

Table 1

Parameters:	MAPE	N° clusters
Week days, Saturday, Sunday, Holliday, Bridge days	8.19 %	10
Week days, Saturday, Sunday x Seasons, Holliday, Bridge days	7.30 %	15
Week days, Saturday, Sunday x Seasons, Holliday, Bridge days	7.03 %	30
Week days, Saturday, Sunday x Avg. Temp x Seasons, Holliday, Bridge days	6.85%	35
Just by taking average of year 2000-2003	9.92%	1

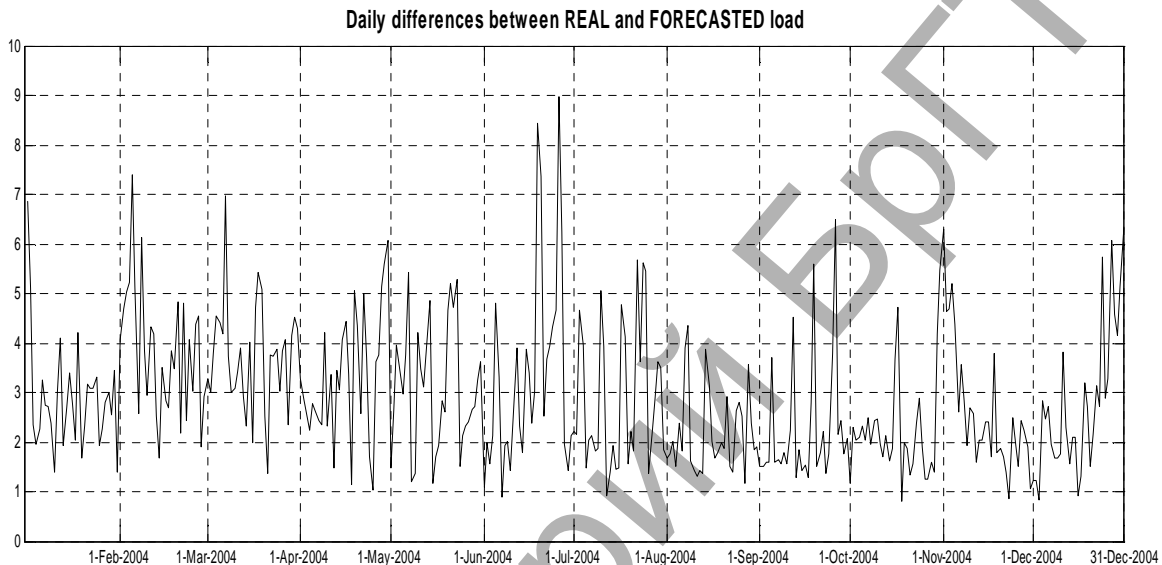


Figure 4. Error curves

CONCLUSION

The obtained error for one-year forecast is $MAPE \approx 7\%$, that could be read out as good result. However, as you can see in figure 4 some days have relative big error that means some of the important parameters were missed (or in other word taking as parameters: Week days, Saturday, Sunday, Avg. Temp, Seasons, Holliday, and Bridge days was not enough to correctly classify some of the days). One of the solutions for this problem could be applying statistical methods (i.e. linear regression) to find additional parameters (i.e. hours, night temperature) for classification step.

REFERENCES

- [1] S. Osowski, Neural network for processing the information, Oficyna wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warsaw, 2000, pp. 142, 231.
- [2] GILLIAN M. MIMMACK, Choice of Distance Matrices in Cluster Analysis: Defining Regions, 26 June 2000 and 6 December 2000.
- [3] S. Borgatti, Distance and Correlation, Boston College.

СИСТЕМА АНАЛИЗА ХАОТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ НА БАЗЕ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Савицкий Ю. В., Дунец А. П., Игнатюк О. Н., БГТУ, Брест

Нейросетевые методы анализа хаотических сигналов находят все большее применение в различных областях благодаря ряду преимуществ по сравнению с традиционными методами: возможностью исследования систем, математическая модель которых неизвестна (неизвестны математические соотношения, характеризующие поведение динамической

системы); использованием для исследований выборки данных ограниченного объёма и соответственно относительно малой вычислительной сложностью алгоритмов [1]. При этом данные методы базируются, как правило, на модели многослойного персептрона с сигмоидальными функциями активации скрытых нейронных элементов.

В то же время использование рекуррентных синаптических связей с задержкой сигнала между выходными нейронами сети и нейронами скрытого слоя (модель Джордана), либо нейронами распределительного слоя (модель Элмана), либо связями обоих типов (мульти-рекуррентная модель Джордана-Элмана) предоставляет дополнительные возможности по улучшению характеристик рассматриваемых методов. Это обусловлено тем, что наличие рекуррентных связей с задержкой сигнала позволяет при обучении и функционировании сети учитывать не только текущие данные, подаваемые на сеть, но и все предыдущие данные и состояния нейронной сети. Это создает предпосылки к тому, что рекуррентная нейросетевая модель в процессе обучения глубже учитывает и обобщает динамические свойства исследуемого процесса и, следовательно, позволит решать задачи анализа и прогнозирования на более высоком уровне качества [2].

