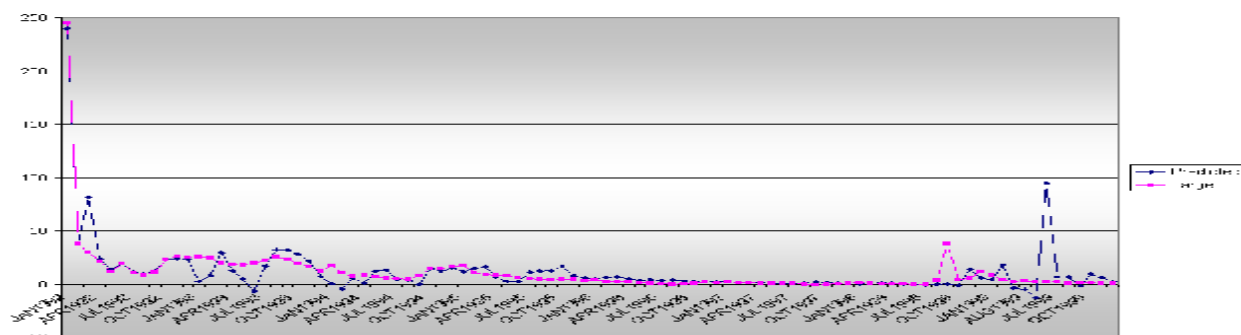


Рис. 6 – Сопоставление исходных данных инфляции и предсказанных нейросетевой моделью №1(1991-2008) за период с 1992-1999 года

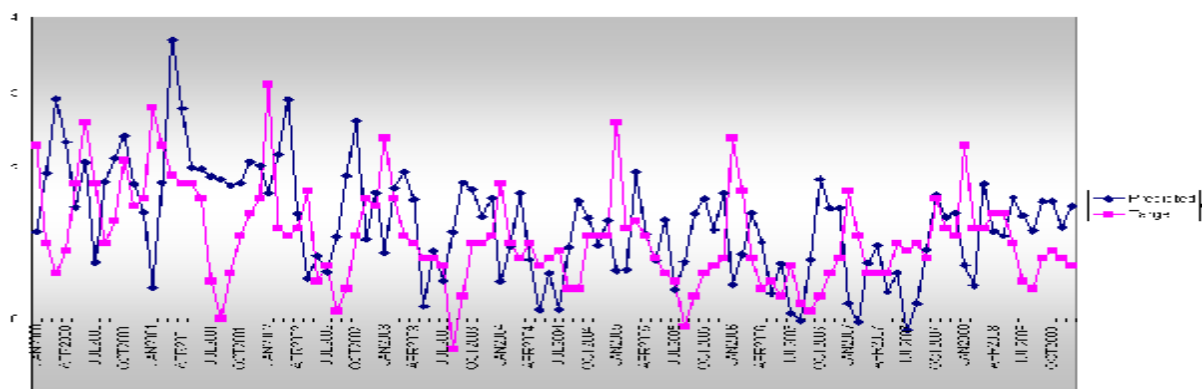


Рис. 7 – Сопоставление исходных данных инфляции и предсказанных нейросетевой моделью №1(1991-2008) за период с 2000-2008 год

Очевидно, что результаты такого моделирования очень приближительные, однако они доказывают наличие цикличности в годовичных изменениях.

Для построения нейросетевой модели №2, был использован период времени моделирования с 2002 по 2008 год. Выборка содержит 50 уровней инфляции на обучающем множестве и 22 на контрольном.

Обучение созданной нейросетевой модели №2 проводилось методом сопряженных градиентов с периодом в 100 эпох. В результате обучения средняя ошибка составила приблизительно 0,15 –на обучающем множестве

и 0.39 – на контрольном. Данная ошибка является приемлемой, о чем также свидетельствует результат работы нейросетевой модели №2, представленный на рис. 8.

