

Министерство образования и науки Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Использование искусственных нейронных сетей в системе управления
электроприводом с целью компенсации нелинейных искажений типа люфт**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

Студента 4 курса 422 группы
направления 11.03.02 «Инфокоммуникационные технологии и системы связи»
физического факультета

Дронкина Алексея Станиславовича

Научный руководитель
д.ф.-м.н., профессор _____ А.В. Шабунин

Научный консультант
начальник лабораторного сектора ЛС-226
отдела моделирования и программирования
АО «КБПА», к.т.н. _____ О.В. Бисенов

Зав. кафедрой
д.ф.-м.н., профессор _____ В.С. Анищенко

Саратов 2018

Введение. В данной выпускной квалификационной работе проводятся исследования, связанные с такой областью научного интереса как искусственные нейронные сети. Данное направление начало формироваться еще в первой половине прошлого столетия, но особенное развитие получила именно в последние десятилетия. Самое известное использование искусственных нейронных сетей – классификация и ассоциация образов, однако возможности их применения куда более обширны. В частности, в рассматриваемой работе предлагается уделить внимание вопросу эксплуатации систем на основе искусственных нейронных сетей в качестве систем управления. Например, их можно применять для контроля электропривода. Демонстрация такой возможности, а также преимуществ и недостатков такого подхода является главной целью данной работы. В качестве метода ее достижения было выбрано проведение компьютерного эксперимента. Для выполнения исследования в среде MATLAB Simulink была построена модель электропривода, которая также послужила основой для написания программы на языке Си, симулирующей динамику электропривода. В рамках работы было проанализировано управление как классический вариант управления с помощью пропорционально интегрально дифференциального (ПИД) регулятора, так и с использованием искусственной нейронной сети. Проведено сравнение рассматриваемых подходов.

Описываемая выпускная квалификационная работа состоит из следующих разделов:

- Введение
- Нейронные сети;
- Исследуемая модель;
- Результаты компьютерного эксперимента;
- Заключение.

Некоторые главы с целью улучшения структуры подразделяются на разделы.

Нейронные сети: Искусственная нейронная сеть – это сеть с конечным числом слоев из однотипных элементов – аналогов биологических нейронов с различными типами связи между слоями. Идейным прародителем таких систем стал мозг и нервная система высших млекопитающих. Однако между ними не так много общего. Искусственные нейронные сети можно считать лишь очень сильно упрощенной моделью их биологического прототипа. Тем не менее, существует ряд свойств искусственных нейронных сетей, которые обычно приписывают человеку. Например, способность к обучению, обобщению и абстрагированию.

Основной структурный элемент искусственной нейронной сети – искусственный нейрон, достаточно прост для понимания. Это сумматор с множеством взвешенных входов, играющих роль дендритов и синапсов, и активационной функцией на выходе, которая позволяет смоделировать одно из основных свойств нейронов – переходить в возбужденное состояние только при достижении определенного порогового уровня общего воздействия. Объединяя нейроны в слои, а затем увеличивая количество слоев, можно получить структуру, которая будет походить на сеть. Стоит отметить, что увеличение количества слоев будет иметь смысл только в том случае, если функция активации будет нелинейной. В ином случае, многослойная нейронная сеть легко заменяется однослойной. Пример наиболее часто используемых нелинейных активационных функций – гиперболический тангенс (формула (1.1)) и сигмоида (формула (1.2)):

$$F(S) = th(S), \quad (1.1)$$

$$F(S) = \frac{1}{1 + e^{-S}}, \quad (1.2)$$

где S - суммарное воздействие на нейрон, то есть сумма с его взвешенных входов.

Обобщенный вид простой многослойной искусственной нейронной сети представлен на рисунке 1. Стоит отметить, что могут существовать и иные конфигурации. Например, рекуррентные искусственные нейронные сети, а также сети с обратной связью.

