

П. А. Смирнов, аспирант, smirnov_petr@iias.spb.su, Р. Н. Яковлев, мл. науч. сотр., iakovlev.r@mail.ru,
Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук,
г. Санкт-Петербург

Решение прямой и обратной задач кинематики в системе позиционирования звеньев манипулятора

Статья посвящена разработке систем позиционирования звеньев манипулятора для решения прямой (ПЗК) и обратной (ОЗК) задач кинематики. Рассматривается робот-манипулятор с четырьмя степенями свободы. Одна из существующих проблем модульных робототехнических средств заключается в отсутствии универсальных алгоритмов, обеспечивающих перерасчет задач кинематики при изменении конфигурации всей системы. Трудности, с которыми сталкиваются исследователи при ее решении, заключаются в работе с геометрическими и нелинейными уравнениями (тригонометрическими уравнениями), в нахождении обратной матрицы представления Денавита—Хартенберга, а также связаны с другими проблемами, например, с наличием множественных решений при применении аналитического подхода. Традиционные математические решения обратной задачи кинематики, в частности, геометрические, итеративные и алгебраические, могут не всегда приводить к физически осмысленным решениям. Стоит заметить, что при попытке ввода ограничений для манипулятора, приходится учитывать, что увеличится число расчетных формул, что повлечет необходимость затрачивания дополнительных вычислительных ресурсов. В случае, когда число степеней свободы манипулятора возрастает, аналитическое моделирование становится практически невозможным. Одним из актуальных методов решения обратной задачи кинематики представляется применение искусственных нейронных сетей. Для поиска решения данной проблемы приводится анализ различных источников, рассматривающих альтернативные решения нахождения целевой точки. По итогам изучения проанализированных статей в нашей работе предложено использовать персептрон. Прежде чем обучить сеть, был сформирован алгоритм, рассчитывающий прямую матрицу представления Денавита—Хартенберга и осуществляющий проверку правильности достижения точки пространства конечным звеном манипулятора. Проведен расчет для тысячи состояний манипулятора и объекта в пространстве, поданных на вход нейронной сети. В случае решения ПЗК на выходе сети мы получаем координаты объекта, а в случае ОЗК — углы поворота звеньев манипулятора. Приводятся результаты протестированных схем, построена схема управления манипулятором с четырьмя степенями свободы.

Ключевые слова: манипулятор, кинематика, нейронные сети, сети прямого распространения, метод обратного распространения ошибки, прямая задача кинематики, обратная задача кинематики

Введение

В настоящее время методы искусственного интеллекта все чаще используются при организации роботизированного управления, поскольку они имеют ряд преимуществ по сравнению с традиционными вариантами решения задач кинематики. К таким преимуществам относятся точный контроль и меньшая длительность вычислений, а также возможность решения некоторых математических задач, касающихся движения и генерации путей. Одной из основных проблем управления движением роботизированной руки является нахождение точного и надежного решения задач кинематики. Решение задачи движения манипулятора необходимо выполнять в режиме реального времени, что представляет серьезную вычислительную слож-

ность и требует длительного времени обработки. Данная проблема имеет ряд особенностей: для каждой новой конфигурации гетерогенных модулей необходимо решать задачи кинематики; классический метод не всегда приводит к решению, достижение механизмом одной из целевых точек пространства может быть осуществлено посредством различных взаимных расположений его звеньев, из которых необходимо выбрать наилучший вариант. Моделирование решения обратной задачи кинематики (ОЗК) является одной из основных проблем в исследованиях робототехники. Сложность заключается в наличии геометрических и нелинейных уравнений (тригонометрических уравнений), в нахождении обратной матрицы представления Денавита—Хартенберга, а также в других проблемах, например, наличии нескольких реше-

ний. Традиционные математические решения ОЗК, в частности, геометрические, итеративные и алгебраические, не всегда могут приводить к физически осмысленным решениям. Когда число степеней свободы манипулятора возрастает, аналитическое моделирование становится практически невозможным. Перспективным методом решения проблемы ОЗК являются искусственные нейронные сети (ИНС). Далее рассмотрены научные работы, в которых были продемонстрированы современные алгоритмы решения ОЗК манипулятора.

