

МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В НЕЙРОСЕТЕВОМ БАЗИСЕ

Маньяков Н.В., Махнист Л.П., Рубанов В.С.

УО «БГТУ», г. Брест

<http://edoc.bseu.by>

Для решения задач моделирования и прогнозирования временных последовательностей предлагается использовать двухслойную нелинейную гетерогенную нейронную сеть прямого распространения, являющуюся универсальным аппроксиматором [1]. Для аргументации ее построения временной ряд рассматривается как изменение некой фазовой переменной системы. В соответствии с теоремой Такенса такой временной ряд $x(t)$ можно вложить в пространство задержек $(x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(N-1)\tau))$ размерности $N = 2[m] + 1$, где m – фрактальная размерность временного ряда, а $[.]$ – целая часть числа. При определении размерности пространства вложения, кроме предварительного вычисления корреляционной размерности D_2 методом, разработанным Грассбергером и Прокаччиа, можно использовать методы на основе анализа главных компонент и метод ложных соседей [2]. Для определения временной задержки τ используются метод автокорреляционной функции и метод, использующий меру взаимной информации [2]. После вложения, временной ряд представляет собой многообразие в N -мерном пространстве, где по $(N-1)$ координате, можно однозначно определить оставшуюся. Таким образом, задача прогнозирования сводится к задаче аппроксимации поверхности в N -мерном пространстве. Для ее решения используем двухслойную нелинейную нейронную сеть с как минимум $(N-1)$ нейроном во входном слое. Процесс обучения и прогнозирования осуществляется методом скользящего окна, где входные образы подаются в соответствии с задержкой, полученной при построении. При таком прогнозе сохраняется динамика временного ряда, выраженная в сходимости к подобному

аттрактору [3]. В выступлении приведено использование данной методики для предсказания различных временных рядов реального происхождения.

Использование предложенного подхода сопряжено с выбором оптимального алгоритма обучения сети. Для этого предлагается использовать матричную алгоритмизацию процесса обучения [4], значительно упрощающую программную реализацию. А для выбора адаптивного шага обучения – методы послонного обучения, двухпараметрического обучения и обобщенный метод наискорейшего спуска [5]. Их использование дает временные преимущества в сравнении со стандартными методиками.

Используемые источники:

Маньяков Н.В., Махнист Л.П. Применения нейронных сетей в эконометрическом моделировании. // Материалы VI Международной научно-методической конференции «Наука и образование в условиях социально-экономической трансформации общества» часть 2, Минск, 15-16 мая 2003 г. – Минск: ИСЗ, 2003. – С. 158-159.

V. Golovko, Y. Savitsky, N. Maniakov. Neural Network for Signal Processing in Measurement Analysis and Industrial Applications: the Case of Chaotic Signal Processing - Chapter of NIMIA Book. – Amsterdam: IOS Press, 2003 – P. 119-144.

Маньяков Н.В. Использование нейронных сетей в нелинейном анализе // Тезисы докладов второго международного Конгресса «Нелинейный динамический анализ (NDA'2)», Москва, 3-8 июня 2002г. – Москва: МАИ, 2002. – С.80.

N. Maniakov, L. Makhnist, V. Rubanov. Training Algorithm for Forecasting Multilayer Neural Network // Proceedings of Seven International Conferences on Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2003), Vol. 1, Minsk, May 21-23, 2003. – Minsk: UIP of NASB, 2003. – P. 26-30.

V. Golovko, N. Maniakov, L. Makhnist. Multilayer Neural Networks Training Methodic // Proceedings of the Second IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2003). – Lviv, Ukraine, September 8-10, 2003. - P. 185-190.