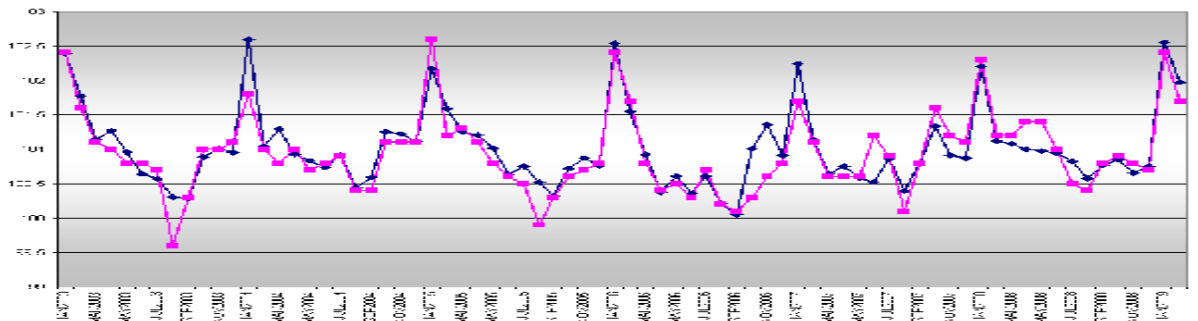


Рис. 8 – Результат работы нейросетевой модели №2 (2002-2008)

Математическая теория нечетких множеств, предложенная Лотфи Заде четверть века назад, позволяет описывать нечеткие понятия и знания, оперировать этими знаниями и делать нечеткие выводы. Основанная на этой теории новая методология построения компьютерных систем, а именно, нечетких систем существенно расширяет области применения компьютеров. Более того, верно утверждение, что такие системы можно создавать в любой области деятельности человека. За последние годы разработаны новые микропроцессоры, выполняющие операции над нечеткими множествами, нечеткие компьютеры и, конечно, программное обеспечение.

Гибридный подход основан на применении логической обработки данных классическими методами инженерии знаний и ассоциативной обработки, данных нейронными сетями. Его применение позволяет, с одной стороны, использовать результаты, достигнутые в технике представления знаний с ее удобством визуализации, вербализации и формализации знаний. С другой стороны, он позволяет использовать

возможности обучения и естественной работы с нечеткими знаниями, свойственными нейронным сетям.

Целью комбинирования аппаратов нечеткой логики и искусственных нейронных сетей является использование преимуществ каждой из синтезируемых методик, компенсирующих недостатки другой. Нечеткие системы логического вывода позволяют дать понятную интерпретацию выполняемых действий, но не способны обучаться, то есть производить автоматическую настройку параметров функций принадлежности на основе известной информации. В противоположность к ним нейронные сети могут настраивать свои параметры (весовые коэффициенты), но реализуемые ими функции не поддаются понятной интерпретации. Самым эффективным способом гибридизации нечеткой логики и искусственных нейронных сетей являются нейро-нечеткие системы (более точно – "нейроподобные системы логического вывода"), которые с одной стороны, могут рассматриваться как нечеткие системы логического вывода (а значит, понятно интерпретировать получаемые результаты), а с другой – как искусственные нейронные сети, состоящими из нейронов специального вида (следовательно, могут обучаться).

Следующая модель была построена в среде Matlab. Для этого была применен аппарат адаптивных нейро-нечетких сетей, содержащих элементы нечеткого вывода. Третьей созданной моделью является гибридная модель №3 (1991-2008) - это адаптивно нейро-нечеткая сеть, содержащая элементы нечеткого вывода.

Обучающая выборка (рис.9) была подготовлена следующим образом: в качестве выходных значений – значения индекса по месяцам на промежутке 1991-2008 годов. В качестве входных значений использовались значения индекса за предыдущие 1, 2, и 3 месяца соответственно – на основе предположения о том, что значение текущего

уровня инфляции зависит от предыдущих значений, поскольку в их значениях обнаружены элементы цикличности.