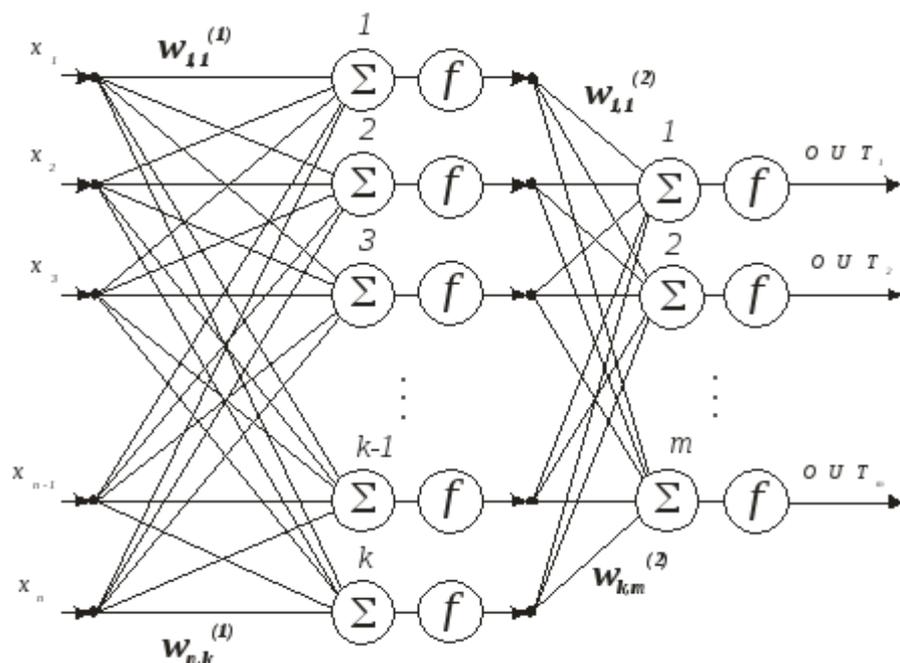


Рисунок 1 – Многослойная нейронная сеть

Разнообразием отличаются не только варианты структуры искусственных нейронных сетей, но и методы их обучения. Можно выделить две большие группы: обучение с учителем и без него. В первом случае существует некоторый набор эталонных входных и выходных данных. «Учитель» предоставляет нейронной сети исходные входные данные, сравнивает получаемые выходные значения с требуемыми, а затем производит настройку весов так, чтобы минимизировать различие. Такой подход дает очень хорошие результаты на практике, но он ограничен в своей применимости. С другой стороны, обучение без учителя дает нейронной сети больше возможностей по самоорганизации. При таком подходе, не существует эталонных выходных значений. Сеть настраивается по определенному алгоритму, исходя из некоторых характеристик входных данных. К примеру, нейронная сеть может самоорганизоваться так, что будет классифицировать входные данные по

степени их сходства. При этом данные, отнесенные к одному классу, будут вызывать активацию одного и того же нейрона.

В описываемой работе проводилось рассмотрение простой многослойной сети прямого распространения. Для ее настройки использовался алгоритм обратного распространения, основанный на методе градиентного спуска. Данный подход является вариацией обучения с учителем.

Исследуемая модель: Для достижения поставленной цели была построена компьютерная модель, условно состоящая из двух частей – электропривода и его системы управления. Электропривод в свою очередь подразделяется на:

- Источника питания;
- Электрической машины;
- Редуктора;
- Рабочего механизма;
- Блока датчиков;
- Системы управления;
- Силового преобразователя.

