

2. Методы робастного, нейро - нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н. Д. Егупова. - М.: Изд - во МГТУ им. Баумана, 2002. – 744 с.
3. Neuro-Fuzzy-Systeme: von den Grundlagen kuenstlicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy-Systemen / Christian Borgelt. Wiesbaden: Vieweg, 2003, 434 p.
4. Nonlinear system identification with local linear neuro-fuzzy models / Oliver Nelles. Aachen: Shaker, 1999, 179 p.
5. Fuzzy logic with engineering applications / Timothy J. Ross; Verfasser: Timothy J. Ross; Chichester : Wiley, 2004, 628 p.
6. Nonlinear identification and control : a neural network approach / G. P. Liu; London [u.a.]: Springer, 2001, 210 p.

УДК 621. 446

ВЛИЯНИЕ ШАГА ОБНОВЛЕНИЯ ДАННЫХ ОБУЧЕНИЯ, И ШАГА КВАНТОВАНИЯ НА КАЧЕСТВО НЕЙРОМОДЕЛИ

Цепковский Ю. А., аспирант; Юхимец Д. А., к.т.н.

(Otto-von-Guericke университет, г. Магдебург, Германия; Институт автоматизации процессов управления ДВО РАН г. Владивосток. Россия)

В традиционных системах с нейронными сетями (НС), которые предназначаются для управления объектами с постоянными параметрами, обучение и настройка сети проводится только один раз перед началом работы системы и больше в процессе ее функционирования переобучение этой сети не производится. Известно [1-4], что для обучения НС необходимо сформировать обучающую выборку, представляющую собой массив данных, который содержит последовательность сигналов, поданных на входы объекта управления и снятых с его выходов.

При использовании НС для управления объектами, параметры которых изменяются в широких пределах и не поддаются измерениям, необходимо периодически и быстро переобучать и перенастраивать сеть в процессе ее работы. Причем процессы перенастройки и управления должны происходить в реальном масштабе времени. Особенности подхода, обеспечивающего выполнение указанных требований, будут рассмотрены ниже.

В качестве объекта управления (ОУ) рассматривалась нелинейная нестационарная модель двигателя подводного аппарата [5].

Массив обучающих данных, H , формируются следующим образом. На каждый шаг дискретизации в массив H заносится s чисел, которые содержат значения сигналов, подаваемых на вход ОУ и снимаемых с его выходов. Причем данные в этот массив заносятся таким образом, что на каждом шаге дискретизации все данные, хранившиеся в нем, смещаются на одну строку вниз, наиболее старое значение удаляется, а в первую строку заносятся данные, снятые с ОУ на текущем шаге дискретизации. Для того чтобы обеспечить работу системы в реальном масштабе времени, переобучение НС производится не на каждом шаге дискретизации, а через заданное количество шагов (которое зада-

ется параметром a и называется смещением окна данных). Следовательно, процесс изменения массива данных H можно рассматривать как последовательный переход из одного состояния H_k , при котором происходило предыдущее обучение НС, в состояние H_{k+1} , при котором будет происходить следующее обучение, при этом в зависимости от величины параметра a данные в массивах H_k и H_{k+1} могут частично перекрываться.

При работе системы заполняется массив данных H и производится экстраполяция данных на p шагов в будущее. На основе полученных данных производится обучение сети, обновление ее параметров и далее сеть функционирует в течение заданного количества шагов дискретизации системы. После этого процесс прогнозирования данных и обучения повторяется. Не смотря на ошибку прогнозирования данных, такой подход все же позволяет приспособиться к работе системы вне диапазона обучающих данных, так как при краткосрочных прогнозах ошибка прогнозирования становится исключительно малой.

В общем случае размеры массивов данных m , p и величина смещения окна данных a могут быть разными и переменными. Однако в данной статье эти параметры принимались постоянными, и выбирались заранее, до старта системы управления в реальном масштабе времени. Размер массива в котором сохраняются данные, снимаемые с ОУ, выбирался равным 32 строкам и 2 столбцам, в которых содержатся данные о скорости вращения винта движителя и сигнале управления, подаваемом на его вход, а количество шагов дискретизации через которое проводится переобучение НС варьировалось в диапазоне $1..300 T_0$.