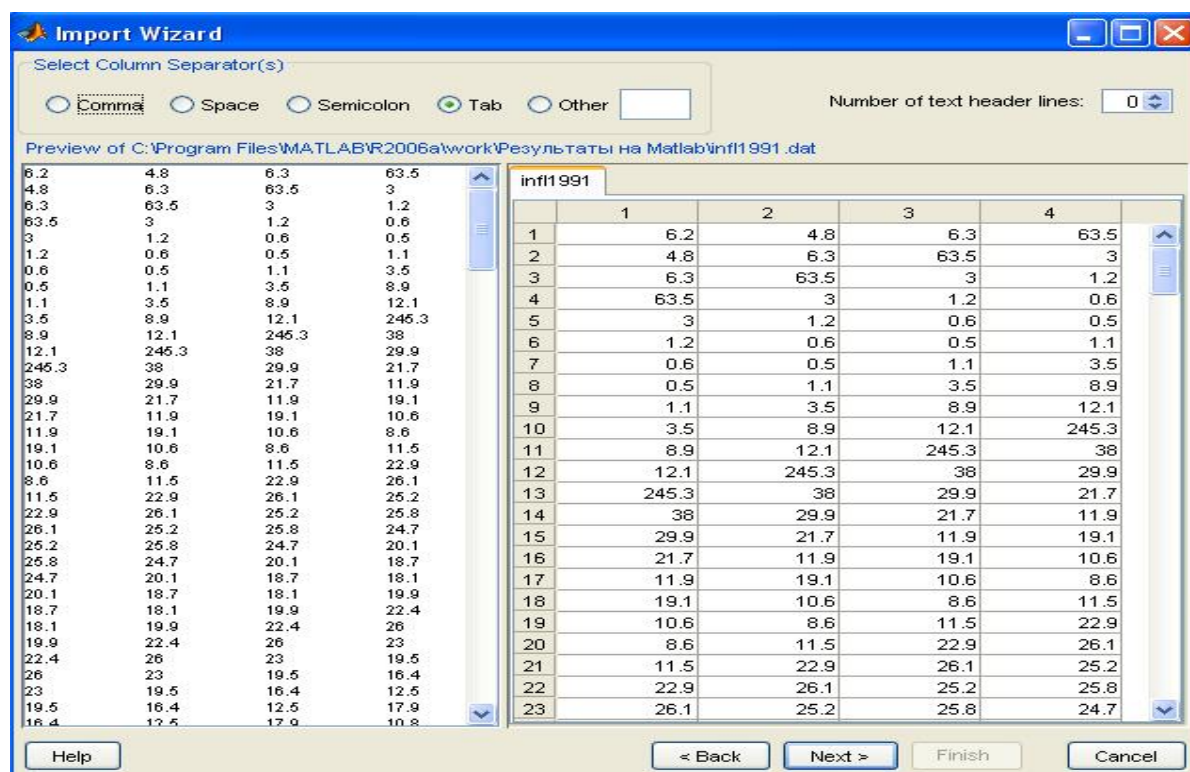


Рис. 9 – Обучающая выборка для построения гибридной модели №3 (1991-2008)

Созданная сеть обучалась гибридным методом обучения в течении 110 эпох. Полученная ошибка обучения составила около 12.5, что приемлемым не является.

Причиной чего, как и в модели №1 является большой временной интервал с 1991 по 2008 год, содержащий несколько разных экономических тенденций, которые одна сеть уловить не в состоянии, что подтверждается при тестировании, созданной сети.

Обучающая выборка для построения гибридной модели №4 (2002-2008) содержала одну - последнюю экономическую тенденцию с 2002 по

2008 год, и не включала выбросы экономических кризисов, причиной которых явились не экономические последствия.

Гибридная модель №4 содержит 3 входных и одну выходную переменную, то есть для прогнозирования нового значения инфляции использовались три предыдущих значения инфляции. Каждая из входных переменных содержит по 4 лингвистических термина с гауссовскими функциями принадлежности, функция принадлежности выходной переменной является линейной.

Архитектура созданной сети представлена на рис. 10. Внутренние слои представлены двенадцатью лингвистическими переменными (по 4 на каждую из входных переменных) и 64-ю правилами нечетких продукций, что составляет собой полный набор правил ( $4^3=64$  полный перебор). Структура внутренних слоев этой сети является системой нечеткого вывода типа Сугено, так как она дает в качестве значения выходной переменной конкретные числовые значения.

