

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИНФЛЯЦИИ В РОССИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ

Баранчиков А.А.



Баранчиков Андрей Алексеевич - магистрант,
факультет информационных технологий,
Российский государственный социальный университет, г. Москва

Аннотация: в статье рассмотрено применение нейросетевого подхода для прогнозирования инфляции в России. Проанализированы факторы, которые влияют на рост инфляции. Выделены и рассмотрены аспекты тестирования нейронной сети. На основе проведенного исследования автором предлагается применять модели нейронных сетей для прогнозирования будущего уровня инфляции.

Ключевые слова: нейронные сети, инфляция, Россия.

Нейронные сети представляют собой математические модели, которые работают по принципу организации биологических нейронных сетей. Данная технология появилась в результате изучения работы мозга и стала применяться после успешных попыток смоделировать процессы, протекающие в мозге.

Нейросетевая модель состоит из двух или трех слоев. Первым слоем является входной слой, представляющий собой совокупность исходных данных, с которыми нейронная сеть будет работать дальше. Вторым слоем является скрытый слой, на котором входным атрибутам даются весовые коэффициенты, при этом коэффициент с наибольшим значением является наиболее важным, также коэффициент может быть отрицательным. Третьим слоем выступают выходные данные, которые отражают прогнозные значения.

В результате обучения таких систем появилась возможность использовать их в прогнозировании, в распознавании и даже в ситуациях с необходимостью принять решение. В данной работе мы применим нейронные сети для решения задачи прогнозирования.

В данном исследовании в качестве объекта будет рассматриваться динамика изменения уровня инфляции в России на протяжении 25 лет. При помощи инструмента MatLab будет произведено построение системы нейро-нечеткого вывода, а также будет рассмотрен процесс разработки нечеткой модели гибридной сети для прогнозирования дальнейшего уровня инфляции в России.

Основной задачей данного исследования является предсказание уровня инфляции в будущем исходя из данных о динамике изменения показателей инфляции в России в прошлом. При этом важным замечанием будет то, что на текущий момент, исходя из полученных статистических данных, прослеживаются следующие тенденции:

1. последние несколько лет данный показатель стабильно растёт;
2. исходя из текущей экономической обстановки можно сделать вывод о крайне низкой вероятности достижения дефляции в ближайшее время, несмотря на то, что в определенные месяцы с 1991 по 2016 год она присутствовала.

Ключевыми факторами, влияющими на рост инфляции, являются обесценивание национальной валюты, дополнительная эмиссия денежных средств, необеспеченная товарами и услугами, а также снижение уровня производства.

В данном исследовании будет проведен анализ, в рамках которого для предсказания дальнейшего уровня инфляции будет рассмотрена математическая модель временного ряда, отражающего динамику за 25 лет (1991-2015).

Для получения прогнозных данных на основе временного ряда нам необходимо задать пакету Fuzzy Logic исходные показатели, характеризующие значение инфляции в каждом месяце. Для этого обратимся к веб-ресурсу, в котором представлены данные, начиная с января 1991 года.

Исходя из статистических данных об инфляции, было выявлено, что данный временной ряд состоит ровно из 300 показателей, каждый из которых отражает уровень инфляции за отдельно взятый месяц, при этом рассматриваемый период составляет 25 лет. Показатели рассматриваемого временного ряда являются равноудалёнными, т.к. инфляция фиксировалась в начале каждого месяца в году. Также наблюдается свойство сопоставимости показателей временного ряда – каждый элемент ряда отражает изменение одного единственного параметра – индекса потребительских цен (ИПЦ). Помимо этого, рассматриваемый временной ряд не имеет пропусков и обладает достаточной длиной в 300 значений, собранных за 25 лет.

График динамики изменения показателя инфляции в период с 1991 по 2015 год представлен на рисунке 1.

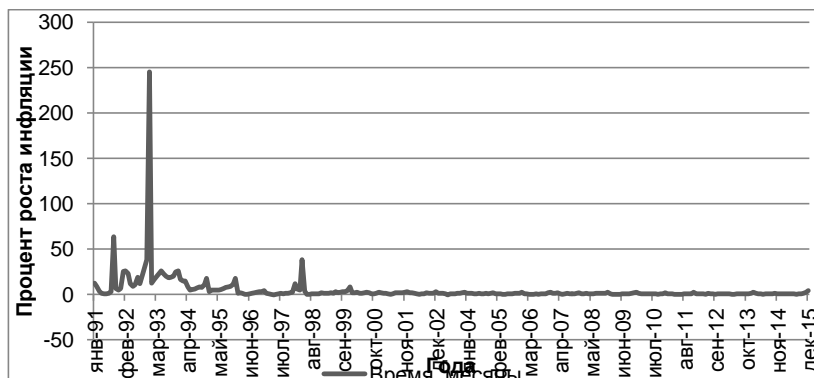


Рис. 1. Временной ряд инфляции в России

Как можно увидеть, в данном временном ряду заметно существенные колебания в первые годы, а именно – в период с 1991 по 1996 год. Также аналогичные колебания наблюдаются в период с 1998 по 2000 год. Наличие пиковых значений оказывает существенное влияние на прогнозные значения.

