

Базовый синтез нейросетевых регуляторов для нелинейных следящих систем управления

С.В. Феофилов, email: svfeofilov@mail.ru

Д.Л. Хапкин, email: dima-hapkin@ya.ru

ФГБОУ ВО «Тулский государственный университет»

***Аннотация.** В работе рассматриваются некоторые подходы к обучению нейросетевых регуляторов для нелинейных объектов управления. На простых примерах иллюстрируются предложенные подходы к синтезу прямого и инверсного нейроэмуляторов. Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект 20-38-90213).*

***Ключевые слова:** Ключевые слова: системы управления, искусственные нейронные сети, нейроэмулятор, нейросетевые регуляторы.*

Введение.

Для получения желаемого управления обычно требуется получить более качественную модель реального объекта, как правило, с учетом множества нелинейностей и нестационарными параметрами. Само получение такой модели может оказаться сложной задачей, однако еще сложнее синтезировать регулятор, который учитывал бы все особенности объекта, для получения высококачественной замкнутой системы. В работе рассматриваются искусственные нейронные сети (ИНС), которые после обучения могут выступать в качестве цифровой модели объекта, или в качестве регулятора в системе управления.

Ранее авторами работы описывались основные принципы использования ИНС в системах управления и рассматривалось их применение для простых линейных объектов [1]. В настоящей статье обсуждается применение ИНС для более сложных нелинейных систем с ограничителями.

1. Нейроэмулятор.

Прямой нейроэмулятор – это ИНС, которая обучается повторять динамику объекта управления (рис. 1).

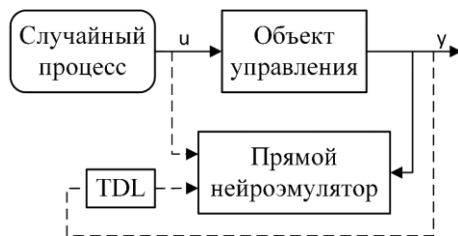


Рис. 1. Схема обучения прямого нейроэмулятора.

На рис. 1 на вход нейронной сети (прямой нейроэмулятор) как для обучения, так и для дальнейшего использования подается вектор, состоящий из текущего входного воздействия и реакции объекта на предыдущие воздействия. Для получения текущей ошибки, необходимой для обучения, выход нейронной сети сравнивается с выходом объекта. Обучение производится в режиме оффлайн методом обратного распространения ошибки. После обучения нейронная сеть повторяет прямую динамику объекта.

Далее используются многослойные нейронные сети прямого распространения [2, 3]. Общий вид такой структуры представлен на рис. 2.

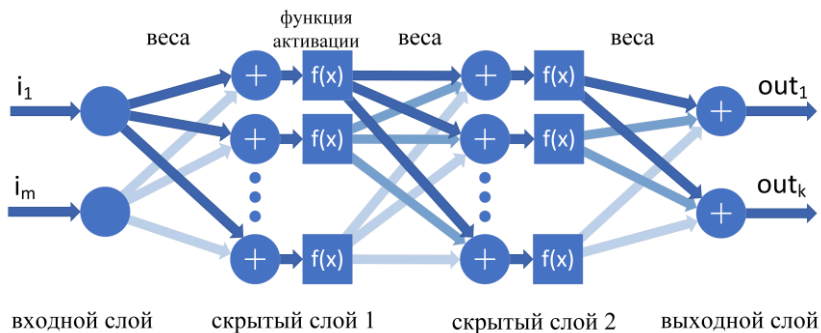


Рис. 2. Общая структура многослойных нейронных сетей прямого распространения

Входной слой поступающие данные никак не преобразует. Далее следует умножение на матрицу весов и в первом скрытом слое происходит сложение поступивших данных на каждом нейроне. Результат передается в функцию активации (это обычно нелинейная функция, дающая возможность нейросети обрабатывать нелинейные

зависимости). Полученные данные снова умножаются на матрицу весов скрытого слоя и поступают на следующий слой. Выбор оптимального количества слоев является отдельной задачей. В выходном слое также может присутствовать функция активации.

