2006

Information Technologies in Science, Education, Telecommunication and Business

Информационные технологии в науке, образовании, телекоммуникации и бизнесе

УДК 519.2

7. ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ПРОБНЫХ СИГНАЛОВ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ

Филаретов Г.Ф., Елисеев В.Л.

Московский Энергетический Институт (Технический Университет),

7. SELECTION OF NEURAL NETWORK ARCHITECTURE AND EVALUATION SIGNALS IN CONTROL SYSTEMS

Filaretov G.F., Eliseev V.L.

Moscow Power Engineering Institute (TU)

The neural network application to the problem of optimal control is discussed. The problem of reasonable choice of neural network parameters and training data is emphasized. Tasks of selection of neural network input and internal structure and control system evaluation signal for neural network training are posed. Results of computational and real world experiments are summarized and discussed. Specific features of neural network model and controller are detected and listed.

Искусственные нейронные сети (НС) в настоящее время достаточно широко используются в различного рода системах управления. Вместе с тем необходимо отметить, что теория нейронных сетей всё ещё полна белых пятен, свидетельствующих о продолжающемся периоде становления метода как инженерной дисциплины. В частности, применительно к системам управления открытыми остаются вопросы выбора номенклатуры и количества входов используемых НС. Не рассматривался систематически и вопрос выбора обучающего множества при нейросетевой идентификации и построении НС регулятора. В настоящей работе приводятся результаты исследований по перечисленным вопросам и даются некоторые рекомендации применительно к подходу, основанному на методике нейросетевого оптимального управления [1].

В указанной методике применяются две нейронные сети: одна является моделью предсказания объекта управления, а вторая реализует нейросетевой регулятор. Поскольку используемые сети не содержат обратных связей, динамические свойства в них реализуются путем подачи на их входы информации с нескольких моментов времени, задержанных относительно текущего. Возникает задача выбора номенклатуры и количества входов обеих нейронных сетей, а также количества слоёв и нейронов в них. Следующая задача – выбор пробного сигнала уставки, способствующего наиболее эффективному обучению нейронных сетей.

Нейросетевая модель объекта управления должна обеспечивать максимально точное предсказание выхода объекта управления на основе текущей и прошлой информации об управляющем воздействии $u(t)$ и наблюдаемом выходе $y(t)$. Таким образом, в общем случае входами нейронной сети являются значения $u_k, u_{k-1}, \ldots, u_{k-Du+1}, y_k, y_{k-1}, \ldots, y_{k-Dy+1}$, где D_u и D_y обозначают емкость памяти прошлых состояний по управлению и по наблюдению соответственно. В имитационных экспериментах на нейронных сетях разных архитектур при стохастических уставке и помехе и линейном объекте управления были обнаружены следующие устойчивые закономерности:

- При условии $D_u \le D_y$ ошибка предсказания меньше в 2-3 раза (на равных обучающих периодах).
- При $D_y = 1$ зависимость ошибки предсказания от инерционности объекта в широких пределах не проявляется.
- При $D_y > 1$ ошибка предсказания увеличивается с увеличением инерционности объекта.

Общим выводом является оправданность применения нейросетевых моделей с двумя входами u_k, y_k в описанных условиях. Единственный случай, когда можно рекомендовать $D_y > 1$, — это построение нейросетевой модели объекта управления с чистым запаздыванием. D_y в этом случае должно быть не меньше величины чистого запаздывания объекта. При слабо изменяющейся уставке целесообразно использование $D_u = 2; D_y = 2$. Увеличение памяти прошлых состояний в этом случае упрощает выявление и имитацию динамических свойств объекта нейронной сетью модели.

Известно, что для аппроксимации нелинейной функции необходимо не менее двух слоев нейронной сети типа многослойного персептрона с нелинейной функцией активации. Для расширения диапазона представимых значений удобно сделать функцию активации последнего слоя линейной. Таким образом, при подозрении на наличие нелинейных эффектов в поведении объекта управления число слоев НС целесообразно сделать не менее трех; в линейном случае можно ограничиться более простой архитектурой.

