

УДК 004.04

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ КОМПЬЮТЕРИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НАРОДОНАСЕЛЕНИЯ В УСЛОВИЯХ ДОНЕЦКОЙ ОБЛАСТИ

Стихарь А.Г., Привалов М.В.

Донецкий национальный технический университет

Введение

Изменения, происходящие в обществе – это комплексный процесс, захватывающий все сферы общественной жизни. Изменение демографических отношений неизбежно повлечет изменение и в экономических отношениях, поскольку резкое увеличение либо спад рождаемости приведет к нарушению существующих пропорций между производящей и потребляющей группами населения. Степень серьезности этих изменений и их влияния на макроэкономические показатели практически не изучена.

Учет демографической ситуации и прогноз будущих изменений численности населения, возрастной структуры и других, сопряженных с ними показателей необходимы при разработке региональной политики (экономической, демографической, социальной и т.д.), стратегии и тактики поведения.

Таким образом, демографические прогнозы служат отправной точкой для большинства прогнозов о будущих потребностях.

Постановка задачи

Входная информация, используемая для прогнозирования, имеет вид временного ряда, т.к. представляет собой упорядоченную по времени (по годам) последовательность значений некоторых переменных величин. Каждое отдельное значение переменной

называется отсчётом временного ряда. Тем самым, временной ряд существенным образом отличается от простой выборки данных.

Прогнозирование временных рядов заключается в построении модели для предсказания будущих событий основываясь на известных событиях прошлого (ретроспекция), предсказания будущих данных до того как они будут измерены [1].

Все вышесказанное иллюстрирует рис. 1.

Пусть заданы n дискретных отсчетов $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$

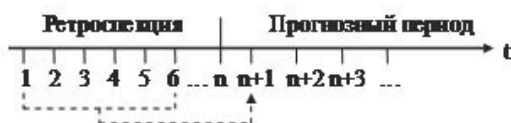


Рисунок 1 – Иллюстрация процесса прогнозирования

в последовательные моменты времени t_1, t_2, \dots, t_n . Тогда задача прогнозирования состоит в предсказании значения $y(t_{n+1})$ в некоторый будущий момент времени t_{n+1} :

$$y_t \rightarrow (y_1, y_2, \dots, y_n) \xrightarrow{F} y_{n+1}, \quad (1)$$

где F – функциональный преобразователь, который, в нашем исследовании, представляет собой аппарат нейронных сетей.

Для выбора эффективной архитектуры нейронной сети в работе были исследованы математические модели многослойного персептрона, радиально-базисной [2], обобщенно-регрессионной и линейной нейронных сетей [3]. На вход каждой сети подавался многомерный временной ряд, а результатом прогнозирования являлось значение члена временного ряда в требуемый момент времени.

Для повышения качества прогноза производилась предварительная (препроцессорная) обработка информации, т.к. обычно нейронные сети плохо работают с величинами из широкого диапазона значений, встречающихся во входных данных. Для

исключения этого нежелательного явления данные необходимо отмасштабировать в диапазоне [0..1]. Масштабирование входных данных производилось следующим образом:

$$X_S = Sc \cdot X_U + Of \quad (2)$$

$$Sc = \frac{T_{\max} - T_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}} \quad (3)$$

$$Of = T_{\min} - Sc \cdot R_{\min} \quad (4)$$

где X_S , X_U – соответственно, отмасштабированные и исходные входные данные;

$T_{\min} = 0$, $T_{\max} = 1$ – максимум и минимум целевой функции;

R_{\max} , R_{\min} – максимум и минимум входных данных.

Использованные в работе нейронные сети, представляют собой двухслойные сети с одним скрытым слоем. Модели сетей представлены на рис. 2-5, где использованы следующие обозначения: a^1 , a^2 – выход первого и второго слоя соответственно, R – число элементов входного вектора, S^1 – число нейронов в скрытом слое, S^2 – число нейронов в выходном слое, $IW_{1,1}$ – матрица значений

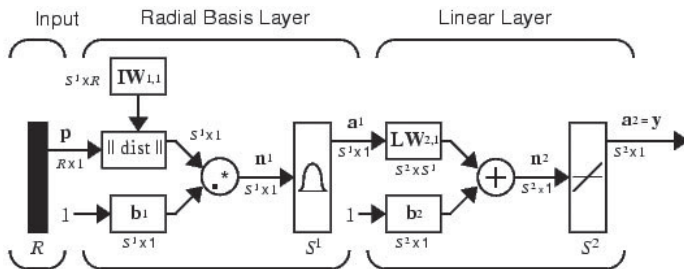


Рисунок 2 – Модель радиально-базисной нейронной сети

весовых коэффициентов первого слоя сети, $LW_{2,1}$ – матрица значений весовых коэффициентов второго слоя сети.