Пример № 1 с прямым нерозмунитором.

Рассмотрим апериодическое звено с нелинейностью типа «насыщение».

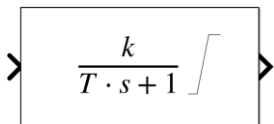


Рис. 3. Апериодическое звено с ограничителем

Была выбрана ИНС со структурой из одного скрытого слоя размером 10 байт и с функцией активации ReLU [3].

На вход нейронной сети подавался вектор из 6 значений:

- текущее и 2 предыдущих значения управления,
- 3 предыдущие значения выхода объекта.

Для обучения выход ИНС сравнивался с выходом объекта, который должен был быть получен на текущем шаге. Структура ИНС была выбрана на основе следующих наблюдений и соображений. Сеть со слишком малым количеством нейронов не способна с удовлетворительной ошибкой повторять динамику объекта, а ИНС большого размера может «переобучиться», т.е. заучить тренировочные данные, и при использовании неизвестных ей сигналов будет показывать плохой результат. При этом «переобучения» можно избежать, во-первых, увеличением размера выборки обучения, во-вторых, контролируя процесс обучения на дополнительных данных, проверяя отсутствие увеличения ошибки. Если такое увеличение будет замечено, то обучение необходимо остановить.

Ниже приведены результаты работы обученной ИНС на гармоническом и ступенчатом сигнале с достижением и без достижения ограничений.

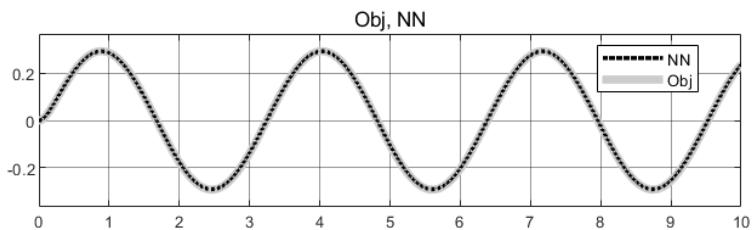


Рис. 4. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на гармонический сигнал, при котором не достигаются ограничения

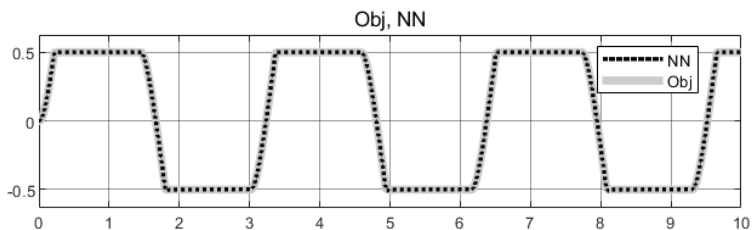


Рис. 5. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на гармонический сигнал, при котором достигаются ограничения

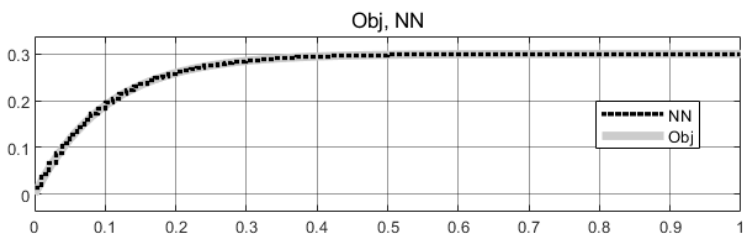


Рис. 6. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на ступенчатый сигнал амплитудой 0.3 (ограничения не достигаются)

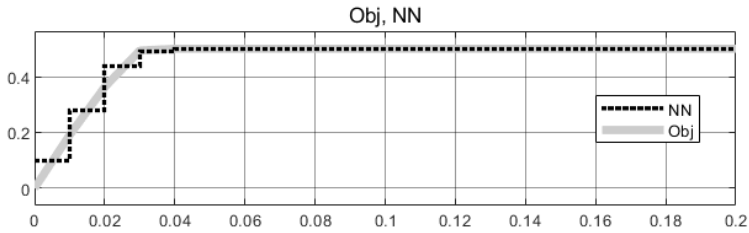


Рис. 7. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на ступенчатый сигнал амплитудой 2 (ограничения достигаются).