При синтезе нейросетевого регулятора возникает проблема оптимального выбора архитектуры НС. Как и в случае с нейросетевой моделью, нейронная сеть регулятора реализует динамические свойства посредством

подачи на её вход дополнительной информации. Проводились сравнительные эксперименты со следующими наборами входов: $\{e_k\}$, $\{e_k, e_{k-1}\}$, $\{e_k \ldots e_{k-2}\}$, $\{e_k \ldots e_{k-3}\}$, $\{e_k \ldots e_{k-4}\}$, $\{e_k, \Delta e_k\}$ и $\{e_k, r_k\}$, где e — ошибка управления, r — уставка. Целью экспериментов была имитация поведения ПИД-регулятора при разных пробных сигналах (стохастической, гармонической и постоянной уставке) в условиях наличия помехи. Эксперимент показал, что гибридный вариант управления по отклонению-возмущению $\{e_k, r_k\}$ значительно лучше на стохастической и гармонической уставке, а на константной уставке лишь незначительно уступает другим вариантам. Можно рекомендовать вариант $\{e_k \ldots e_{k-d}\}$ или $\{e_k, \Delta e_k\}$ только при решении задачи стабилизации, когда уставка постоянна во времени.

Испытание предварительно настроенного НС-регулятора $\{e_k, r_k\}$ в системе управления вместо исходного ПИД показало, что:

- Система успешно управляется нейросетью; ни разу не была зафиксирована потеря устойчивости.
- Быстродействие НС-регулятора не хуже ПИД, а время наступления установившегося режима даже меньше.
- При неизменной уставке в системе с НС-регулятором может иметь место статическая ошибка (до 10% от номинального уровня в рассмотренном примере).
- При выходе уставки за пределы диапазона обучающих данных точность управления падает.

Для уменьшения эффекта статической ошибки при $r_k = const$ рекомендуется взять обучающую выборку, симметричную относительно оси времени, и использовать нейроны без порогового весового коэффициента.

Отдельно исследовалась проблема выбора обучающего и контрольного множеств, слабо изученная применительно к синтезу НС-регуляторов. Отталкиваясь от методов идентификации, принятых в традиционной теории управления, проведены эксперименты с обучением нейросетевой модели по отклику объекта на стохастический, ступенчатый и гармонический сигнал. В результате анализа результатов экспериментов были выявлены следующие особенности:

- Область определения полученной нейросетевой модели определяется областью значений обучающей выборки. Для стохастических пробных сигналов эти области совпадают, а для детерминированных сигналов область определения в 2…4 раза шире, то есть, НС демонстрирует некоторые возможности по экстраполяции при обучении на детерминированных сигналах.
- Детерминированные пробные сигналы требуют на порядок большего коэффициента скорости обучения, чем стохастические. Тем не менее, длительность обучения и финальная ошибка предсказания примерно равны.
- Зависимость среднеквадратичной ошибки предсказания от частоты тестового гармонического сигнала одинакова для НС-моделей, настроенных по стохастическому и ступенчатому сигналам, — это монотонное возрастание. Для гармонически обученной НС-модели зависимость имеет вид параболы с минимумом на частоте обучающего сигнала.
- Полученные НС-модели при тестировании на ступенчатом сигнале почти всегда дают ошибку предсказания при $u_k = const$ на некотором временном интервале. Особенно сильно это заметно в имитационных экспериментах с выключенным шумом. Переменный и зашумленный сигнал предсказывается гораздо лучше.

Для стохастических пробных сигналов исследовалось влияние выборки на результат настройки НС. Было отмечено, что форма графика СКО в процессе обучения (количество и место точек перегибов) и финальное качество предсказания практически не зависит от выборки, а определяется архитектурой НС. Сходимость обучения для НС с простой архитектурой лучше, чем со сложной.

Приведенные результаты исследования нейронных сетей в качестве модели предсказания линейного объекта управления и оптимального регулятора позволяют обоснованно выбирать их архитектуру и формировать обучающие выборки. Наряду с достоинствами выявлены некоторые недостатки НС (например, статическая ошибка), которые в специальных случаях делают применение нейронных сетей неадекватным. Разработанные в ходе имитационных экспериментов методики представляется перспективным применить для анализа характеристик нейронных сетей в системах управления с нелинейным объектом.

ЛИТЕРАТУРА

1. Филаретов Г. Ф., Елисеев В. Л. *Нейросетевой оптимальный регулятор*, Информационные средства и технологии, Москва, 2000 г.