В статьях [1, 2] рассматриваются кинематические модели трехзвенных манипуляторов, используемых в робототехнике в качестве испытательной сборки для тестирования различных алгоритмов и теорий. В работе [1] для этого типа робота решение ОЗК, необходимое для генерации желаемых траекторий в декартовом пространстве (2D), найдено с помощью ИНС с обратной связью. Хотя возможности отслеживания траектории исходя из полученных результатов представляются многообещающими, проблема использования нейронной сети в контексте ОЗК должна быть решена дополнительно. В работе [2] авторами был реализован генетический алгоритм для оптимизации модели, значительно улучшающий ее эффективность. Согласно полученным результатам в данном исследовании доказано, что итеративный процесс в сочетании с принципами искусственного интеллекта оказывается вспомогательным инструментом для аналитического решения.

В работе [3] представлено новое решение ОЗК для роботизированного шестизвенного манипулятора компании DENSO robotics (Япония) на основе архитектуры ИНС. Новизна предлагаемого подхода заключается во включении обратной связи текущей конфигурации углов роботизированного манипулятора, а также желаемого положения и ориентации в схему, подаваемую на вход нейронной сети. Недостатком разработанной ИНС является необходимость в большом числе входных и желаемых значений.

В работах [4, 5] рассматривается обучение манипулятора PUMA 560 с шестью степенями свобод. В статье [5] используется новый алгоритм обучения, называемый машиной экстремального обучения, который случайным образом выбирает весовые коэффициенты и анализирует веса одиночных скрытых слоев с поддержкой сетей прямого распространения. Результаты показывают, что предлагаемый

подход не только значительно сокращает длительность вычислений, но и улучшает точность позиционирования конечного звена. В работе [5] рассматривается нетрадиционный метод решения ОЗК с использованием многослойного персептрона. Решение ОЗК для робота разрабатывается путем обучения нейронной сети с помощью дешифрованных координат робота и его соответствующих совместных конфигураций. Главным недостатком разработанной нейронной сети по сравнению с предыдущими алгоритмами является высокое значение среднеквадратичного отклонения (СКО).

В статьях [6, 7] предлагаются нейросетевые подходы с использованием кинематической схемы промышленного робота FANUC M-710i. В работе [6] используемая модель ИНС представляет собой многослойные персептронные нейронные сети, в которых для обучения применяется метод градиентного спуска. Предлагаемый подход также обладает важным преимуществом: он применим к любому манипулятору с необходимым числом степеней свободы, поскольку обучение основано только на наблюдениях за взаимосвязями ввода/вывода контролируемой системы. Авторами статьи [7] также была предложена адаптивная стратегия обучения с использованием ИНС для управления движением робота-манипулятора с шестью степенями свободы и преодоления проблем решения ОЗК. Предлагаемый метод управления не требует каких-либо предварительных знаний о кинематической модели контролируемой системы. Основная идея этой концепции заключается в использовании ИНС для изучения характеристик роботизированной системы, а не для определения модели робота.

Авторы статей [8, 9] представили два алгоритма с использованием нейронных сетей, решающих проблему управления избыточного планарного манипулятора. В работе [8] описан метод последовательной оптимизации, представляющий собой прямой поиск для минимизации нормы вектора смещения на каждом временном шаге. В исследовании использовался планарный избыточный четырехзвенный манипулятор и последовательная оптимизация, минимизирующая сумму всех векторов совместных перемещений. Для решения проблем, связанных с порядком измерения, прямой поиск оказался наиболее простым вариантом, позволившем избежать проблем сходимости. В работе [9] представлены четыре различные итерационные стратегии предот-

вращения столкновений с препятствиями для манипулятора. Цель стратегий заключается в том, чтобы одновременно минимизировать ошибку местоположения конечного звена и общее смещение звеньев манипулятора при столкновении с препятствием.

В статье [10] предлагается ИНС, состоящая из шести субнейронных сетей. Используемые нейронные сети являются многослойным персептроном, обучаемым с помощью метода обратного распространения ошибки. Они обучаются определению положения конечного звена и узлов соединений.

В работе [11] представлена система управления роботом-манипулятором с использованием нейросетевых алгоритмов ограничения рабочей области схвата. Описаны состав и структура системы управления промышленным робототехническим комплексом, предназначенным для работы в герметичных камерах в условиях сильного ионизирующего излучения радиационных излучений. Предложено использование искусственной нейронной сети на основе персептрона с сигмоидальной функцией активации, формирующего на выходе сигнал в диапазоне $[0; 1]$, используемый как коэффициент передачи сигналов от внешних контуров управления и органов ручного управления манипулятором к внутренним контурам системы управления.