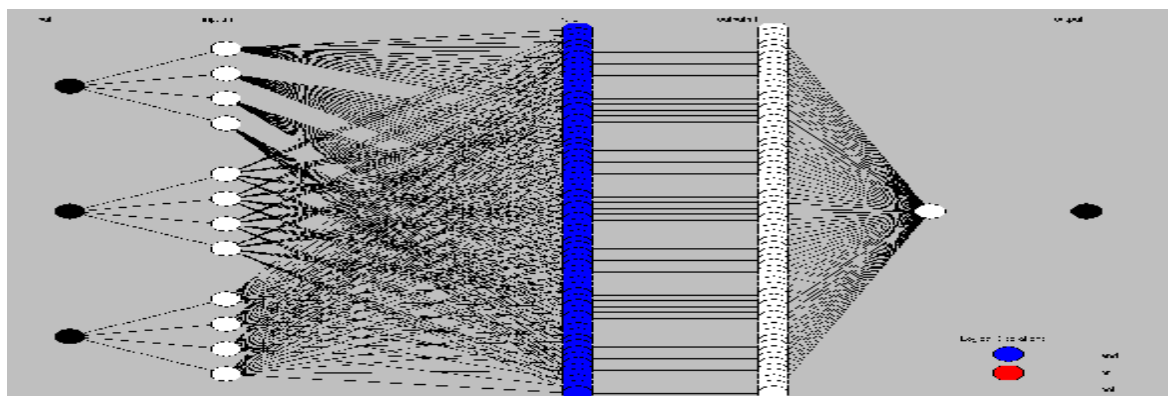


Рис. 10 – Архитектура гибридной модели №4 (2002-2008)

Для обучения гибридной модели №4 использовался гибридный метод обучения с циклом обучения равным 110 – это оказалось наилучшим количеством для отношения эффективность обучения - ошибка обучения. Конечная ошибка составила около 0,002 (рис. 11).



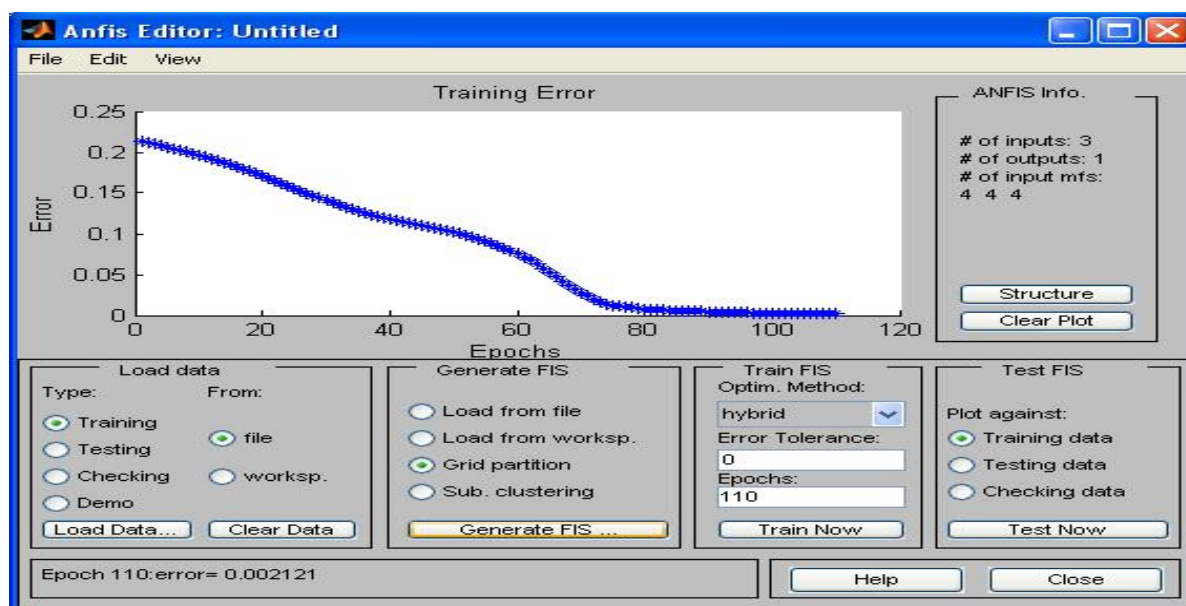


Рис. 11– График ошибки обучения для гибридной модели №4 (2002-2008)

Проверка гибридной модели №4 на обучающем множестве показывает почти 100 % результат. (Звездочки попали во все кружочки) (рис. 12), о чем свидетельствует результат работы гибридной модели №4 на всем множестве данных рис. 12 и 13.

