– Быстрая процедура аутентификации во время установления соединения.
– Делегирование прав при мультисерверной архитектуре.
– Поддержка политика доверия прав при междоменной аутентификации.

Литература:

1. RFC1510
2. http://msdn.microsoft.com/

ВЫЧИСЛЕНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК ХАОТИЧЕСКОЙ ДИССИПАТИВНОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

Н.В. Маньяков
(БГТУ, Брест)

Диссипативные динамические системы характеризуются притяжением всех траекторий, проходящих через некоторую область фазового пространства, к геометрическому объекту, называемому аттрактором. В то же время хаотические динамические системы обладают чувствительностью к заданию начальных условий. Т.е. две близкие в некоторый момент времени траектории через небольшой промежуток времени будут значительно отставать одна от другой. Значит в одних направлениях происходит притяжение, а в других разбегание траекторий. Но учитывая диссипацию весь n-мерный объем необходимо должен сокращаться.

Характеристиками изменения этого объема служат показатели Ляпунова, положительные в некоторых направлениях в случае расходимости траекторий, что характеризует хаотичность системы. Причем сумма всего спектра показателей должна быть отрицательна, что необходимо для диссипации.

Метод вычисления всех показателей Ляпунова основан на вычислении логарифма изменения n-мерного объема в направлениях собственных векторов матрицы Якоби фазового потока динамической системы [1]. В случае, если известны только временные ряды изменения фазовых переменных системы на небольшом промежутке времени, а не система уравнений этой системы, это сделать очень сложно.

Для преодоления этого предлагается использовать нейронную сеть (многослойный персептрон) [2]. Использование ее основано на предложенном

Колмогоровым и Арнольдом решении 13-ой проблемы Гильберта об аппроксимации любой непрерывной функции суперпозицией нелинейных функций.

Тогда имея n временных рядов, характеризующих изменение всех фазовых переменных, построим трехслойную нейронную сеть с одним скрытым слоем с нелинейной функцией активации и с количеством равным n нейронам во входном и выходном слоям. Обучаем сеть, подавая на вход значения временных рядов в момент времени t и ставя за цель получение точек соответствующих временных рядов в момент времени (t+1). Тем самым обученная нейронная сеть будет способна предсказывать временные ряды на один шаг в перёд и полностью аппроксимировать хаотическую диссипативную динамическую систему.

Выбирая теперь в касательном пространстве к многообразию (к аттрактору) ортонормированный базис подаем координаты его концов на нейронную сеть. Как итог получаем образы этих векторов $\overrightarrow{w_i}$ $(i=\overline{1,n})$ (задаваемых своими конечными точками). Проводя ортогонализацию этих векторов по методу Грама-Шмитта, получаем новые n ортонормированных векторов $\overrightarrow{w_i^0}$ $(i=\overline{1,n})$, которые в свою очередь подаем на вход сети. И так далее продолжаем итерировать процесс. На k-ом шаге имеем:

$$d_1^k = \left|\overrightarrow{w_1}\right|,$$

$$\overrightarrow{w_1^0} = \frac{\overrightarrow{w_1}}{d_1^k},$$

.....

$$\overrightarrow{v_j} = \overrightarrow{w_j} - \sum_{i=1}^{j-1} (\overrightarrow{w_j} \cdot \overrightarrow{w_i^0}) \cdot \overrightarrow{w_i^0},$$

$$d_j^k = \left|\overrightarrow{v_j}\right|,$$

$$\overrightarrow{w_j^0} = \frac{\overrightarrow{v_j}}{d_j^k},$$

....

где ряды ряды чисел d_i^k характеризуют сокращение n-мерного объема.

Тогда показатели Ляпунова вычисляются по формуле $\lambda_i = \lim \frac{1}{k} \sum_{n=1}^{k} \ln d_i^n$.

Таким образом были вычислены показатели Ляпунова для временных рядов отображения Энона:

$$\begin{cases} X_{k+1} = Y_k + 1 - \alpha \cdot X_k^2 \\ Y_{k+1} = \beta \cdot X_k \end{cases}$$

Данная система была просчитана для 500 точек, начиная с точки (0,0). В соответствии с этим были получены временные ряды для координат X и Y соответственно на Рис.1 и 2.