Система управления вынесена отдельно, а часть элементов можно не рассматривать, так как основным требованием к модели является правильное отражение динамики электропривода. В частности, блок датчиков можно не рассматривать вообще, просто считая, что в каждый момент времени нам известна информация о частоте вращения и угле поворота рабочего механизма. За основу электропривода взят реально существующий вентильный двигатель тахоп ЕС 32. Его поведение описывается следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_s \frac{di_d}{dt} - \omega L_s i_q \\ u_q = R_s i_q + L_s \frac{di_q}{dt} + \omega L_s i_d + \omega \Phi_0 \\ M = p i_q \Phi_0 \\ J \frac{d\omega_m}{dt} = M - M_n \end{cases} \quad (2)$$

где u_d, u_q - составляющие напряжения в цепи статора электродвигателя, записанные в подвижной системе координат, i_d, i_q - составляющие тока в цепи статора, записанные в подвижной системе координат, L_s, R_s - индуктивность и сопротивление обмоток статора, Φ_0 – поток возбуждения ротора, ω – угловая скорость вращения поля, M - механический момент, приведенный к валу двигателя, J - момент инерции, приведенный к валу двигателя, M_n - момент сопротивления нагрузки, приведенный к валу двигателя, $\omega_m = \frac{\omega}{p}$ - угловая скорость вращения ротора, p - число пар полюсов. Наличие редуктора и рабочего механизма учитывается путем модификации уравнений. Через формулы же производится моделирование нелинейного искажения, за счет присутствия между редуктором и рабочим механизмом некоторого воздушного зазора – люфта. Силовой преобразователь заменен схемой синусоидальной коммутации.

В качестве классической системы управления был выбран ПИД регулятор. ПИД регулятор относится к наиболее распространенному типу регуляторов, который используется во многих системах автоматического управления, позволяя решать большинство практических задач. Управляющий сигнал ПИД регулятора формируется на основе ошибки рассогласования, которая представляет собой разность входного сигнала и сигнала обратной связи, который отражает текущее значение регулируемого параметра, в данном

конкретном случае – угла поворота рабочего механизма. Всего в управляющем сигнале присутствует три слагаемых:

- Пропорциональная составляющая. Представляет собой ошибку рассогласования, помноженную на некоторый постоянный коэффициент. Чем больше расхождение между входным сигналом и текущим значением регулируемого параметра, тем больше значение управляющего сигнала. При повышении пропорционального коэффициента можно добиться высокой скорости регулирования, однако побочным эффектом будет потеря системой устойчивости и возникновения автоколебаний. Существуют пропорциональные регуляторы, управляющий сигнал которых включает в себя только пропорциональную составляющую, но они используются довольно редко.
- Интегрирующая составляющая. Представляет собой интеграл от ошибки согласования, помноженный на некоторый постоянный коэффициент. Обладает «памятью» о прошлом шаге системы. Благодаря этому управляющий сигнал постепенно накапливается, со временем увеличивая свое влияние. Позволяет добиться максимальной компенсации ошибки рассогласования, однако обладает малой скоростью регулирования и зачастую вызывает возникновение автоколебаний. Существуют интегрирующие регуляторы, управляющий сигнал которых включает только интегрирующую составляющую, и пропорционально-интегрирующие регуляторы, которые строят управляющий сигнал на основе суммы пропорциональной и интегрирующей составляющих.
- Дифференцирующая составляющая. Пропорциональна скорости изменения ошибки рассогласования, то есть производной по времени от нее. Позволяет подавлять автоколебания в системе, возникающие за счет присутствия в управляющем сигнале пропорциональной и интегрирующей составляющих. Осуществить управление, основываясь только на

дифференцирующей составляющей невозможно, она является дополнительной и служит только для повышения устойчивости.

Несмотря на свою простоту ПИД регулятор показывает довольно хорошие результаты по управлению. Пример показан на рисунке 2. Видим, что присутствия люфта действительно приносит искажения.

