

Таблица значений b – величины, пропорциональной кинетической энергии турбулентности

t, c z, m	0	30	60	90	120	150	180	210	240	270
0	0,00018	0,00014	0,00012	0,00010	0,00009	0,00009	0,00008	0,00008	0,00007	0,00007
100	1,631	1,251	1,055	0,929	0,840	0,773	0,719	0,675	0,639	0,608
200	1,512	1,160	0,978	0,862	0,779	0,716	0,667	0,626	0,592	0,563
300	1,402	1,076	0,907	0,799	0,722	0,664	0,618	0,581	0,549	0,522
400	1,300	0,998	0,841	0,741	0,670	0,616	0,573	0,538	0,509	0,484
500	1,205	0,925	0,780	0,687	0,621	0,571	0,532	0,499	0,472	0,449
600	1,118	0,858	0,723	0,637	0,576	0,530	0,493	0,463	0,438	0,417
700	1,037	0,795	0,671	0,591	0,534	0,491	0,457	0,429	0,406	0,386
800	0,961	0,738	0,622	0,548	0,495	0,455	0,424	0,398	0,377	0,358
900	0,891	0,684	0,577	0,508	0,459	0,422	0,393	0,369	0,349	0,332
1000	0,826	0,634	0,535	0,471	0,426	0,392	0,364	0,342	0,324	0,308

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Наац И.Э., Семенчин Е.А. «Математическое моделирование динамики пограничного слоя атмосферы в задачах мониторинга окружающей среды», Ставрополь, 1995 г.

2. Турчак Л.И., Плотников П.В. «Основы численных методов», М, 2002 г.

СИНТЕЗ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА ДЛЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ В ИНВАРИАНТНЫХ СИСТЕМАХ РЕГУЛИРОВАНИЯ

Стогней В.Г., Кретинин А.В.
Воронежский государственный
технический университет,
Воронеж

В работе представлена структурная схема инвариантной системы регулирования. Разработана нейросетевая модель нейроконтроллера. Обоснована перспективность использования нейросетевых технологий для синтеза управляющих звеньев инвариантных систем регулирования.

Искусственные нейронные сети (ИНС) успешно применяются для различных задач математического анализа, оптимизации, моделирования и управления. Уникальные возможности ИНС по нахождению скрытых физических закономерностей на основе стохастической статистики наблюдений, моделирования функционального континуума из дискретного множества основаны на мощных аппроксимационных возможностях нейросетевой вычислительной архитектуры. Проведенные исследования посвящены разработке инвариантных систем регулирования на базе искусственных нейронных сетей.

Современные энергетические объекты представляют собой сложные динамические системы с несколькими взаимосвязанными входными и выходными величинами. Рассматриваемые объекты характеризуются высокими температурами и давлениями, большими скоростями протекающих в них процессов. Большинство из них представляют собой системы со многими степенями свободы, подверженные действию многих внешних и параметрических возмущений.

Изучение процессов в энергетических объектах, их идентификация сопряжены с большими трудностями. Условия их работы не всегда предсказуемы с достаточной вероятностью. В связи с этим для обеспечения требуемых качеств управления системы автоматического регулирования (САР) таких объектов, как правило, состоят из большого количества автономных САР. Но многосвязные системы существенно усложняют настройку регулятора, делают его параметры более критичными к изменениям динамических свойств объекта, повышают опасность возникновения колебательных процессов и снижают качество регулирования.

Одним из перспективных методов повышения надежности и качества регулирования энергетическими объектами и упрощения систем является обеспечение инвариантности регулируемых величин относительно действующих на них возмущений. Обеспечение инвариантности позволяет увеличить точность регулирования без уменьшения запаса устойчивости. Реализации условий инвариантности предшествует увязка параметров основного звена регулирования. Увязка осуществляется по условиям минимально допустимой ошибки регулирования в возможных пределах изменения параметров звеньев по технологическим соображениям.

Схема организации обратных связей нейросетевого канала управления предложена в [1]. При возникновении управляющего воздействия нейроконтроллер по параметрам текущего и предыдущего состояний объекта должен формировать отображение $u_k \rightarrow p_k$ для заданного времени переходного процесса и постоянной АЧХ системы управления.

Для формирования обучающей выборки строятся эталонные временные характеристики переходных процессов сопряжением кубического сплайна и управляющего закона. Т.о., обучение производится по ошибке в управлении p_k в отличие от [2], где для решения подобной задачи использовался генетический алгоритм оптимизации, настраивающий параметры нейроконтроллера по ошибке в выходе объекта.

