

АППРОКСИМАЦИЯ СТОХАСТИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

А. М. Поплетеев, В. М. Лутковский

Необходимость аппроксимации функциональных зависимостей, заданных множеством экспериментальных данных, достаточно часто возникает при исследовании и оптимизации сложных радиофизических систем, причем в общем случае процессы в таких системах носят стохастический характер.

Нейронные сети (НС) могут выступать в качестве универсальных аппроксиматоров произвольных детерминированных функций многих переменных [1]. Являясь универсальными аппроксиматорами, НС позволяют обеспечить практически неограниченную точность моделирования различных детерминированных процессов и систем. Установлено, что некоторые виды непрерывных стохастических процессов (например, диффузионный процесс) также могут быть аппроксимированы нейронными сетями. Такой подход основан на каноническом разложении случайного процесса по системе базисных функций [3].

В настоящей работе рассматривается возможность аппроксимации стохастических процессов типа случайного телеграфного сигнала (рис. 1) с помощью двух различных НС: многослойного персептрона (МСП) и машины Больцмана [4]. Обычно для описания таких процессов применяют аппарат марковских процессов [5]. Сложность такого описания объясняется тем, что матрица вероятностей переходов, определяющих цепь Маркова, обычно неизвестна и должна быть определена из эксперимента. Преимущество НС состоит в том, что указанная задача может быть решена с помощью стандартных алгоритмов обучения НС.

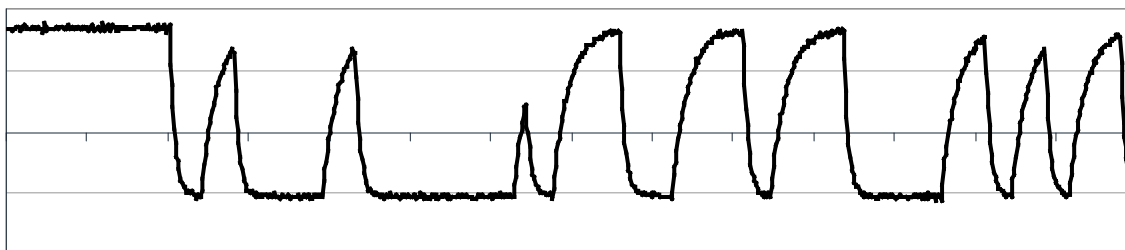


Рис. 1. Пример стохастического процесса

Алгоритм аппроксимации с помощью многослойного персептрона (детерминированной НС) заключается в следующем (рис. 2).

1. Аппроксимируемый процесс квантуется по времени и дискретизируется по N уровням.

2. Строится НС, на ее входы подается предыстория (от 3 до нескольких сотен отсчетов), с выхода снимается следующее значение.
3. Производится обучение НС на отрезке моделируемого ряда.
4. Осуществляется собственно моделирование. На входы сети подается некоторый начальный набор значений. С выхода снимается аппроксимированное значение.
5. Выходное значение сети включается в предысторию, т.е. подается на один из входов НС. Затем вычисляется выход сети с учетом измененной предыстории и рассмотренная процедура повторяется.

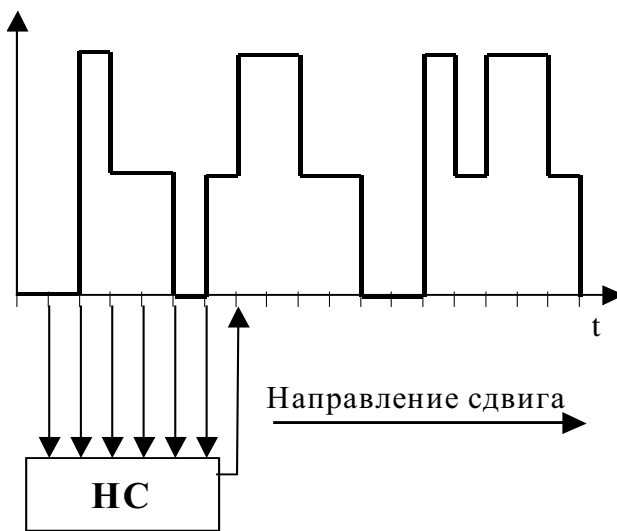


Рис. 2. Схема моделирования сигнала с помощью НС.