В системах реального времени очень важным вопросом является получение данных для обучения и их своевременное обновление, так как от этого зависит общее качество работы системы, и требуемая вычислительная мощность управляющей ЭВМ. Поэтому необходимо исследовать зависимость точности работы нейрофаззи сети от периода дискретизации цифровой системы управления, и от частоты обновления данных обучения

Для создания системы управления на основе нейрофаззи сети в первую очередь необходимо добиться создания адекватной модели объекта управления, то есть добиваться минимизации отклонения выхода нейрофаззи сети от выхода объекта управления. При этом необходимо так выбрать частоту обновления параметров НС, чтобы обеспечивалась необходимая точность работы системы и в то же время затрачивать как можно меньше времени на ее обучение. С этой целью было проведено исследование влияния величины смещения окна данных обучения a и шага дискретизации системы на суммарную величину ошибки восстановления выходного сигнала ОУ (в данном случае величины упора τ_d).

График поверхности ошибки восстановления представлен на рис. 1, для диапазона смещений $a = 1..300$ и шага дискретизации, $T_0 = 0.001..0.0001$ с. Для построения этого графика использовался синусоидальный сигнал с частотой 1 Гц, подаваемый на вход модели движителя АПА. Как видно из этого рисунка ошибка монотонно возрастает с увеличением величины смещения окна данных a и так же увеличивается с уменьшением частоты дискретизации.

Как видно из рис. 1 ошибка нейроэмулятора пропорциональна величине шага дискретизации системы T_0 , и величине смещения окна данных a . Однако, из рис. 5 видно, что при малых шагах дискретизации, смещение окна может быть увеличено, без существенной потери качества, то есть при малых шагах дискретизации, можно перенастраивать нейрофаззи сеть не так часто. В принципе это создает условия для экономии вычислительных мощностей ЭВМ путем распределения процесса перенастройки коэффициентов в течение нескольких шагов дискретизации системы.

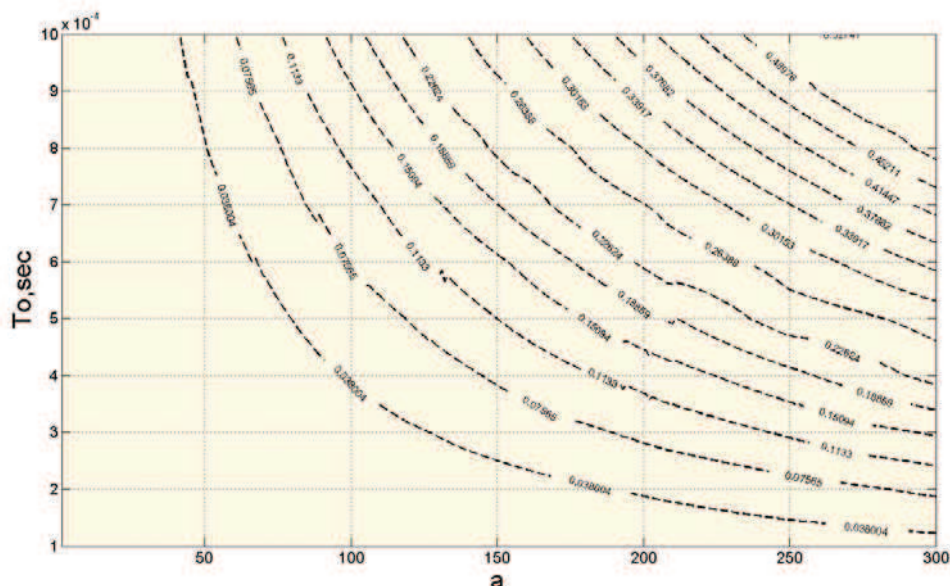


Рисунок 1. График линий равного уровня ошибки восстановления координаты в диапазоне шага квантования $T_0 = 0.001.. 0.0001$ с

Приведенные выше результаты исследований, позволяют сделать вывод, что при использовании больших величин смещения окна данных, требуется уменьшать шаг дискретизации системы, чтобы сохранить заданный уровень ошибки нейрофаззи модели.

Перечень ссылок

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004. - 452 с.
2. Методы робастного, нейро - нечеткого и адаптивного управления / Под ред. Н. Д. Егупова. - М.: Изд - во МГТУ им. Баумана, 2002. – 744 с.
3. Neuro-Fuzzy-Systeme: von den Grundlagen kuenstlicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy-Systemen / Christian Borgelt. Wiesbaden: Vieweg, 2003, 434 p.
4. Nonlinear system identification with local linear neuro-fuzzy models / Oliver Nelles. Aachen: Shaker, 1999, 179 p.
5. Агеев М.Д. Упрощенная методика расчета движителей для АПА // Подводные роботы и их системы / Под общ. ред. М.Д.Агеева. - Владивосток: Дальнаука, 1995. - С. 33 – 49.