Как видно, нейронная сеть с принятой структурой способна обучиться воспроизводить простой нелинейный объект.

Пример № 2 с прямым нейроэмулятором

В этом примере рассмотрим в качестве объекта управления колебательное звено с ограничением типа «механический упор».

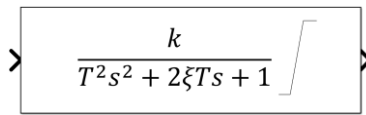


Рис. 8. Колебательное звено с ограничителем

Структура ИНС та же, что и в примере №1. Результаты работы обученной ИНС на гармоническом и ступенчатом сигнале с достижением и без достижения ограничений представлены на рис. 9 - 12.

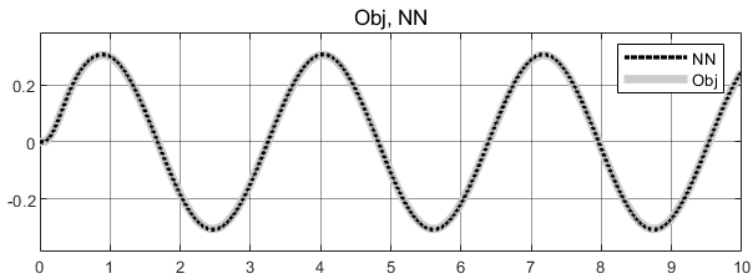


Рис. 9. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на гармонический сигнал, при котором ограничения не достигаются

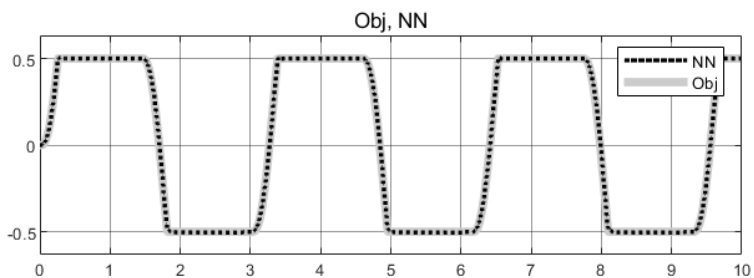


Рис. 10. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на гармонический сигнал, при котором ограничения достигаются

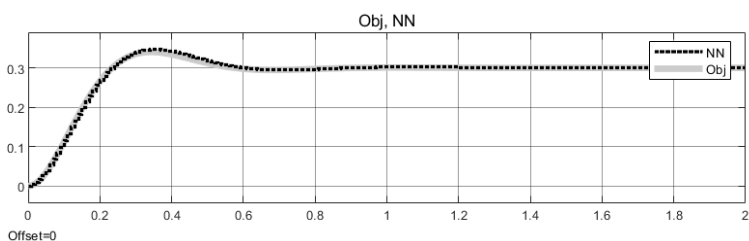


Рис. 11. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на ступенчатый сигнал амплитудой 0.3 (ограничения не достигаются)

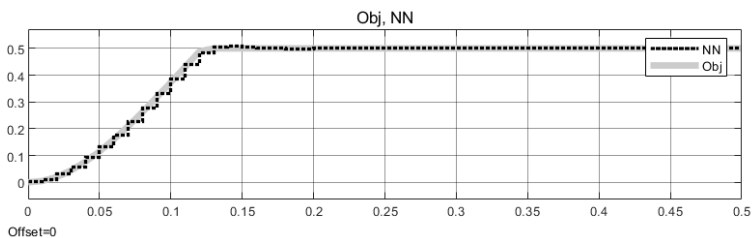


Рис. 12. Реакция объекта и прямого нейроэмулятора на ступенчатый сигнал амплитудой 2 (ограничения достигаются)

Как видно, результат обучения достаточно хороший, однако на ступенчатом сигнале видно, что он несколько хуже, чем с аperiodическим звеном. Это связано с возрастанием сложности объекта и необходимостью увеличения размера сети.

