

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ОБРАТНОЙ ЗАДАЧИ КИНЕМАТИКИ МАНИПУЛЯТОРА

Снисаренко С. В.

БГУИР, г. Минск, Беларусь, kafsu@bsuir.by

Введение

При решении задач оптимального управления движением роботов-манипуляторов по заданной траектории необходимо решать задачи кинематики и динамики для их звеньев и рабочего инструмента. Существует обратная и прямая задача кинематики. Прямая задача кинематики состоит в определении пространственного положения и ориентации рабочего инструмента манипулятора по известным значениям обобщенных координат. Обратная задача кинематики, как и прямая задача, является одной из основных задач кинематического анализа и синтеза. Для управления положением звеньев и ориентацией рабочего инструмента манипулятора возникает необходимость решения обратной задачи кинематики. Большинство аналитических подходов для решения этой задачи являются достаточно затратными в виду большого количества вычисляемых процедур. Нейронные сети решают эту задачу. Надежность, высокое быстродействие, возможность решения плохо формализуемых задач

обуславливают использование нейронных сетей для управления манипулятором, в частности, для решения обратной задачи кинематики. В результате совмещения достоинств аппарата нечетких множеств и нейросетей появились искусственные нейро-нечеткие сети, которые обладают высокой универсальностью и могут применяться для решения различных задач.

1. Постановка задачи

В качестве модели взят трехзвенный манипулятор. Такой манипулятор имеет небольшую степень свободы, поэтому для решения задач кинематики достаточно создать небольшую нейронную сеть с пятью слоями для достаточно высокой скорости обучения. Необходимо получить решение прямой задачи кинематики, основанное на

подходе Денавита-Хартенберга с контролем заданной точности по методу Ньютона-Рафсона. Полученные данные в дальнейшем используются в качестве исходной информации для решения обратной задачи кинематики посредством обучения нейронной сети в открытой нейросетевой библиотеке Keras, реализованной на языке Python. В общем виде система уравнений описывающих кинематическую структуру манипуляционного робота имеет вид:

$$\begin{cases} x = \left[\sum m \left(L_m * \sin \left(\sum_p^m Q_p \right) \right) \right] * \cos Q_0, \\ y = \left[\sum m \left(L_m * \sin \left(\sum_p^m Q_p \right) \right) \right] * \sin Q_0, \\ z = L_0 + \sum m \left(L_m * \cos \left(\sum_p^m Q_p \right) \right), \end{cases} \quad (1)$$

где $m = 1..n$, $p = 1..m, L\{n\}$ – длины звеньев (постоянные параметры).

2. Решение задачи

Используется адаптивная нейронная сеть нечеткого вывода. Входными данными для нейронной сети являются положение и ориентация рабочего инструмента манипулятора. Задача нейронной сети – спрогнозировать конфигурацию соединения узлов манипулятора, которые максимально будут соответствовать заданному положению и ориентации в пространстве.

Суть метода заключается в выборе заведомо известных положений манипулятора и нахождения с помощью решения прямой задачи кинематики, координат и ориентации в пространстве конечной точки. Собранные данные подаются на вход нейронной сети. Для создания нейронной сети использована библиотека Keras для Python. В начале данные разбиваются на тренировочные и тестовые. Новая сеть обучается в течение шестисот эпох и затем оценивается получившийся результат на тестовых данных.

Для обучающихся данных были созданы известные положения сервоприводов робота в случайном порядке. Полученные данные хранятся в виде вектора: $Y=[q_1, q_2, q_3, \dots, q_n]$, где q – угол поворота сервопривода каждого сочленения. Получаем минимальное и мак-