Модель сети, изображенной на рис. 2, описывается следующим образом:

$$a_i^1 = \varphi_r(\|I_i W_{1,1} - p\| b_i^1), \quad a_2 = \varphi_l(LW_{2,1} a^1 + b_2), \quad (5)$$

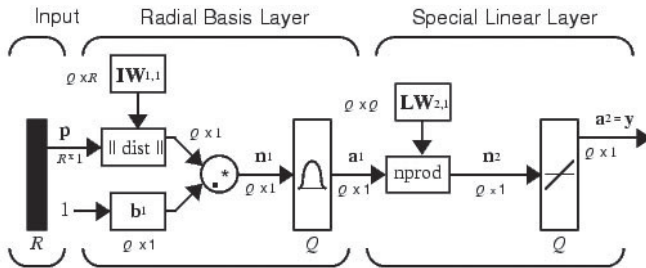


Рисунок 3 – Модель обобщенной регрессионной нейронной сети;

где φ_r , φ_l - радиально-базисная и линейная активационные функции соответственно; $\|dist\|$ - Евклидово расстояние.

Описание модели сети, изображенной на рис. 3:

$$a_i^1 = \varphi_r(\|I_i W_{1,1} - p\| b_i^1), \quad a_2 = \varphi_l(n^2), \quad (6)$$

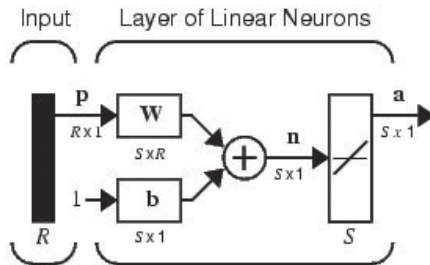


Рисунок 4 - Модель линейной нейронной сети

где $prod$ - нормированное скалярное произведение массива весов $LW_{2,1}$ и вектора входа a^1 .

Модель сети, изображенной на рис. 4, описывается следующим образом:

$$a = \varphi_l(Wp + b), \quad (7)$$

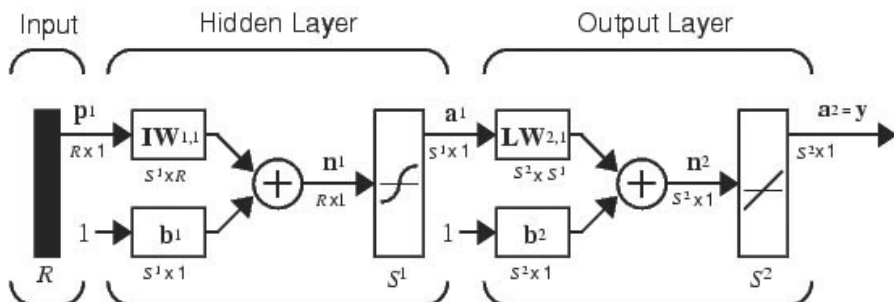


Рисунок 5– Модель многослойного перцептрона.

где φ_l - линейная активационная функция.

Описание модели сети, изображенной на рис. 5:

$$a^1 = \varphi_l(IW_{1,1}p_1 + b_1), \quad a_2 = \varphi_l(LW_{2,1}a^1 + b_2), \quad (8)$$

где φ_l , φ_l - тангенциальная и линейная активационные функции .

Экспериментальные исследования и анализ результатов

Эксперименты проводились на ПЭВМ с математическими моделями многослойного перцептрона, радиально-базисной, обобщенно-регрессионной и линейной нейронных сетей, с целью выбора эффективной, для данной задачи модели. В качестве обучающей, использовалась выборка, содержащая шестнадцать различных демографических показателей, тем или иным образом влияющих на численность населения Донецкой области, таких как, например, рождаемость, смертность, миграция, средняя продолжительность жизни, выбросы в атмосферу вредных веществ, заболеваемость инфекционными заболеваниями, в том числе СПИДом и др. Выборка содержала наблюдения за ряд лет, начиная с 1950 до 2008 года [4].

В ходе исследования для моделирования нейронных сетей использовалась система математического моделирования MATLAB

7.1.

Результаты экспериментов приведены на рис. 6, который состоит из четырех графиков, иллюстрирующих результаты прогнозирования для каждой исследуемой нейронной сети соответственно. Сплошной красной линией обозначена обучающая выборка, а черной линией – спрогнозированные значения.

Построенные, радиально-базисная и обобщенная регрессионная нейронные сети, имеют сходную архитектуру: 16 входов, один выходной нейрон, в скрытом слое RBF сети 50 нейронов, а GRNN – 59 нейронов. GRNN сеть отличается от радиально-базисной структурой второго слоя, в котором вычисляется нормированное скалярное произведения строки массива весов $LW_{2,1}$ и вектора выхода первого слоя a_1 .