2. Инверсный нейроэмулятор.

Инверсный нейроэмулятор используется в методах «обобщенное инверсное нейроуправление» и «специализированное инверсное управление» [4]. В этих методах нейронная сеть обучается повторять инверсную динамику объекта управления и после обучения используется как регулятор (рис. 13).

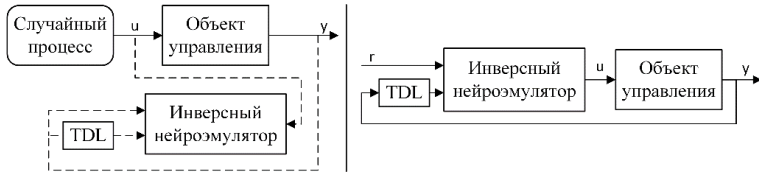


Рис. 13. Схема обучения (слева) и применения (справа) инверсного нейроэмулятора в методе «обобщенного инверсного нейроуправления».

Для обучения инверсного нейроэмулятора используется информация текущего и предыдущих выходов системы y , иногда, предыдущие управляющие значения в качестве входного вектора. На выходе такая система должна выдавать управляющий сигнал, который приведет объект в требуемое состояние.

Пример № 3 с инверсным нейроэмулятором.

В качестве объекта рассмотрим аperiodическое звено с нелинейностью типа «насыщение» (рис.3). Синтезируем для него инверсный нейроэмулятор.

Структура ИНС, применяемой в данном случае, состоит из 2-х скрытых слоев: в первом слое 100 нейронов, во втором слое 40 нейронов.

На вход подаются 6 потоков данных. Для обучения используется текущее и 3 предыдущих значения выхода объекта, а также 2 предыдущих значения входа объекта. А для получения ошибки обучения выход ИНС сравнивается с текущим значением входа объекта.

При использовании сети в качестве регулятора на вход подается управляющее значение, 3 предыдущих значения выхода системы, и 2 предыдущих значения входа ИНС. Сигнал управления объектом снимается с единственного выходного нейрона.

Далее показаны результаты работы нейросетевого регулятора в сравнении с ПИД-регулятором, синтезированным при помощи средств Matlab (рис. 14 - 17).

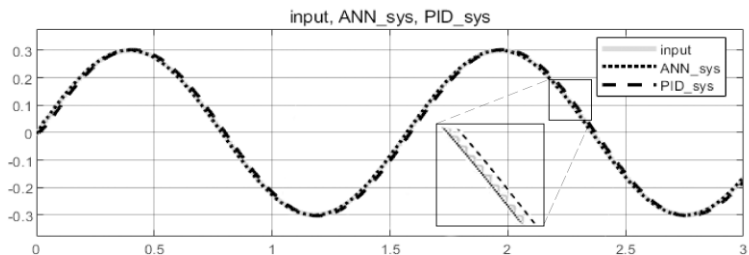


Рис. 14. Реакция системы с нейросетевым регулятором и ПИД регулятором на гармонический сигнал амплитудой 0.3 (ограничения не достигаются)

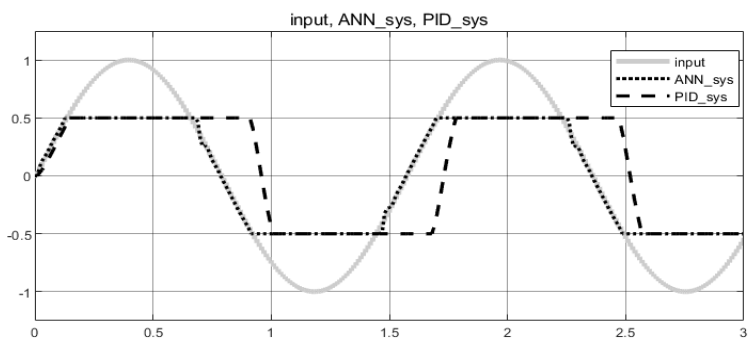


Рис. 15. Реакция системы с нейросетевым регулятором и ПИД регулятором на гармонический сигнал амплитудой 1 (ограничения достигаются)