При более детальном рассмотрении данного временного ряда в период с января 2007 по январь 2015 можно заметить, что существуют так называемые сезонные явления, которые можно заметить в январе практически каждого года, о чём свидетельствует рисунок 2.

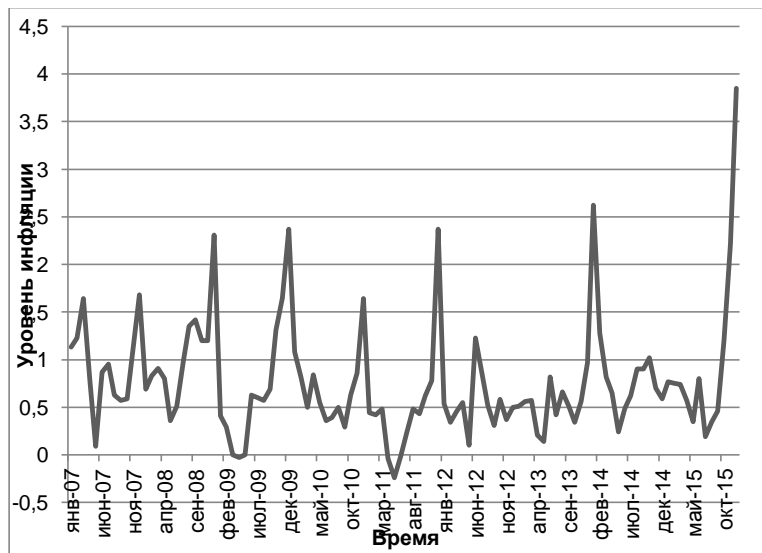


Рис. 2. Динамика инфляции в период с 2007 по 2015 годы

Данный ряд, согласно классификации временных рядов, можно отнести к типу моментных, поскольку показатель инфляции отражает её увеличение или уменьшение в конкретный момент времени. Кроме этого, значения данного ряда являются случайными, поскольку заранее определить точное значение инфляции пока не представляется возможным.

Прежде чем приступить к прогнозированию дальнейших показателей инфляции необходимо предварительно определить – существует ли определенный тренд в рассматриваемом временном ряде. Для этого воспользуемся алгоритмом сглаживания колебаний временного ряда по простой скользящей средней. Для этого воспользуемся следующей формулой:

$$\tilde{y}_t = \frac{\frac{1}{2}y_{t-6} + y_{t-5} + \dots + y_t + \dots + y_{t+5} + \frac{1}{2}y_{t+6}}{5}$$

В итоге были получены результаты для выявления тренда, представленные в таблице 1:

Таблица 1. Результаты расчетов по методу скользящих средних

t	y _t	$\tilde{y}_t^{(5)}$ (нр)	t	y _t	$\tilde{y}_t^{(5)}$ (нр)
1	160,	-	14	11	11,74
2	2508	-	15	10	11,102
3	840,	771,132	16	9	11,36
4	214,	743,422	17	11	10,772
5	131,	243,85	18	13	10,346
6	21,8	92,738	19	8,	9,766
7	10,9	57,102	20	8,	8,708
8	84,4	34,806	21	6,	7,342
9	36,5	34,2	22	6,	7,854
10	20,1	35,014	23	6,	8,68
11	18,8	20,518	24	11	-
12	15,0	15,548	25	12	-
13	11,9	13,704			

На основе вышеуказанной таблицы был построен тренд, представленный на рисунке 3.

