

УДК 004.75

Т.В. Яковенко, Е.С. Сакало, Т.С. Ткачѐва

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

ИССЛЕДОВАНИЕ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В статье рассматриваются основные методы для задач управления динамическим объектом с помощью нейронных сетей, проводится анализ их достоинств и недостатков.

Ключевые слова: нейроконтроллер, перцептрон, обратное распространение ошибки, инверсия, шлюзовый модуль, модуль критики, гибридное нейроуправление, многомодульное нейроуправление, ПИД-регулятор.

Введение

Введение и постановка задачи. Использование нейронных сетей для управления динамическими объектами началось в 80-х годах и результаты привели к открытию новой парадигмы. Нейроуправление находится на стыке таких дисциплин, как искусственный интеллект, нейрофизиология, теория автоматического управления, робототехника. Очень логично использовать различные методы нейроуправления, так как они решают проблемы идентификации объекта, синтеза систем управления, их анализа и аппаратной реализации. Нейронные сети применяются для практической реализации при управлении самолетом, автомобилем-роботом, моделью перевернутого маятника, гибридным двигателем, турбогенератором и другое.

Для представления объекта используют модель черного ящика, представленную впервые около 25 лет назад, и подразумевает, что нам неизвестно внутреннее состояние объекта, будь то дифференциальные уравнения или же частота и возможность внешних воздействий. Динамику поведения объекта управления можно представить в дискретном виде:

$$S(k+1) = \Phi(S(k), u(k)); \quad (1)$$

$$y(k+1) = \Psi(S(k)), \quad (2)$$

где $S(k) \in \mathcal{R}^N$ – состояние объекта управления порядка N на такте k ; $u(k) \in \mathcal{R}^P$ – значение P -мерного вектора управления, $y(k+1) \in \mathcal{R}^V$ – значение V -мерного выхода объекта управления на такте $k+1$.

Существуют различные методы нейроуправления: прямые и непрямые, одномодульные и многомодульные, гибридные. В основу методов легли уже известные типы нейронных сетей, как многослойный перцептрон, линейный тип, рекуррентные сети, сети радиальных базисных функций и др. Наилучшие результаты получены при использовании многослойных перцептронов с линиями задержек. Одной из главных проблем при использовании нейронных сетей является реализация модели инверсной динамики управляемого объекта. Решение

которой возможно только за счет использования примеров при реальном управлении, что усложняется содержанием огромного количества противоречий в реальных примерах управления. Было предложено аппроксимация аналитической модели и вычисление локальных значений якобиана для различных состояний или обычная схема обратного распространения ошибки или разделение пространства состояний на локальные функции, которые характеризуются однозначными функциями и выделение нейронного модуля.

Схема управления динамическим объектом по обратной связи представлена на рис. 1.

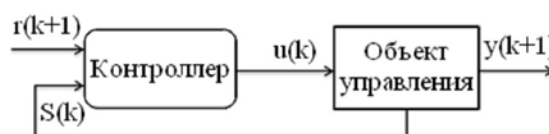


Рис. 1. Схема управления динамическим объектом

Основная часть

Далее рассмотрим основные методы, используемые для управления динамическими объектами.

1. Подражающее нейроуправление

Нейроконтроллер обучается на примерах динамики обычного контроллера по обратной связи и нейронная сеть повторяет функции исходного контроллера. Обучающая выборка формируется на основе значений на входе и выходе, которые записываются при управлении объектом в ручном режиме. И после обучения нейронная сеть может подключиться вместо исходного контроллера для управления объектом.

Недостаток: обязателен исходный контроллер и нейронная сеть не может обеспечить улучшенное управление и развитие обучения в дальнейшем, только повторение действий обучающей выборки. Возможно применение только для первоначального обучения нейронной сети.

2. Обобщенное инверсное нейроуправление

Необходимы записанные траектории поведения динамического объекта для обучения нейронной сети в режиме офф-лайн. Подается случайные процесс и записываются ответные реакции объекта и управляющие сигналы. Используют метод обратного распространения ошибки для обучения нейронной сети и называют ее «инверсный нейроэмулятор». При разомкнутой системе нейроуправления не требуются ресурсы для обработки, так как не нужно анализировать входящие текущий сигнал, но и в результате получаем низкое качество из-за отсутствия обратной связи.

Достоинство: не нужна точная модель объекта и можно обучать нейронную сеть офф-лайн. Недостаток: сложность составления обучающей выборки и низкое качество работы, когда имеется неоднозначная функция, что приводит к противоречиям в выборке в нейронной сети и приводит в тупик работу нейронной сети в дальнейшем.

3. Специализированное инверсное нейро-управление

Обучение нейроконтроллера происходит в режиме он-лайн, что позволяет использовать ошибку отклонения объекта, которую получаем в реальном времени. Когда на вход сети поступает начальное значение, нейронная сеть генерирует управляющий сигнал, что приводит объект управления в определенное положение и вычисляется ошибка в работе нейроконтроллера. Вычисляется коррекция весовых коэффициентов по методу наискорейшего спуска.

Достоинство: более высокое качество управления.