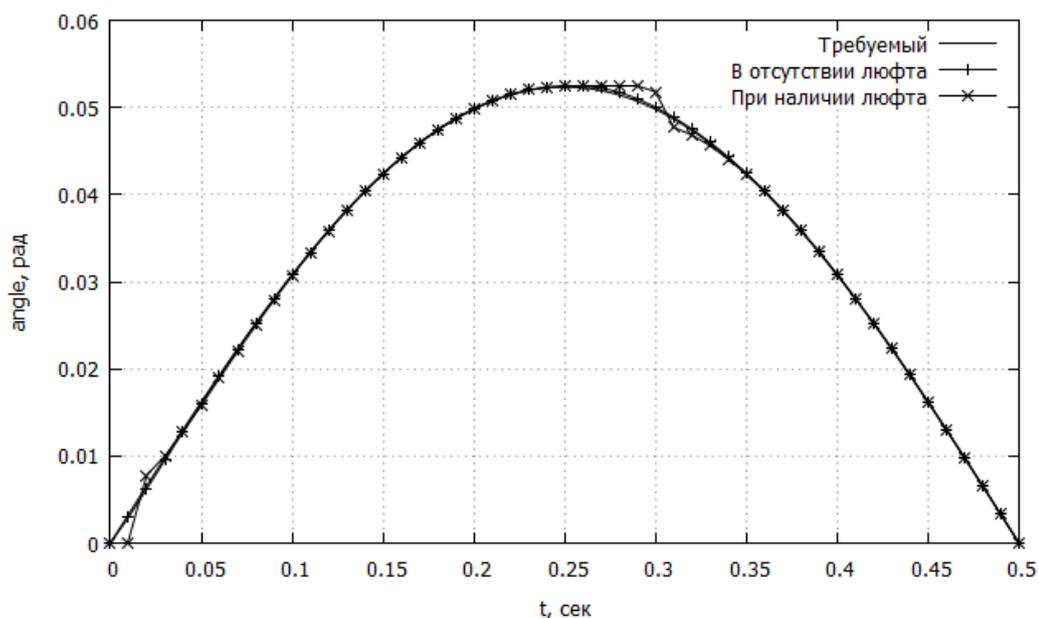


Рисунок 2 – Угол поворота рабочего механизма при входном сигнале в виде синусоиды с частотой 1 Гц и амплитудой 3° . Показано влияния люфта. Значение люфта составляет 3°

Рассмотрим вариант, когда в качестве системы управления выступает нейронная сеть. Пусть она имеет девять входов и состоящей из пяти слоев. Первый слой включает в себя 60 нейронов, второй 100, третий также 100, четвертый опять 60, а последний выходной слой представлен всего одним нейроном. Количество входов нейронов определяется количеством выходов предыдущего слоя. Так, нейроны второго имеют 60 входов каждый, а третьего – 100. Функции активации также идентичны и представляют собой биполярную сигмоиду:

$$F(S) = \frac{2}{1 + e^{-0.1S}} - 1 \quad (3)$$

Несколько отличается активационная функция выходного нейрона. Это также биполярная сигмоида, однако, с другой крутизной:

$$F(S) = \frac{2}{1 + e^{-0.005S}} - 1 \quad (4)$$

Это позволяет сделать выход нейронной сети более вариативным. На вход нейронной сети подается информация о сигнале задания, то есть желаемой динамике рабочего механизма, текущем повороте рабочего механизма, о его положении в предыдущие моменты времени, величина ускорения и его прошлое значение, величину ошибки, а также временной шаг программы, то есть время между последовательными измерениями.