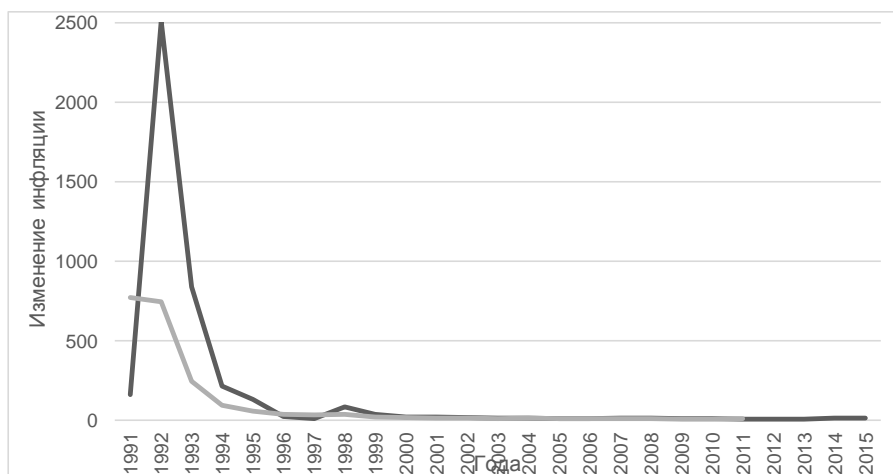


Рис. 3. Тренд изменения инфляции в период с 1991 по 2015 годы

Как видно из рисунка 3, тренд наблюдался в начале рассматриваемого периода и представлял собой резкое снижение роста процента инфляции от года к году. Однако затем столь заметных изменений не происходило.

Также был рассмотрен период с 2007 по 2015 год с точки зрения выявления тренда, результаты представлены на рисунке 4.

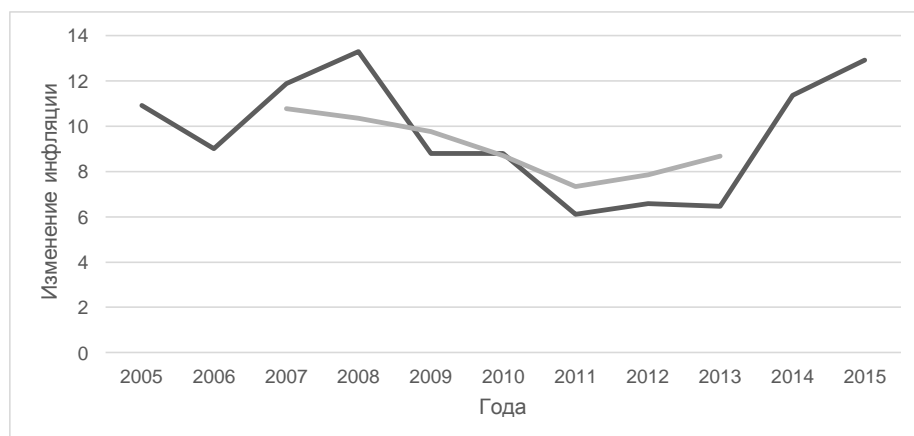


Рис. 4. Тренд изменения инфляции в период с 2007 по 2015 годы

Как видно из рисунка 4, с 2007 года наблюдался тренд на снижение роста инфляции, однако уже в 2012 году было отмечено увеличение данного показателя при этом тенденция к росту сохраняется и на сегодняшний день.

Важно отметить, что в данной работе мы будем работать с аддитивной моделью временного ряда. Это объясняется тем, что итоговый показатель инфляции состоит из суммы факторов, которые на него влияют, включая факторы резкого воздействия (дефолт, кризис и т.д.). Формула расчёта каждого элемента во временном ряде в данном случае будет иметь следующий вид:

$$Y_t = u_t + s_t + v_t + e_t,$$

где Y_t - уровни временного ряда;

u_t - трендовая составляющая;

Код поля изменен

Код поля изменен

S_t - сезонная компонента;

V_t - циклическая компонента;

e_t - случайная компонента.

На первом этапе в качестве данных для обучения нейронной сети были взяты значения из таблицы инфляции. В итоге был получен результат с огромной среднеквадратической ошибкой в 4411173, что фактически не даёт нам возможности предсказать дальнейший уровень инфляции, так как любые прогнозы будут сделаны с погрешностью в 4411173% и, соответственно, не будут представлять практический интерес (рис. 5).