На основе проведенного анализа были выявлены следующие преимущества использования нейронных сетей для построения алгоритмов управления структурами: отсутствие трудоемких вычислений, множественности решений прямой задачи кинематики (ПЗК) и ОЗК и малая погрешность вычислений. Недостатками вышеперечисленных алгоритмов являются ограничения, связанные с конструктивными особенностями манипулятора. В работе представлена система позиционирования конечного звена манипулятора на основе решения ПЗК и ОЗК с помощью нейронных сетей. Для формирования обучаемой выборки нейронной сети было выполнено решение ПЗК для четырехзвенного манипулятора.

Постановка задачи

Манипулятор можно рассматривать как систему тел, последовательно соединенных сочленениями. Эти тела называются звеньями. Сочленения соединяют между собой сосед-

ние звенья. Кинематическое описание любого робота можно построить с помощью четырех величин для каждого звена, две из которых описывают само звено (длина звена и угол скручивания звена), а две другие — соединение этого звена с соседними (смещение звена и угол в сочленении). Однако, прежде чем привести выражения для расчета данных величин, требуется ввести несколько определений:

- ось сочленения — ось сочленения под номером i определяется прямой (или направлением вектора), вокруг которой i -е звено системы поворачивается относительно $(i - 1)$ -го звена;
 - длина звена — длина i -го звена (a_i) может быть определена как расстояние между осями сочленений под номерами i и $i + 1$, которое определяется вдоль прямой, перпендикулярной сразу к обоим осям;
 - угол скручивания звена — угол скручивания i -го звена (α_i) определяется как угол между осями сочленений i и $i + 1$, которые были заведомо спроецированы на плоскость, нормальную к которой является общий для двух осей перпендикуляр. Данный угол измеряется по правилу правой руки от оси под номером i к оси под номером $i + 1$ вокруг общего для двух осей перпендикуляра;
 - смещение звена — смещение i -го звена (d_i) соответствует расстоянию по оси i -го сочленения от точки, в которой эту ось пересекает перпендикуляр a_{i-1} , до точки, в которой эту ось пересекает перпендикуляр a_i ;
 - угол в сочленении — угол в сочленении i -го звена (θ_i) может быть определен как угол между продолжениями перпендикуляров a_{i-1} и a_i , измеренный вокруг оси i -го сочленения.
- В рамках представления Денавита—Хартенберга [13, 14] данные величины могут быть найдены следующим образом:

$$\begin{aligned} a_i &= \text{расстояние от } Z_i \text{ до } Z_{i+1} \text{ по оси } X_i; \\ \alpha_i &= \text{угол поворота от } Z_i \text{ до } Z_{i+1} \text{ по оси } X_i; \\ d_i &= \text{расстояние от } X_{i-1} \text{ до } X_i \text{ по оси } Z_i; \\ \theta_i &= \text{угол поворота от } X_{i-1} \text{ до } X_i \text{ по оси } Z_i, \end{aligned}$$

где Z_i и Z_{i+1} — оси Z систем отчета $\{i\}$ и $\{i + 1\}$, жестко связанных со звеньями i и $i + 1$ кинематической цепи соответственно, а X_i и X_{i-1} — оси X систем отчета $\{i\}$ и $\{i - 1\}$, жестко связанных со звеньями i и $i - 1$.

В дальнейшем потребуется воспользоваться общим видом матрицы преобразования ${}^{i-1}_iT$, с помощью которой можно однозначно определить систему отчета $\{i\}$ относительно системы отчета $\{i - 1\}$:

$${}^{i-1}_iT = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin \theta_i \cos \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \cos \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} d_i \\ \sin \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Ставится задача на основе матрицы (1) найти матрицы преобразования для каждого звена и сформировать общую матрицу, перемножив матрицы, полученные для звеньев. Выполняя умножение, мы получаем ряд промежуточных результатов, рассчитывая положение и ориентацию системы отсчета $\{i\}$ относительно систем отсчета робота $\{0\}$. В конечном счете необходимо получить в случае ПЗК координаты конечного звена, а в случае ОЗК — углы поворота звеньев.

Классическое решение прямой задачи кинематики

На рис. 1 представлена кинематическая схема четырехзвенного манипулятора, на основе которой была составлена таблица параметров звеньев манипулятора. Длины кинематических пар манипулятора обозначены символами a и d , угол поворота — q . Модель построена в трехмерном пространстве. В таблице приведены параметры звеньев, соответствующие именно такой привязке систем координат.