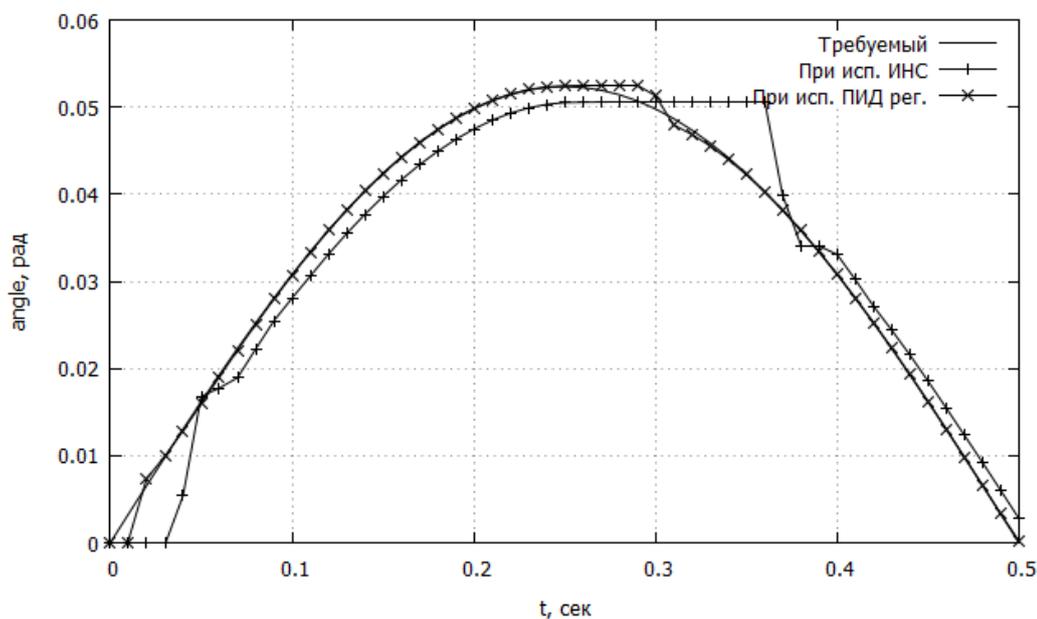


Рисунок 3 – Угол поворота рабочего механизма при входном сигнале в виде синусоиды с частотой 1 Гц и амплитудой 3°.

Показано влияния люфта. Значение люфта составляет 3°

После обучения такая система действительно стала демонстрировать возможность управления, однако, как это можно видеть на рисунке 3, результат

ее работы хуже, чем при использовании ПИД регулятора. Можно сделать вывод, что такой подход к управлению не эффективен. Стоит предпринять попытки по изменению конфигурации сети или ее расширению, однако в текущей работе экспериментов в данном направлении не выполнялось.

Гораздо лучший результат получается, когда нейронной сеть используется не для построения управляющего сигнала, а его коррекции. В таком случае на ее вход вместо сигнала задания подается сигнал с ПИД регулятора. Результат работы модели при таком подходе показан на рисунках 4 и 5. Видим, что коррекция не является идеальной, но тем не менее она присутствует. Особенно становятся заметны изменения, вносимые нейронной сетью, с ростом частоты сигнала и увеличением значения люфта. Таким образом, несмотря на то, что данная конфигурация сети не является идеальной, возможность улучшения управления с ее помощью не вызывает сомнений.