В данной работе для моделирования применялась трехслойная НС с пятью входами. Сигнал дискретизировался на 8 уровней в интервале $[-1; 1]$. Обучение сети производилось методом обратного распространения ошибки [4].

Моделирование проводилось несколько раз, т.к. в зависимости от начальных весов связей НС результаты обучения оказывались различными. Смоделированный МСП сигнал приведен на рис. 3, а.

Обучение машины Больцмана (МБ) требует значительных вычислительных и временных ресурсов и является отдельной непростой задачей. Поэтому в данной работе приведен только пример, показывающий принципиальную возможность использования МБ для моделирования стохастических сигналов.

Для моделирования сигнала с помощью МБ использована схема, аналогичная приведенной выше для персептрона. Созданная машина Больцмана имела пять входных нейронов для предыстории, один выходной и пять скрытых нейронов. Моделировался двухуровневый сигнал со значениями 1 и 0. Один из сигналов, сгенерированных сетью, изображен на рис. 3, б.

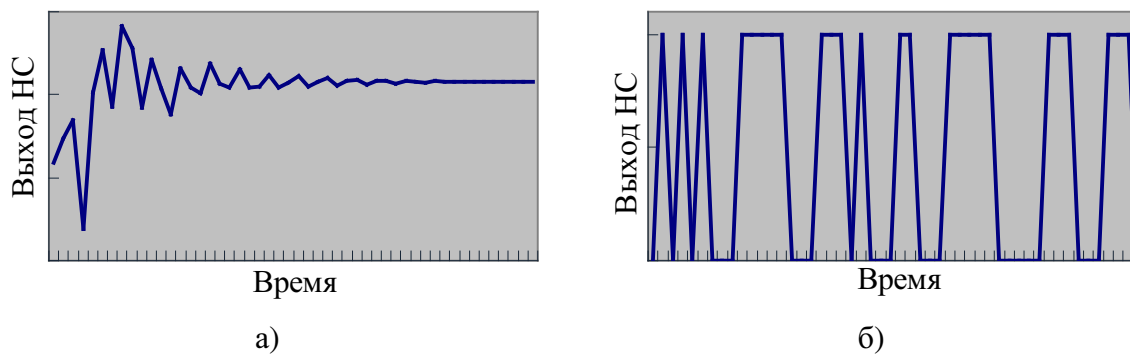


Рис. 3. Результаты аппроксимации:

а) многослойный персептрон; б) машина Больцмана

Таким образом, обычный многослойный персептрон малопригоден для моделирования стохастических сигналов, т.к. свойство обобщения обученной НС отрицательно сказывается на результатах аппроксимации, не позволяя отслеживать динамику случайного процесса. Использование стохастических НС в рассматриваемом случае представляется более перспективным. К сожалению, их обучение требует больших временных и вычислительных ресурсов. Тем не менее, эти затраты оправданы, если конфигурация и параметры НС сохраняются и их можно многократно использовать при моделировании сигналов.

Работа выполнена при финансовой поддержке Белорусского государственного университета (грант 2003-533/18).

Литература

1. *Cybenko G.* Approximations by superpositions of a sigmoidal function // *Math Contr Signals Syst*, 1989, Vol. 2, pp. 304-314.
2. *Hornik K., Stinchcombe M., White H.* Multilayer feedforward networks are universal approximators // *Neural Networks*, 1989, Vol. 2, pp. 359-366.
3. *Belli M.R., Conti M., Crippa P., Turchetti C.* Artificial Neural Networks as Approximators of Stochastic processes // *Neural Networks* (1999) 12: 647- 658.
4. *Лутковский В.М.* Нейронные сети: Конспект лекций. Мн. БГУ. 2003. 100 с.
5. *System simulation and modeling.* NY: Willey&Sons, 2001.