По формуле (1) находим необходимые матрицы преобразования для каждого звена:

$$\begin{aligned} {}^0_1T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_1 & -\sin \theta_1 & 0 & a_0 \\ \sin \theta_1 \cos \alpha_0 & \cos \theta_1 \cos \alpha_0 & -\sin \alpha_0 & -\sin \alpha_0 d_1 \\ \sin \theta_1 \sin \alpha_0 & \cos \theta_1 \sin \alpha_0 & \cos \alpha_0 & \cos \alpha_0 d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\ {}^1_2T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_2 & -\sin \theta_2 & 0 & a_1 \\ \sin \theta_2 \cos \alpha_1 & \cos \theta_2 \cos \alpha_1 & -\sin \alpha_1 & -\sin \alpha_1 d_2 \\ \sin \theta_2 \sin \alpha_1 & \cos \theta_2 \sin \alpha_1 & \cos \alpha_1 & \cos \alpha_1 d_2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\ {}^2_3T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_3 & -\sin \theta_3 & 0 & a_2 \\ \sin \theta_3 \cos \alpha_2 & \cos \theta_3 \cos \alpha_2 & -\sin \alpha_2 & -\sin \alpha_2 d_3 \\ \sin \theta_3 \sin \alpha_2 & \cos \theta_3 \sin \alpha_2 & \cos \alpha_2 & \cos \alpha_2 d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\ {}^3_4T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_4 & -\sin \theta_4 & 0 & a_3 \\ \sin \theta_4 \cos \alpha_3 & \cos \theta_4 \cos \alpha_3 & -\sin \alpha_3 & -\sin \alpha_3 d_4 \\ \sin \theta_4 \sin \alpha_3 & \cos \theta_4 \sin \alpha_3 & \cos \alpha_3 & \cos \alpha_3 d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \\ {}^4_{ins}T &= \begin{bmatrix} \cos \theta_{ins} & -\sin \theta_{ins} & 0 & a_4 \\ \sin \theta_{ins} \cos \alpha_4 & \cos \theta_{ins} \cos \alpha_4 & -\sin \alpha_4 & -\sin \alpha_4 d_{ins} \\ \sin \theta_{ins} \sin \alpha_4 & \cos \theta_{ins} \sin \alpha_4 & \cos \alpha_4 & \cos \alpha_4 d_{ins} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (2)$$

Параметры звеньев четырехзвенного манипулятора

Parameters of four-part manipulator links

i	α_{i-1} , рад.	a_{i-1} , мм	d_i , мм	θ_i
1	$\pi/2$	0	104,5	θ_0
2	0	107	0	θ_1
3	0	73,8	0	θ_2
4	0	153,35	0	θ_3
ins	0	0	0	θ_4

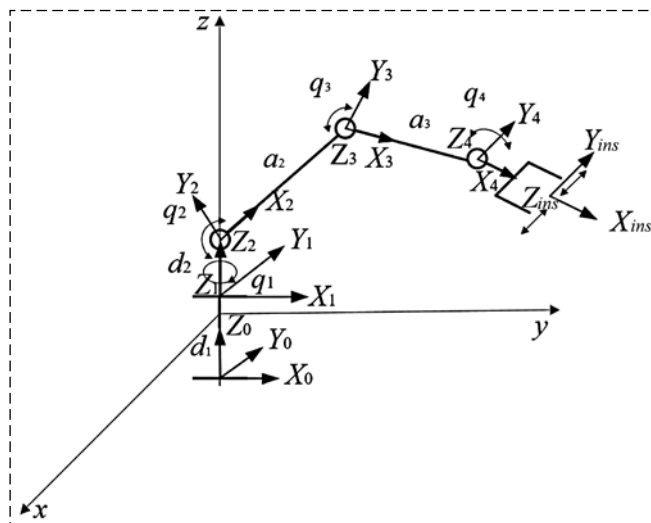


Рис. 1. Кинематическая схема манипулятора

Fig. 1. Kinematic scheme of the manipulator

Перемножим матрицы (2):

$$F = {}^0_1T {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T {}^4_{ins}T, \quad (3)$$

находим положение точки (x, y, z) [13].