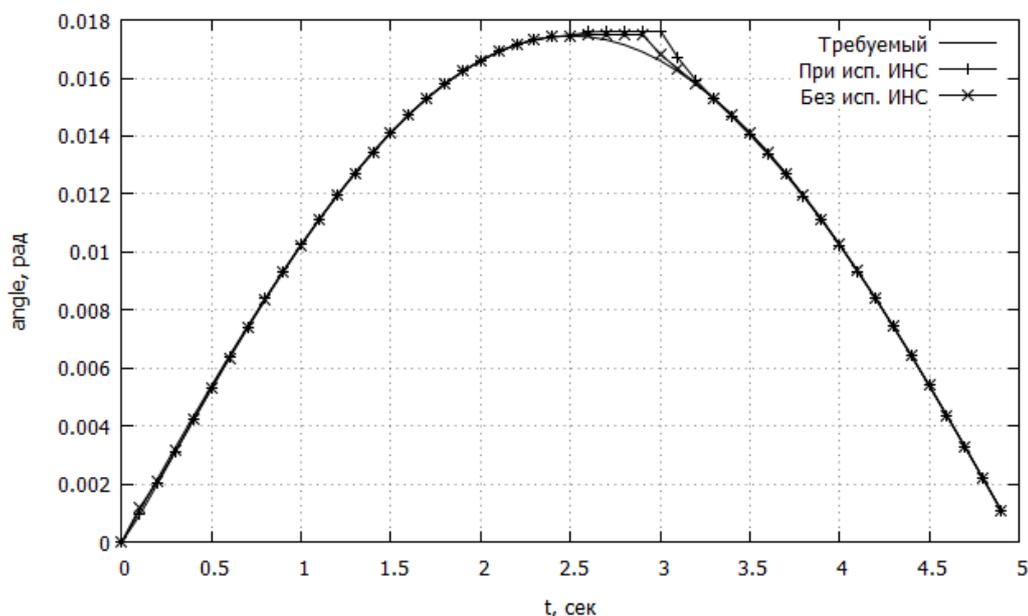


Рисунок 4 – Угол поворота рабочего механизма при входном сигнале в виде синусоиды с частотой 0.1 Гц и амплитудой 1° . Показано влияния люфта. Значение люфта составляет 6°

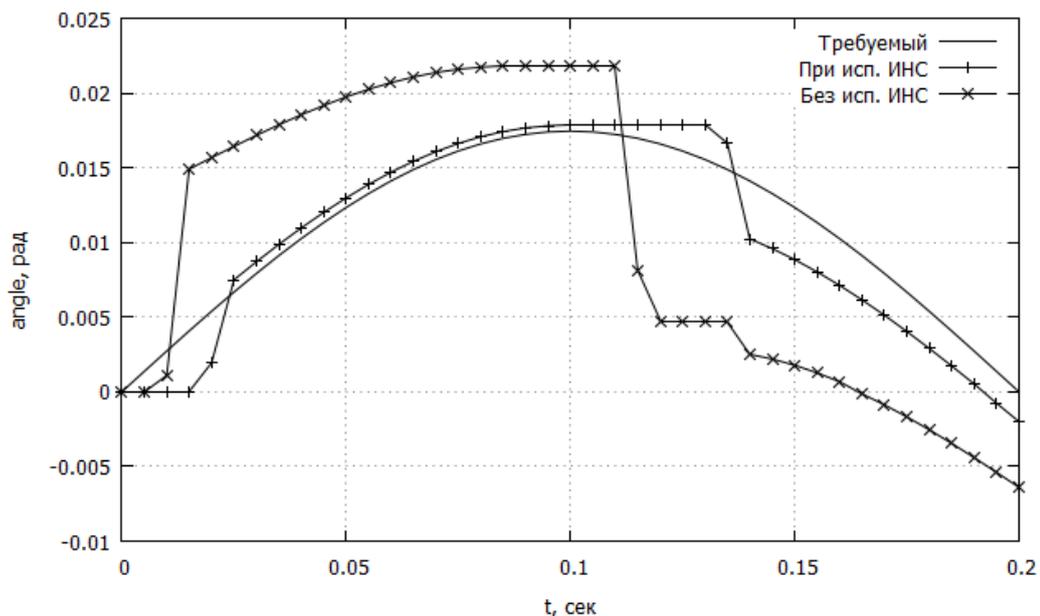


Рисунок 5 – Угол поворота рабочего механизма при входном сигнале в виде синусоиды с частотой 2.5 Гц и амплитудой 1° . Показано влияния люфта. Значение люфта составляет 6°

Заключение: В описываемой работе:

- Разработана и реализована в виде программы некоторая простая искусственная нейронная сеть прямого распространения;
- Подготовлена компьютерная модель электропривода на базе бесколлекторного двигателя постоянного тока тахом ЕС 32, с возможностью управления как при помощи ПИД регулятора, так и с использованием ИНС;
- Проведен ряд экспериментов по реализации управления электроприводом с помощью ИНС в присутствии между редуктором и рабочим механизмом некоторого люфта.

По итогам работы можно прийти к выводу:

- Использование искусственной нейронной сети для улучшения управления, в частности, подавления искажений, вызванных различными источниками, является возможным;
- Рассмотренная конфигурация нейронной сети не дает идеальных результатов, необходимо произвести ее модификацию, а также попробовать сменить методы обучения;
- Необходимо больше экспериментов, как с компьютерной моделью, так и с реальным электроприводом.