Поверхность системы нечеткого вывода, гибридной модели №4 (2002-2008) представлена на рис. 14, характеризующая зависимость выходной переменной от первой и второй входных переменных.

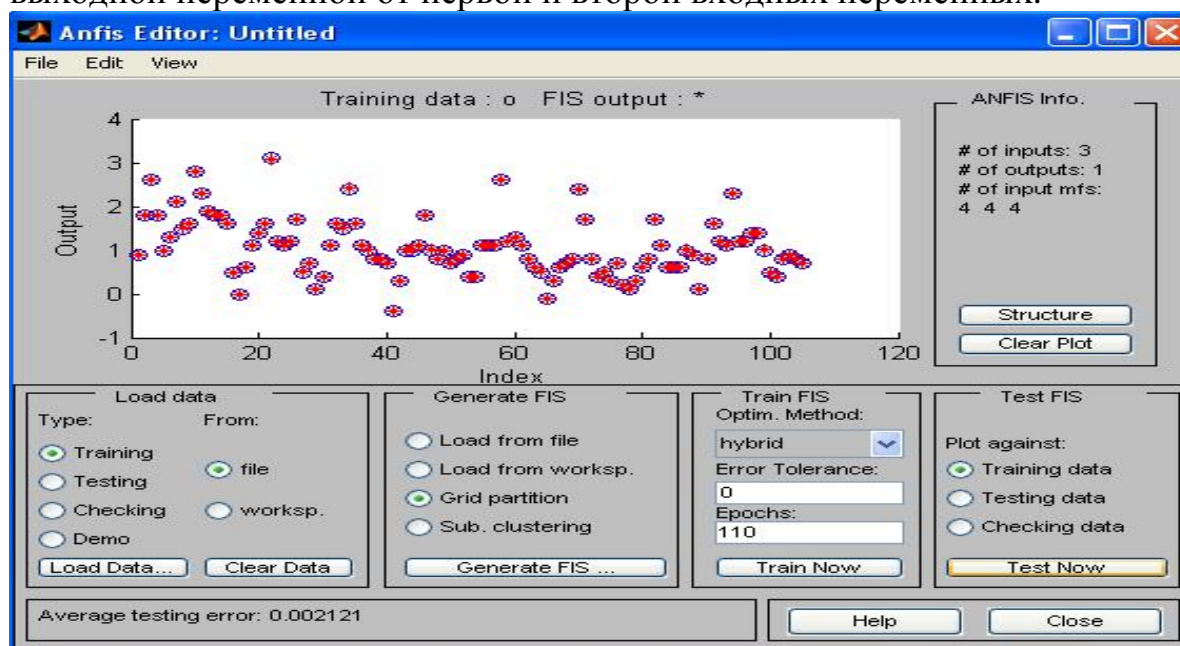


Рисунок 12– Проверка работы гибридной модели №4 (2002-2008) на обучающем множестве