Для тестирования алгоритма решения ПЗК были введены ограничения для звеньев манипулятора, заданные следующими интервалами:

$$\begin{aligned} q_1 &\in [0, 2\pi]; \\ q_2 &\in [0, \pi]; \\ q_3 &\in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]; \\ q_4 &\in [-\pi, 0]. \end{aligned} \quad (4)$$

На рис. 2 (см. вторую сторону обложки) представлена симуляция разработанной модели манипулятора в программе MATLAB Simulink. На основе формул (1)–(3) был создан алгоритм для проверки правильности достижения точки пространства ко-

нечным звеном манипулятора посредством классического метода решения ПЗК. Решение ПЗК было успешно протестировано на модели манипулятора, что позволило сформировать набор данных для обучения нейронной сети.

Нейросетевой подход к решению обратной задачи кинематики

ОЗК, как и ПЗК, является одной из основных задач кинематического анализа и синтеза манипуляторов. Управление манипуляционными роботами, как правило, осуществляется в пространстве обобщенных координат, а координаты объектов для манипулирования задаются в некоторой базовой системе. Как правило, ОЗК оказывается сложнее прямой. Это объясняется следующим:

- при решении ОЗК может возникнуть кинематическая неопределенность: одному и тому же положению схвата могут соответствовать две или более конфигураций манипулятора;
- обратные тригонометрические функции являются неопределенными при некоторых значениях углов, что вносит дополнительную неопределенность в решение ОЗК;
- заданное положение и ориентация схвата системы не могут быть достигнуты при любом возможном сочетании (перемещений) в сочленениях [15, 16].

При решении таких проблем, а также во избежание постоянного перерасчета кинематики удобно использовать искусственные нейронные сети, которые давно продемонстрировали практическую пригодность для представления нелинейных отношений между входными и выходными данными. Способность обучения на примерах, присущая нейронным сетям, подтверждает их пригодность для обеспечения отображения между пространствами, требуемого при решении задач кинематики.

Обучение нейронной сети

Чтобы обучить нейронную сеть, необходимо сформировать входные значения углов поворота узлов манипулятора и желаемые значения целевых точек пространства. Для формирования выборки был создан алгоритм, который случайным образом задает углы манипулятора с ограничениями и вычисляет целевую точку пространства. На вход алгоритма подается чис-

ло узлов манипулятора и размер выборки k , которую необходимо сгенерировать для обучения ИНС. Для каждого узла манипулятора генерируются значения углов поворота с заданными ограничениями. После того как все углы сгенерированы, решается ПЗК и сохраняются данные. Данная последовательность действий повторяется k раз. Результаты записываются в матрицы входных и желаемых значений.

В качестве активационных функций для обучения ИНС используются две: линейная функция, которая позволяет получать характеристические значения любой величины на выходе, и гиперболический тангенс (рациональная сигмоида), который принимает значения в промежутке $(-1, 1)$. Данные функции обладают свойством усиливать слабые сигналы и предотвращают насыщение от сильных. Для достижения высокой точности обучения применяется алгоритм Левенберга—Марквардта, который наилучшим образом подходит для решения поставленной задачи по причине наибольшей устойчивости среди всех рассмотренных методов и высокой скорости сходимости. В качестве критерия оптимизации используется среднеквадратичная ошибка модели на обучающей выборке. Алгоритм заключается в последовательном приближении заданных начальных значений параметров к искомому локальному оптимуму [17].

Двухслойная ИНС прямого распространения с сигмовидными скрытыми нейронами и линейными выходными нейронами (fitnet) способна решать задачи многомерного картирования при условии, что данные ИНС согласованы, а также что в скрытом слое имеется достаточное число нейронов. В случае недостатка памяти используется масштабированное сопряженное градиентное обратное распространение (backpropagation (trainscg)), необходимое при вычислении весов сети. В данном исследовании использовалось множество из 1000 значений, 70 % из которых выбраны случайным образом для фактического обучения сети, 15 % — для проверки, а остальные 15 % — для тестирования.

На рис. 3 (см. вторую сторону обложки) представлено строение нейронной сети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки, двумя скрытыми слоями с гиперболическим тангенсом в качестве активационной функции, в каждом из скрытых слоев содержится по 30 нейронов. На выходе остается три нейрона с линейной активационной функцией.