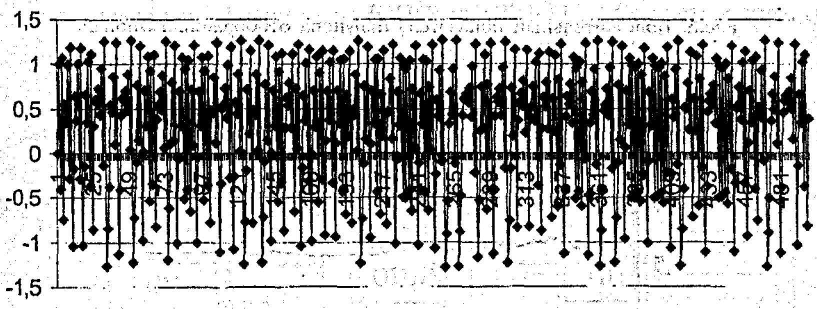

Рис.1 Координата X отображения Энона.

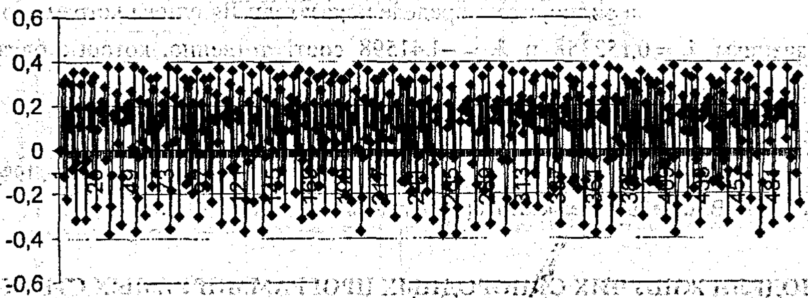

Рис.2 Координата Y отображения Энона.

На этих временных рядах была обучена нейронная сеть (MLP) 2-5-2 с гиперболическим тангенсом в качестве функции активации элементов внутреннего слоя. Среднеквадратичная ошибка обучения после 500 итераций составила $6{,}76565 \cdot 10^{-9}$.

При вычислении показателей Ляпунова были получены следующие графики (Рис. 3 и 4), характеризующие показатели Ляпунова от количества итераций используемых при их вычислении.

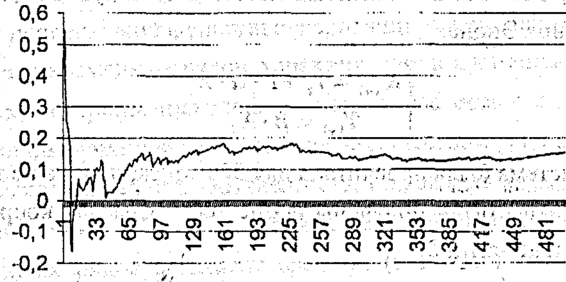

Рис.3. Положительный показатель Ляпунова отображения Энона.

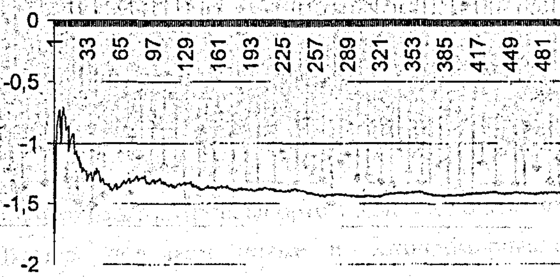

Рис.4. Отрицательный показатель Ляпунова отображения Энона.

Из рисунков видно, что в пределе показатели Ляпунова устремляются к значениям $\lambda_1 = 0{,}152358$ и $\lambda_2 = -1{,}41598$ соответственно, которые близки к известным показателям Ляпунова отображения Энона.

Литература.

1. Лихтенберг А., Либерман М. Регулярная и стохастическая динамика – М.:Мир, 1984.
2. Головко В.А. Нейроинтеллект: теория и применение, книга 1 – Брест, 1999.

МОДЕЛИ ЖИВУЧИХ ОДНОРОДНЫХ ПРОГРАММИРУЕМЫХ СТРУКТУР

И.К. Мирончиков
(БГСХА, г. Горки)

В настоящее время заслуживает внимания подход к проектированию различных средств цифровой техники, блоков устройств вычислительных систем на базе однородных программируемых структур на СБИС. Обладая регулярной структурой и хорошими эксплуатационными характеристиками однородные программируемые среды (матричные или древовидные) на СБИС занимают передовые позиции в проектировании живучих кристаллов [1].