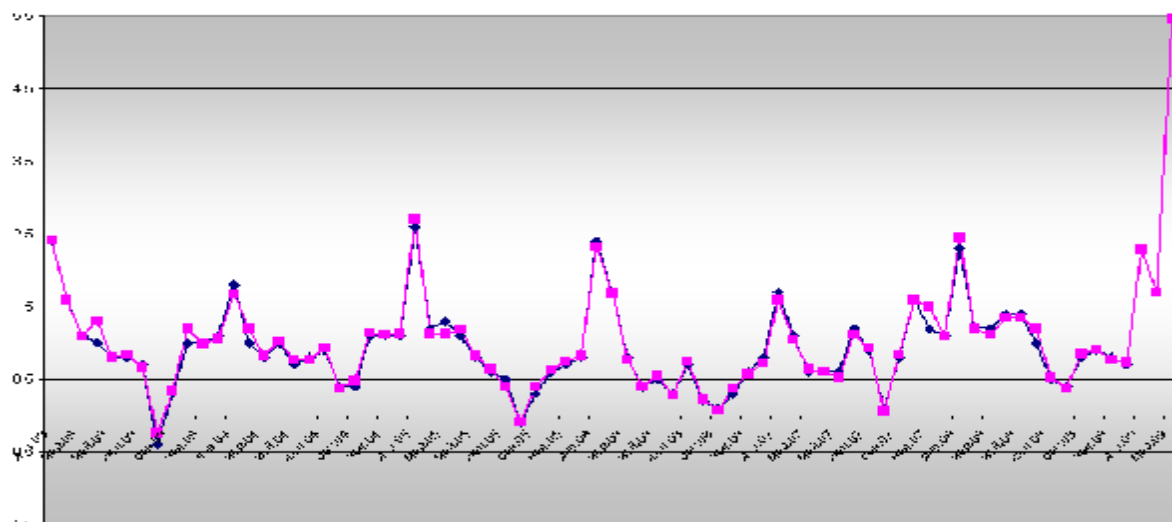


Рис. 13 - Результат работы гибридной модели №4 (2002-2008)

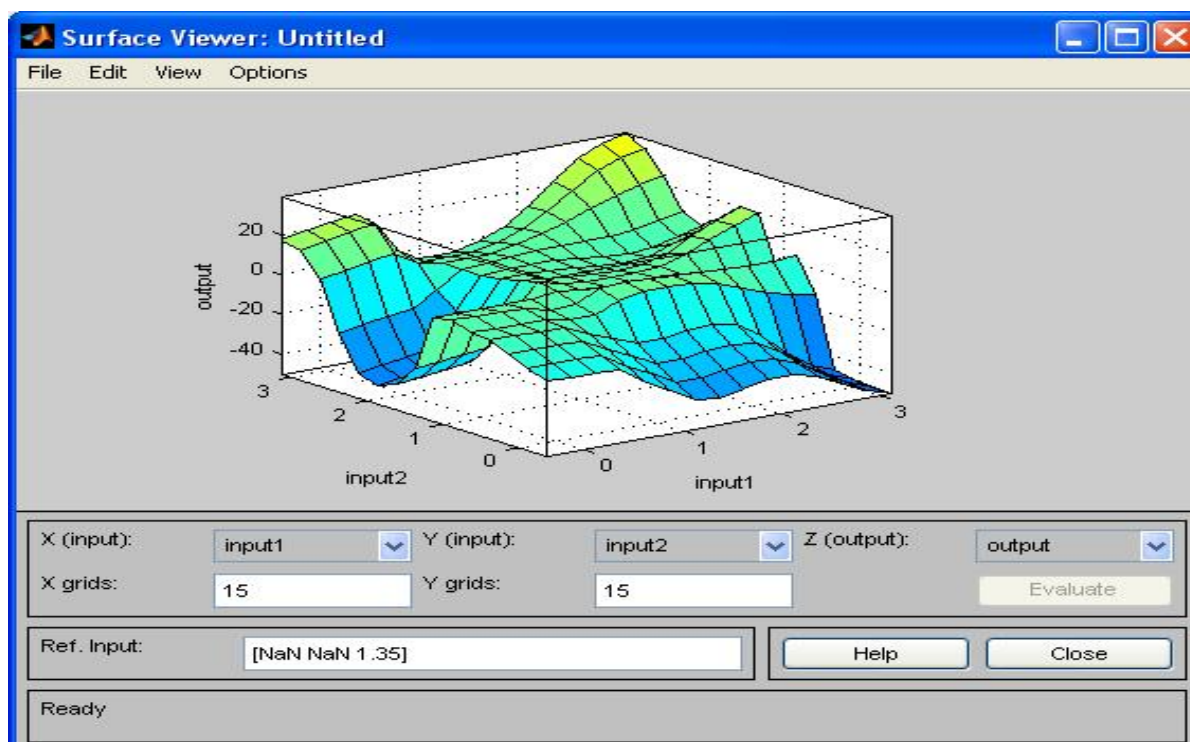


Рисунок 14 – Поверхность системы нечеткого вывода,  
гибридной модели №4 (2002-2008)

Для проверки работы с помощью полученных правил, построенной гибридной модели №4 (2002-2008) были заданы значения входных переменных из обучающего множества [1,1 1,8 1] и получили значение выходной переменной 0,801 (рис. 15). Это значение близко к реальному

значению выходной переменной, которое составляет 0.8. Это означает, что полученная нами гибридная сеть дала хорошие результаты.