симальное возможное положения сервоприводов, задаем массив случайных положений сервоприводов. Решая прямую задачу кинематики, были получены для каждого угла сервопривода координаты конечной точки манипулятора. Полученные значения сохраняются в векторе: $X_i=[x,y,z,R]$, где $R[\varphi, \theta, \gamma]$, где x,y,z – координаты в пространстве конечной точки манипулятора, R – матрица поворота, представленная через углы Эйлера. Полученные координаты поступают на входы обученной нейронной сети (количество входов соответствует количеству искомым углам). Результат работы нейросети – углы поворота звеньев $Q_0..Q_k$ соответственно входам. При решении прямой задачи кинематики осуществляется проверка на заданную точность, если она не достигнута, то, согласно алгоритму, реализуется коррекция решения по методу Ньютона-Рафсона в области полученных координат (углов поворота звеньев). При достижении требуемой точности данные передаются на регулятор координат, который в свою очередь отслеживает исполнение перемещений. Далее управляющий сигнал поступает на электрические шаговые двигатели через сервоконтроллер. В процессе эксплуатации манипулятора выполняется генерация корректирующего буфера (скорректированные данные из итерационного алгоритма уточнения) для нейросети и в дальнейшем он используется для корректировки обучающей выборки и дообучения нейронных сетей [1]. Этот комбинированный метод характеризуется высокой скоростью выполнения расчетов при контролируемой точности. В сравнении с итерационными методами при использовании нейронных сетей для задач инверсной кинематики, поиск решения выполняется значительно быстрее и не зависит от сложности конструкции. Обучение нейронной сети в течение шестиста эпох реализуется в оболочке KerasRegressor, которая встроена в библиотеку Keras для языка Python [2]:

```
clf = KerasRegressor(build_fn=base_model, epochs=600, batch
size=20,verbose=2)
```

```
clf.fit(X_train,y_train)
```

После обучения сети ее можно использовать для прогнозирования.

```
res=clf.predict(X_test)
```

Движение робота, рассчитанное обратной кинематикой частично совпало с положением робота, найденным нейронной сетью (93 %).

В ходе численного моделирования была проведена серия экспериментов, различающихся в зависимости от выборки и количества эпох обучения. Многочисленные эксперименты показали высокую эффективность предложенного метода моделирования нейронной сети для решения задачи инверсной кинематики.

Таким образом, реализован комбинированный алгоритм решения задачи инверсной кинематики с применением аппарата нечеткой логики для контроля заданной точности. Сформированный набор данных подается на вход нейронной сети. В общем процесс обучения и выбора нейронных сетей для построения структуры с корректирующей нейросетью содержит следующие этапы:

1. Проводится обучение выбранного набора нейронных сетей, количество и структура которых определяется по результатам полученных экспериментальных данных.

2. Основная нейронная сеть, решающая задачу инверсной кинематики, выбирается из обученных сетей с учетом минимального значения ошибки решения поставленной задачи.

3. Генерируется набор данных аналогично процессу генерации тестового и тренировочного набора. На входы выбранной основной нейронной сети подаются координаты рабочего инструмента манипулятора и снимаются значения обобщенных координат. В результате точные, т. е. полученные на основе прямой задачи, и приближенные значения, полученные с использованием нейросети углов поворота, будут обучающим множеством для корректирующей нейронной сети.

4. Как и в первом случае, выбор лучшей корректирующей нейросети производится из ряда обученных сетей.

Заключение

В работе представлен и проанализирован нейросетевой метод с нечетким выводом для решения обратной задачи кинематики на примере трехзвенного манипулятора. На основании проведенных экспериментов можно сделать вывод, что применение итерационного метода проверки результата позволяет достичь требуемой точности вычислений при расчете координат с временными затратами, не превышающими 1,25 мс. Проведенные экспериментальные исследования позволяют судить о возможности применения разработанных методов решения кинематических задач многозвенных из-

быточных манипуляторов на базе нейро-нечетких сетей в системах управления реального времени. Для большего числа звеньев манипулятора требуется дальнейшее усовершенствование нейронной сети, так как существует возможность возникновения множества решений. Набор данных для обучения нейросети можно получать двумя способами: с использованием подхода программирования роботов посредством демонстрации (также известного как RbD), так и с помощью решения прямой задачи кинематики. В данной работе применен подход Денавита-Хартенберга.

Список литературы:

1. Ганин П. Е. Применение нечеткой нейросети для решения кинематических задач многозвенных манипуляторов в системах управления реального времени // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и Технические Науки. – 2019. – № 07. – С.70–75
2. Керас – Слои. [Электронный ресурс]. – Электронные данные. – Режим доступа: <https://tu-keras.com/>. Дата доступа: 14.04.2021