Для формирования отображения

$$p_k = f_{\text{NET}}(u_k, x_k, x_{k-1}) \quad (1)$$

использовалась стандартная структура многослойного перцептрона (MLP) с 3 входами, одним выходом и двумя скрытыми слоями с 7 и 8 нейронами соответственно. При обучении MLP использовался алгоритм Левенберга-Маркардта. В результате сформирован суммарная среднеквадратическая ошибка по точкам статистической выборки составила $E=0.01$.

Таким образом, для хранения информации о функционировании нейроконтроллера требуется всего 100 коэффициентов, способных, будучи организованы в нейросетевую вычислительную архитектуру, с высокой точностью восстановить функциональный континуум (1). Высокая степень соответствия эталонным характеристикам позволяет использовать нейросетевые технологии для синтеза управляющих звеньев систем управления.

Обеспечение инвариантности регулируемых параметров объекта позволяет иметь высокое качество регулирования при одновременном упрощении системы, что повышает ее надежность при работе в самых трудно предсказуемых сочетаниях отклоняющих воздействий. Применение нейросетевых технологий является перспективным направлением работ по практической реализации и использованию инвариантных систем в современной технике.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Narendra K.S., Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks // IEEE Trans. On Neur. Net. – 1990. – vol. 1. - # 1. – pp. 4-27.
2. Вороновский Г.Л., Махотило К.В., Петрашев С.Н., Сергеев С.А. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности – Х.: ОСНОВА, 1997. – 112 с.

ОПТИМИЗАЦИОННАЯ СТРАТЕГИЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ НА БАЗЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Стогней В.Г., Кретинин А.В.
*Воронежский государственный
технический университет,
Воронеж*

Изложены основные принципы методики нейросетевого моделирования физических процессов для использования в качестве оптимизационной стратегии проектирования сложных технических систем

Повышение качества и сокращение сроков разработки технических устройств основывается на совершенствовании методов проектирования, в частности, за счет оптимизации для поиска эффективных вариантов и принятия решений. До последнего времени ключевую роль в выборе лучшего проекта играли интуиция и опыт конструктора. Однако рост номенклатуры выпускаемых изделий, существенное превышение предложения над спросом на рынке и, как следствие, ожесточение конкуренции приводит к необходимости использования в процессе проектирования последних достижений в области математического моделирования и нелинейного программирования.

Задачи оптимального проектирования

Проектирование технических устройств основано на моделировании некоторого характерного режима их функционирования, причем в последнее время акцент смещается в сторону расчетно-теоретических исследований. Эффективность проекта определяется набором конструктивных и режимных параметров, где в качестве критериев выступают, например, масса, прочность, коэффициенты полезного действия, ресурс, стоимость и т.д. Для этапа опытно-конструкторских работ возникает проблема доводки существующего проекта или, другими словами, задача улучшения прототипа. Поиск совместно оптимальных решений (например, оптимизация по двум критериям) приводит к проблеме многокритериальной оптимизации. К другим особенностям оптимизации следует отнести большую размерность задачи, наличие функциональных ограничений, сложность корректного задания диапазона поиска. Кроме того, определение критериев оптимизации и ограничений в общем случае выполняется алгоритмически, таким образом, аналитическое определение целевой функции, ограничиваемых параметров, градиентов не представляется возможным.

Нейросетевые модели и кибернетическое пространство

Эффективность экспериментальных факторных моделей существенно зависит от точности построения функции аппроксимации. В настоящее время для отыскания нелинейных связей исследуемых показателей эффективности от проектных параметров преобладает регрессионный анализ. Один из наиболее продвинутых алгоритмов предполагает следующую последовательность действий: 1. Генерация плана эксперимента (с равномерным или нормальным распределением); 2. Формирование поверочного и обучающего множеств; 3. Генерация частных описаний, аппроксимирующих целевую функцию на обучающем множестве; 4. Формирование множества внешних критериев частных описаний на поверочном множестве; 5. Выбор наилучших частных описаний в селекции.

Нейронные сети – исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. Нейронные сети привлекательны с интуитивной точки зрения, ибо они основаны на примитивной биологической модели нервных систем. В настоящее время сложились все предпосылки для развития, наряду с классическими, нейросетевых математических моделей для исследования сложных физических процессов, где все равно необходима идентификация расчетных результатов с использованием экспериментальных данных. Кроме того, для изделий, разделенных на параметрическую и функциональную подсистемы, на этапе исследовательских и параметрических испытаний нейросетевые методы моделирования могут оказаться предпочтительнее регрессионного анализа, так как, помимо повышенной точности, они способны также экстраполировать статистические данные и с большой точностью предсказывать параметрические и функциональные отказы, что очень важно при отработке и использовании систем технической диагностики.