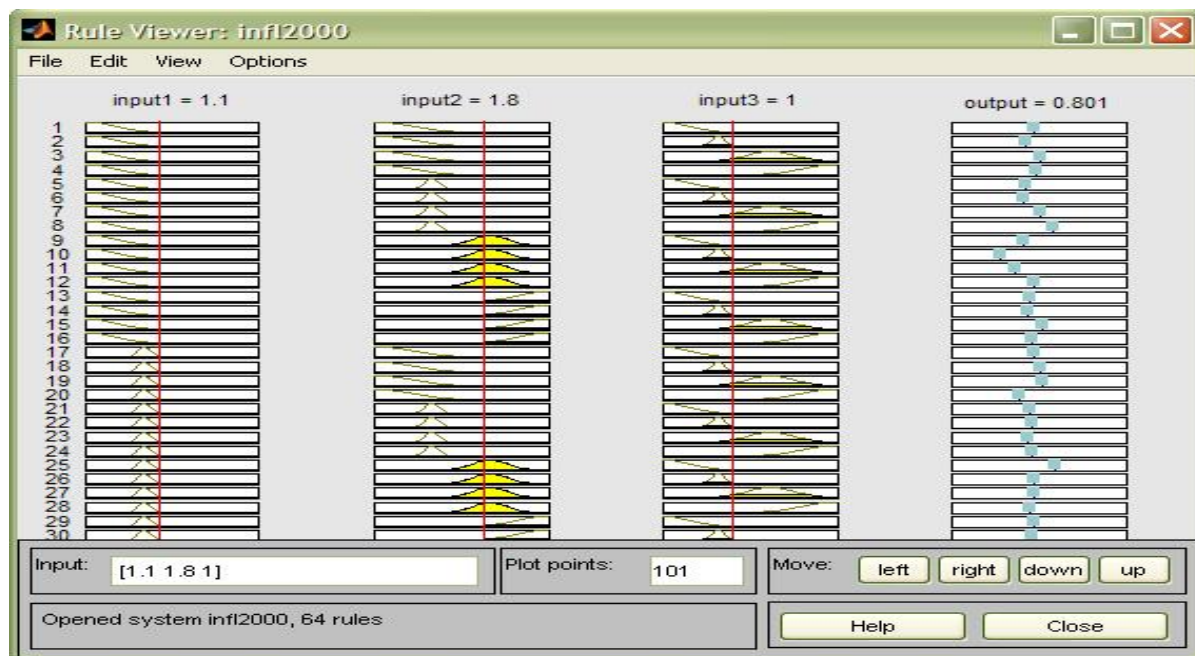


Рисунок 15 – Редактор правил системы нечеткого вывода для гибридной модели №4 (2002-2008)

Подводя итоги исследования отметим, что, в данной работе нами были проанализированы основные тенденции развития инфляции в России за период с 1991 по 2008 гг. и построено четыре модели инфляции для РФ:

- Нейросетевая модель №1 (1991-2008),
- Нейросетевая модель №2 (2000-2008),
- Гибридная модель №3 (1991-2008),
- Гибридная модель №4 (2000-2008).

Наилучшей моделью прогноза, позволяющей достаточно точно моделировать инфляцию в России, является гибридная модель №4 (2000-2008).

Главным результатом данного исследования, на наш взгляд, является вывод о том, что для адекватного и эффективного моделирования

инфляции в России с помощью современных нейросетевых технологий необходимо учитывать тенденции экономического развития. Для обучения и прогноза следует использовать только те периоды времени в пределах, которых действуют одинаковые экономические тенденции.

#### ПРИМЕЧАНИЯ

1. Коваленко, А.В. Многомерный статистический анализ предприятия: монография / А.В. Коваленко, М.Х. Уртенев, У.А. Узденов – М.: Академия, 2010. – 315 с.
2. Барановская, Т.П. Современные математические методы анализа финансово-экономического состояния предприятия: монография / Т.П. Барановская, А.В. Коваленко, В.Н. Кармазин, М.Х. Уртенев – Краснодар: КубГАУ, 2009. – 250 с.
3. Счетная палата Российской Федерации. Электронный ресурс: [www.ach.gov.ru](http://www.ach.gov.ru)