Код поля изменен

Код поля изменен

Код поля изменен

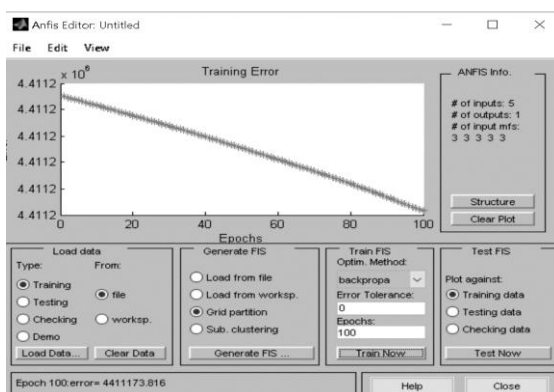


Рис. 5. Первый результат обучения нейросети

Исходя из полученных результатов, была проведена работа по предварительному преобразованию входных данных. В частности, в рамках работы с нейронными сетями для входов и выходов было решено использовать не сами значения, а их изменения. В связи с этим формула расчётов изменений будет выглядеть следующим образом [1, с. 23]:

$$\text{delta}[C] = (I[t] - I[t-1]) / I[t-1], \text{ где}$$

$I[t]$ – значение показателя I (инфляция) в момент времени t ,

$\text{delta}[C]$ – показатель изменения инфляции,

I - показатель инфляции,

t - период времени (в месяцах).

Сформировав входные данные с использованием новой формулы, был получен следующий результат обучения нейронной сети (рис. 6):

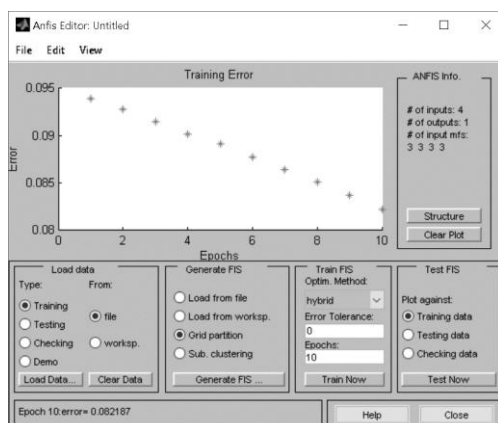


Рис. 6. Процесс обучения нейронной сети

Как видно из представленного выше рисунка, новая итерация обучения гибридным методом с преобразованными входными данными и 10 итерациями обучения (Epochs) дала более приемлемые результаты: по итогам обучения среднеквадратическая ошибка составила 0.082, что в случае перевода в % составит ошибку в 0.08%. Подобный результат является близким к эталонному и позволяет сделать примерный прогноз на ближайшие месяцы.

Следующим шагом была произведена проверка работы нейронной сети на тестовой выборке.

Тестирование полученной нейронной сети позволяет сказать, что сеть прогнозирует показатели успешно – в большинстве случаев прогнозные значения (красные точки) совпадают с фактическими (синие круги), в остальных ситуациях прогнозные значения находятся в непосредственной близости к фактическим.

Теперь перейдем к прогнозированию. Был сформирован прогноз на первые пять месяцев, а также были взяты фактические данные за соответствующий период 2016 года: январь, февраль, март, апрель, май.

В результате применения модели нейронных сетей для прогнозирования будущего уровня инфляции было выявлено, что на сегодняшний день точность предсказания данного экономического показателя в будущем будет относительно небольшой. В частности, это объясняется тем, что в рамках данной темы необходимо оценивать не только саму динамику изменений, но множество других факторов, перечень которых является динамическим, а также трудно интерпретируемым в числовые показатели.

Список литературы

1. *Головачев С.С.* Прогнозирование доходности на фондовом и валютном рынках на основе моделей искусственных нейронных сетей: Дисс. ... канд. эконом. Наук. Москва, 2014. 191 с.
2. *Корчак Т.В.* Методы анализа и прогнозирования временных рядов с пропущенными данными при использовании нейро-нечетких моделей типа Такаги-Сугено и адаптивных моделей // Системы управления, навигации и связи, 2009. № 4. С. 55-59.
3. *Садовникова Н.А.* Анализ временных рядов и прогнозирование. М.: Московский финансово-промышленный университет «Синергия», 2016. 67 с.
4. Теоретико-вероятностные и статистические методы и модели анализа внешнеэкономической деятельности предприятий: монография / под общ. ред. И.Н. Абаниной, А.М. Ревякина. Москва; Берлин: Директ-Медиа, 2015. 215 с.
5. Уровень инфляции в Российской Федерации [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://уровень-инфляции.рф/таблица_инфляции.aspx/ (дата обращения: 24.02.2018).
6. *Ярушикина Н.Г., Афанасьева Т.В., Перфильева И.Г.* Интеллектуальный анализ нечетких временных рядов: учебное пособие. Ульяновск: УлГТУ, 2010. 320 с.
7. *Яхьяева Г.Э.* Основы теории нейронных сетей. М.: Национальный Открытый Университет «ИНТУИТ», 2016. 200 с.