На вход подается обучающая выборка. Сеть формируется следующим образом: изначально первый слой не имеет нейронов. Сеть моделируется и определяется вектор входа с самой большой погрешностью, добавляется нейрон с радиально-базисной функцией активации и весами, равными вектору входа, затем вычисляются весовые коэффициенты линейного слоя, чтобы не превысить средней допустимой квадратичной ошибки.

Построенный многослойный персептрон имеет 16 входов, 5 нейронов в скрытом слое и 1 нейрон в выходном. Каждый элемент сети строит взвешенную сумму своих входов с поправкой

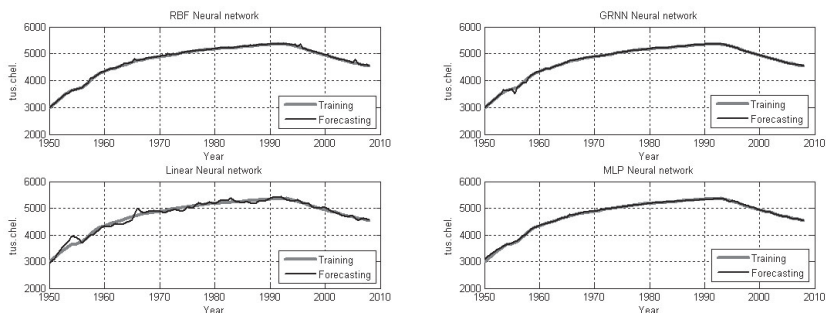


Рисунок 6 – Прогнозирование с использованием аппарата нейронных сетей

в виде слагаемого и затем пропускает эту величину активации через тангенциальную передаточную функцию, и таким образом получается выходное значение этого элемента. Элементы организованы в послонную топологию с прямой передачей сигнала.

В процессе обучения на вход сети подается вектор входных значений X и для каждого выхода сообщается желаемое значение. Целью оптимизации является минимизация функции ошибки E на обучающем множестве, путем выбора значений весов W . В качестве меры погрешности берется квадратичная ошибка.

Линейная сеть представляет собой один слой из одного нейрона и R входов. Передаточной функцией нейрона слоя является линейная функция. Сеть формируется и настраивается путем решения системы линейных алгебраических уравнений на основе метода наименьших квадратов.

Для выбора конкретной математической модели из четырех, проведена оценка погрешности прогнозирования. Статистические характеристики качества каждой модели приведены в табл. 1.

На рис. 7 проиллюстрирована величина средней квадратичной ошибки для каждой модели.

Из сравнительной оценки показателей моделей можно сделать вывод, что построенные модели, за исключением линейной

Таблица 1

Статистические характеристики качества модели

	RBF нейронная сеть	GRNN нейронная сеть	Линейная сеть	Многослойный персептрон
Средняя квадратичная ошибка (SSE)	0,0113	0,0107	0,1498	0,0084
Средняя абсолютная ошибка (MAE)	0,0051	0,0026	0,0272	0,0065
Среднеквадратичная ошибка (MSE)	9,67E-05	9,16E-05	1,30E-03	7,19E-05
Средне-абсолютная процентная ошибка (MAPE)	0,0051	0,0026	0,0272	0,0065

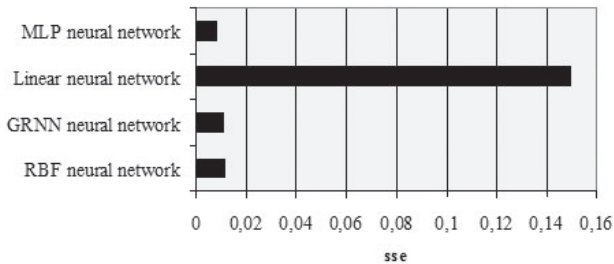


Рисунок 7 – Величина средней квадратичной ошибки для построенных моделей

нейронной сети, хорошо аппроксимируют фактические данные, т.е. они вполне отражают демографические тенденции, определяющие численность населения Донецкой области. Однако в результате экспериментов выяснено, что наилучшие по точности результаты были получены с помощью многослойного персептрона. В дальнейших исследованиях возможно применение метода главных компонент для отбора значащих факторов и исследование точности результатов прогнозирования на основании полученного набора данных.

Литература

- [1] Єріна А. М. Статистичне моделювання та прогнозування: Навч. посібник. / – К.: КНЕУ, 2001. – 170 с.
- [2] Lendasse A. Approximation by radial basis function networks application.
- [3] Сивохин, А. В. Искусственные нейронные сети [Текст]: Лаб. практикум / А. В. Сивохин, А. А. Лушников, С. В. Шибанов. – Пенза: Изд-во Пенз. гос. ун-та, 2004. – 136 с.
- [4] Населення Донецької області у 2005 році: [Демографічний щорічник. Головне управління статистики в Донецькій області / Відповідальний за випуск: Рак С.В.] – Донецьк: 2006. – 187 с.