Недостаток: нужна точная математическая модель динамического объекта, что часто получить невозможно.

4. Метод обратного пропуска ошибки через прямой нейроэмулятор

Этот метод является примером многомодульного нейроуправления, где одна нейронная сеть является контроллером, а вторая – прямым нейроэмулятором, основное задание которого – моделирование динамики объекта. Используется метод обратного распространения ошибки при обучении нейроконтроллера. Обучающая выборка формируется при подачи сигнала на вход объекта, который изменяет его положение. Обучение происходит в режиме офф-лайн, что сохраняет огромное количество ресурсов. Постоянно происходит сравнение значение объекта и нейроэмулятора и только когда различие минимально, процесс обучения считается завершенным и после этого начинается обучение

нейроконтроллера онлайн по принципу, как в случае инверсного специализированного нейроуправления.

5. Прогнозирующее модельное нейро-управление

Основная идея этого метода – это минимизация функционала стоимости интегральной ошибки, прогнозируемой на несколько тактов вперед, что улучшает качество управления, так как свойство запаздывания почти не выявляется, как в системах управления с обратной связью, и нет перерегулирования, так как нейроконтроллеру не нужно минимизировать ошибку и входной сигнал не будет с очень большой разницей в значениях. В этом методе используется прямой нейроэмулятор, обученный по методу обратного распространения, но не используется нейроконтроллер. Вместо него используют оптимизационный модуль, который работает в режиме реального времени и используется симплекс-метод или квази-Ньютоновский алгоритм. Оптимизационный модуль постоянно получает целевую траекторию движения объекта на несколько тактов вперед или же дублирует текущее значение. После вычислений на внутреннем цикле системы оптимизационный модуль может подать на вход нейроэмулятора серию различных воздействий, варианты дальнейшего поведения, вычисляется функция стоимости и определяется наилучшая стратегия. В результате динамическому объекту подается управляющий сигнал, с расчетом минимальной стоимости функции и стратегия пересчитывается заново на следующем такте.

Недостатки: если система изменяет свое состояние очень часто, т.е. имеет большую частоту дискретизации, так как для вычислений стратегии необходимо время, то система не сможет находить наилучшую стратегию дальнейшего движения за один такт.

6. Нейроуправление на основе адаптивной критики или «Приближенное динамическое программирование»

Управляющий сигнал является основой оценок ошибок будущего с бесконечным горизонтом. В системе используется нейроконтроллер, который минимизирует функционал стоимости, и модуль критики, который выполняет аппроксимацию значений функции стоимости. Ошибка управления вычисляется, при переходе объекта на следующий такт, когда нейроконтроллер знает входной сигнал, сигнал управления и положение на следующем такте. Модуль критики производит оценку стоимости. На каждом такте эти вычисления повторяются. Обучение происходит в режиме реального времени, как для контроллера, так и для модуля критики. На каж-

дом также улучшается работа управление объекта (обучение нейроконтроллера) и способность системы оценивать ситуацию (обучение модуля критики). Существуют различные виды систем адаптивной критики, в зависимости от вычислений в модуле критики, принятие решения модулем на основе разных векторов или же модуль критики состоит из двух частей.

Достоинства: способность управлять объектом сводится к близко оптимальному.

7. Многомодульное управление на основе локальных инверсных моделей

Системы имеют множество линейных нейроконтроллеров, которые управляют только в пределах пространства состояний объекта, и шлюзовый модуль. Нейроконтроллер формируется по методу обобщенного инверсного нейруправления, специализированному инверсному нейруправлению или методу обратного распространения ошибки. Обучение шлюзовой сети происходит на основании входной оценки состояния объекта на локальной области пространства, после чего выдается сигнал управления от нейроконтроллера, который соответствует локальному участку.

Достоинство: нейроконтроллеры основаны по методу линейных нейронных сетей, а не по схеме многослойного персептрона, что позволяет проводить быстрое обучение и анализ поведения, что важно для анализа устойчивости системы.

Недостаток: необходима большая выборка примеров обучения для нейроконтроллера, которые соответствуют различным локальным областям.

8. Многомодульное нейруправление на основе пар прямых и инверсных моделей

На каждом такте управления формируется корректировка поведения системы, в отличие от предыдущего метода, где поведение предсказывается во время обучения. Каждый модуль имеет прямой, который обучается по методу обратного распространения ошибки, и инверсный нейроконтроллер, который обучается по схеме обобщенного инверсного нейруправления. Для каждой пары нейроконтроллеров прилагается свой пример динамики объекта и пара специализируется именно на нем, т.е. если прямой нейроконтроллер правильно обучен, то инверсный нейроконтроллер будет правильно управлять объектом. Этапы работы системы на каждом такте: пере-оценка коэффициентов ответственности модулей и коллективное управление модулями на основе коэффициентов. На вход прямого нейроконтроллера поступает сигнал управления для предыдущего такта и вектор, который характеризует

предыдущее состояние и нейроконтроллер может вычислить оценку для текущего положения и ошибки оценок поведения для дальнейшего поведения для всех модулей системы. Вычисляются коэффициента предвидения. Инверсный нейроконтроллер на этапе управления действует по схеме обобщенного инверсного нейруправления.