В рамках данной работы авторами исследованы нейросетевые методы расчета старшего показателя Ляпунова на базе рекуррентных нейронных сетей вышеуказанных конфигураций. В качестве базовой архитектуры использована трехслойная нейронная сеть с сигмоидной функцией активации нейронов скрытого слоя и линейной функцией активации выходного нейронного элемента. За основу был взят алгоритм расчета старшего показателя Ляпунова для одного измерения хаотического сигнала, описанный в работе [1]. Суть алгоритма заключается в следующем. После того, как нейронная сеть была обучена на данных выборки до требуемой ошибки, начиная с некоторого измерения сигнала, осуществляется многошаговое прогнозирование по методу скользящего окна; результаты прогнозирования фиксируются. Следующим этапом является внесение в это измерение смещения достаточно малого размера, после чего при помощи нейронной сети заново выполняется многошаговый прогноз. Затем, на основании разницы между нейросетевым прогнозом, полученным на основе оригинальных данных выборки, и прогнозом, рассчитанным с учетом внесенного смещения, рассчитывается старший показатель Ляпунова.

Однако, поскольку вместо многослойного персептрона, который при вычислении текущей выходной активности никак не учитывает свои предыдущие состояния, используется рекуррентная нейронная сеть, то на данном этапе алгоритма внесены следующие *изменения*: при осуществлении прогнозов на вход нейронной сети должны быть предварительно поданы элементы выборки данных, начиная с первого. Это позволяет к моменту расчета старшего показателя Ляпунова сформировать соответствующее состояние рекуррентной нейронной сети. (Необходимость этого обусловлена тем, что текущее состояние нейронов рекуррентной сети формируется на основе предыдущего их состояния, которое, в свою очередь, было сформировано на основе всех предыдущих состояний.)

Для тестирования моделей были использованы данные хаотических процессов Энона и Лоренца с известными параметрами вложения и задержки, а также данные измерений EEG (<http://kdd.ics.uci.edu/databases/eeg/>), для которых соответствующие параметры вложения и задержки найдены с использованием пакета Tisean. С целью анализа чувствительности моделей к фрагментам детерминированных сигналов дополнительно были проведены эксперименты по расчету старшего показателя Ляпунова для смешанных сигналов (процессов Энона, Лоренца и данных EEG, в состав которых включены участки детерминированных сигналов). Результаты применения нейронных сетей Джордана и Джордана-Элмана проде-

монстрировали как достаточно высокую скорость сходимости алгоритма обучения к требуемой ошибке, так и удовлетворительные оценки старшего показателя Ляпунова. Так, для достижения среднеквадратичной ошибки обучения для процесса Энона (объем выборки - 500), равной $E=2 \cdot 10^{-4}$, потребовалось 194 итерации для сети Джордана, 265 – для сети Джордана-Элмана (192 – для многослойного персептрона). Аналогично, для процесса Лоренца (объем выборки - 800) для достижения ошибки $E=9 \cdot 10^{-4}$ выполнено 386 итерации для сети Джордана, 442 – для сети Джордана-Элмана (329 – для многослойного персептрона). С целью расчета старшего показателя Ляпунова для данных EEG (объем выборки - 900) было выполнено 5000 итерации обучения для сети Джордана и рассчитан показатель Ляпунова, равный 0.0315. При этом на всех выборках смешанных данных модели показали высокую чувствительность при переходе от хаотического сигнала к детерминированному.

Авторы благодарят за поддержку исследований Белорусский республиканский фонд фундаментальных исследований при НАН Беларуси.

Литература

1. V. Golovko, Y. Savitsky, N. Maniakov. Neural Networks for Signal Processing in Measurement Analysis and Industrial Applications: the Case of Chaotic Signal Processing // chapter of NATO book "Neural networks for instrumentation, measurement and related industrial applications". - Amsterdam: IOS Press, 2003, pp. 119-143.
2. Головки В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. Пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИРПРЖ, 2001. – 256 с.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИСТЕМ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ХАОТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

Теленкевич Р.С., БГТУ, Брест

В докладе представлено использование нечеткого контроллера Мамдани-Заде для прогнозирования ряда Энона как на уровне единичных отсчетов, так и на уровне динамики системы в фазовом пространстве.

Система Энона описывается разностными уравнениями:

$$\begin{cases} x_{n+1} = 1 - \alpha \cdot x_n^2 + y_n \\ y_{n+1} = \beta \cdot x_n \end{cases},$$

которая является хаотической (имеет высокую чувствительность к заданиям начальных условий) при $\alpha = 1.4$ и $\beta = 0.3$. В работе рассматривается прогнозирование ряда изменений переменной x . В соответствии с теоремой Такенса заключаем, что для прогнозирования данного временного процесса достаточно построить отображение $F(x_{n-1}, x_n) \rightarrow x_{n+1}$. При этом размерность пространства вложения (равная 3) выбиралась с использованием метода «ложных соседей».

При построении нечеткой системы на основе обучающей выборки строилась база правил, где использовались треугольные функции принадлежности. Дефаззификация производилась с использованием центроидного (center of area) метода.

Результаты прогнозирования в области фазового пространства показали сходимость к аттрактору, идентичному с реальным, что говорит об адекватной настройке нечеткой системы на динамику процесса. Прогнозирование на уровне единичных отсчетов также дало удовлетворительный результат в пределах горизонта прогнозирования.