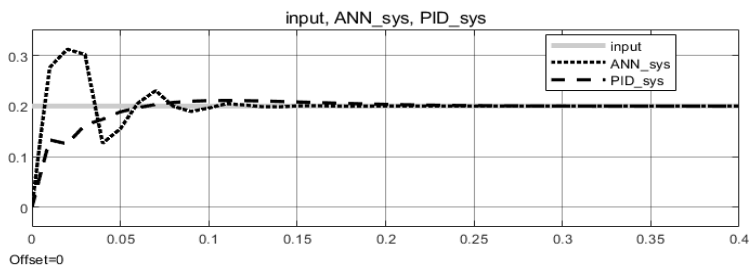


Рис. 16. Реакция системы с нейросетевым регулятором и ПИД регулятором на ступенчатый сигнал амплитудой 0.2 (ограничения не достигаются)

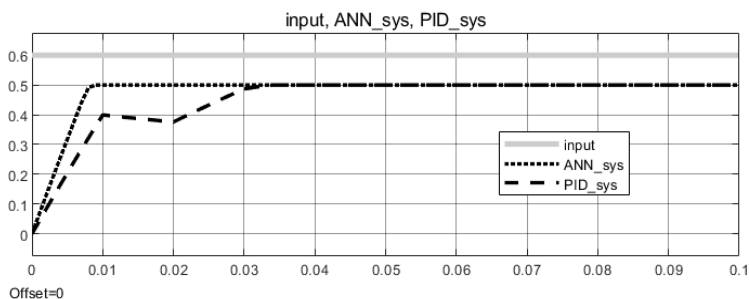


Рис. 17. Реакция системы с нейросетевым регулятором и ПИД регулятором на ступенчатый сигнал амплитудой 0.6 (ограничения достигаются)

Заключение.

Были рассмотрены прямой и инверсный нейроэмуляторы для достаточно простых объектов управления первого и второго порядка с нелинейностями типа насыщение и механический упор.

По итогам можно сделать следующие выводы. Прямой нейроэмулятор позволяет получить достаточно точную модель объекта управления для рассмотренных нелинейностей. Инверсный нейроэмулятор может быть использован в качестве регулятора в системе управления. Однако из-за особенностей процесса обучения управляющие сигналы могут получиться недопустимыми с точки зрения ресурсов, требуемых для воспроизведения таких режимов объектом управления. Также большая ошибка может получиться вследствие того, что оптимизируемая функция имеет множество локальных минимумов, один из которых в процессе обучения будет считаться лучшим результатом. Для устранения этого недостатка возможно дообучение методом без учителя, что является предметом дальнейших исследований.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект 20-38-90213).

Список литературы

1. Феофилов, С.В. Базовый синтез нейросетевых регуляторов для следящих систем управления / С.В. Феофилов, Д.Л. Хапкин // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – Тула, 2020. – Вып.11. – С. 256-261.
2. Галушкин, А.И. Нейронные сети: история развития теории. Кн. 5: Учеб. Пособие для вузов. / А.И. Галушкин, Я.З. Цыпкин. – М.: ИПРЖР, 2001. – 840 с.

3. Бенджио, И. Глубокое обучение. / И. Бенджио, Я. Гудфеллоу, А. Курвилль. – ДМК-Пресс, 2018. – 652 с.
4. Чернодуб, А.Н. Обзор методов нейроуправления / А.Н. Чернодуб, Д.А. Дзюба // Проблемы программирования. – Москва, 2011. – № 2. – С. 79–94.