Недостатки: проблема выбора способа разделения задач на подзадачи и разделения выборки на подвыборки для обоих видов нейроконтроллеров.

9. Гибридное нейро-ПИД управление ПИД-регулятор настраивается в режиме реального времени с помощью нейронных сетей, обучающихся по методу ошибки обратной связи наискорейшего спуска. Сигнал управления, который формируется нейроконтроллером – это взвешенная сумма пропорциональной, интегральной и дифференциальной частей. Нейронная сеть на каждом такте получает установку и генерирует коэффициенты управления ПИД-контроллера, значение текущей ошибки обратной связи и рассчитывается управляющий сигнал.

Достоинства: упрощение эксплуатации, так как ПИД-контроллер настраивается автоматически в режиме реального времени. Улучшается качество управления нелинейными динамическими объектами.

Недостатки: сложность оценки устойчивости нелинейного контроллера. Необходима точная математическая модель управления динамического объекта для произведения вычислений.

10. Гибридное параллельное нейруправление.

Основная идея этого метода – это параллельное использование нейроконтроллеров и обычных контроллеров при управлении объектом, которые получают идентичные значения установки. Есть различные варианты совмещения обычного и нейроконтроллера, при которых сигналы обоих контроллеров суммируются:

– нейроконтроллер обучается управлять замкнутой системой, которая состоит из объекта управления и обычного контроллера;

– нейроконтроллер функционирует в штатном режиме после обучения и настраивает обычный контроллер, который после подключается к системе.

Также есть случай, когда области действия контроллера и нейроконтроллера разграничиваются, где для нейроконтроллера выделяется отдельная область, а контроллер управляет объектом, вне этой области.

Управляющий сигнал поступает от одного из контроллеров, в зависимости от области, в которой объект находится на данном такте.

Достоинства: на практике происходит переход от обычных контроллеров к нейро, что улучшает работу многих систем в промышленности.

Выводы

Нейронные сети обладают многими особенными свойствами, которые делают их мощным инструментом для создания управляющих систем для динамических объектов: способность к обучению на примерах, способность к гладкой интерполяции и экстраполяции данных на ранее невидимых нейросетью примерах, возможность синтеза нелинейных контроллеров, способность адаптации к изменяющимся свойствам объекта управления и внешней среды в режиме реального времени, большая по сравнению с классической фон-Неймановской архитектурой устойчивость к повреждениям своих элементов в силу изначально заложенного в нейросетевую архитектуру параллелизма. Эти уникальные свойства нейронной сети позволяют решать в рамках нейроуправления задачи любого уровня сложности. При этом структура нейрорегулятора и время его обучения во многом определяется структурой объекта управления.

В результате анализа различных методов для управления динамическими объектами более подходящим и совершенным является нейроуправление методом адаптивной критики, где использование рекуррентных сетей подходит для моделирования в непрямых и прогнозирующих методах. Но этот алгоритм требует очень больших вычислительных ресурсов для дальнейшего развития.

Также стоит напомнить, что нейронные сети можно использовать и во вспомогательных функциях, как подавление или фильтрация внешних воздействий, устойчивости переходного процесса и т.д.

Список литературы

1. Омату С. Нейроуправление и его приложения, пер. с англ. / С. Омату. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.
2. Різник А.М. Динамічні рекурентні нейронні мережі / А.М. Різник // Математичні Мащини і Системи. – 2009. – № 2. – С. 3-26.
3. Стюарт Р. Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд.: пер. с англ. / Р. Стюарт. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 548 с.
4. Нейронные сети в системах автоматизации / В.И. Архангельский, И.Н. Богаенко, Г.Г. Грабовский, Н.А. Рюмишин. – К.: Техника, 1999. – 234 с.
5. Редько В.Г. Нейросетевые адаптивные критики / В.Г. Редько, Д.В. Прохоров // VI Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика-2004": сб. научн. тр. Ч. 2. – М.: МИФИ, 2004. – С. 77-84.

Поступила в редколлегию 16.05.2012

Рецензент: д-р. техн. наук, проф. Е.П. Пуятин, Харьковский национальный университет радиоэлектроники.

**ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ
ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

Т.В. Яковенко, Є.С. Сакало, Т.С. Ткачова

У статті розглядаються основні методи для задач управління динамічним об'єктом за допомогою нейронних мереж, проводиться аналіз їх переваг та недоліків.

Ключові слова: *нейроконтролер, перцептрон, зворотне розповсюдження помилки, інверсія, шлюзовий модуль, модуль критики, гібридне нейроуправління, багатомодульне нейроуправління, ПІД-регулятор.*

**STUDY OF DYNAMIC OBJECTS
BY USING NEURAL NETWORKS**

T.V. Iakovenko, E.S. Sakalo, T.S. Tkachova

The given paper proposed is a research of methods for management of dynamic objects by using neural networks and analysis of their strength and weaknesses.

Keywords: *neurocontroller, persethrone, reverse distribution of error, inversion, airlock module, module of criticism, hybrid neurodirection, multimodule neurodirection, PID-regulator.*