Нейронная сеть, представленная на рис. 3, состоит из блоков:

- Input — входные данные, четыре угла манипулятора;
- Hidden Layer 1,2 — скрытый слой нейронной сети, состоящий из 30 нейронов с активационной функцией в виде гиперболического тангенса;
- Output Layer — выходной слой нейронной сети, состоящий из трех нейронов с линейной активационной функцией;
- Output — выходные данные, координаты точки объекта.

Полученные результаты обучения нейронной сети показали эффективность предсказанной выборки $E_{MSE} = 5,514 \cdot 10^{-9}$. Из рис. 4 (см. вторую сторону обложки) видно, что графики предсказанной и тестируемой выборок имеют точки сходимости и незначительное смещение относительно учебной выборки.

Для проведения экспериментов по тестированию ИНС в целях решения ОЗК в качестве входных данных были использованы координаты объекта, над которым проводятся манипуляции. Обучение нейронной сети, показанной на рис. 5, происходило с использованием 30 нейронов в скрытых слоях и активационной функцией в виде гиперболического тангенса. На выходном слое используются четыре нейрона, отвечающих за углы двигателей манипулятора, с линейной активационной функцией.

Обучение данной нейронной сети показало эффективность для валидационной выборки $E_{MSE} = 0,091117$. Из рис. 6 (см. вторую сторону обложки) видно, что графики предсказанной и тестовой выборок имеют места сходимости и незначительное смещение относительно обучающей выборки.

Особенности реализации системы позиционирования манипулятора

Схемы систем позиционирования манипулятора в решении ПЗК и ОЗК приведены на рис. 7 и 8. На вход системы ПЗК подведены четыре угла манипулятора, а на вход системы ОЗК — координаты объекта, которые объединены в один вектор. Вектор поступает на вход блока ИНС и манипулятора (объекта). Выходные значения ИНС заводятся на блок объекта (манипулятора).

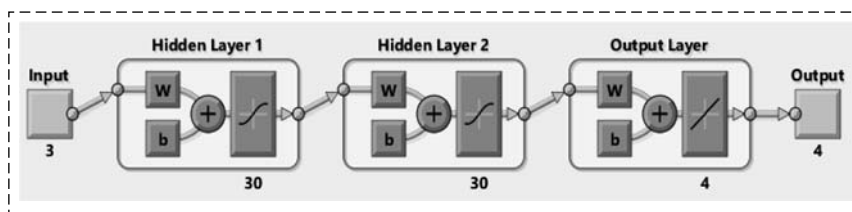


Рис. 5. Строение многослойного персептрона
Fig. 5. The structure of the multilayer perceptron

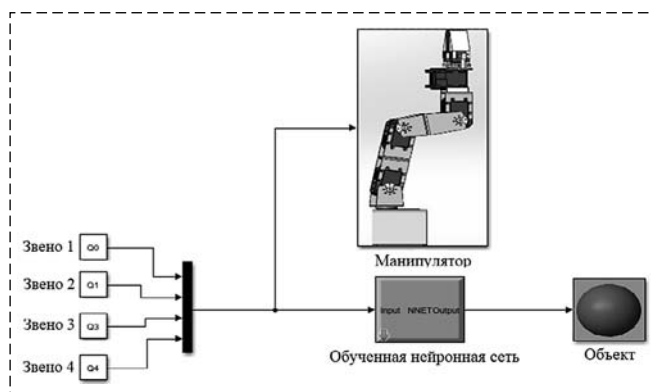


Рис. 7. Схема системы позиционирования манипулятора в решении ПЗК
Fig. 7. Diagram of the positioning system of the manipulator in the DKP solution

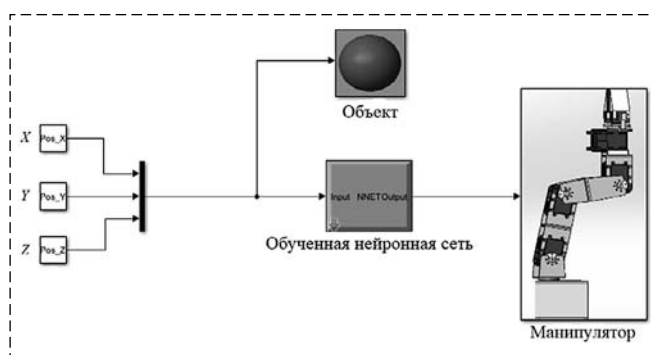


Рис. 8. Схема системы позиционирования манипулятора в решении ОЗК
Fig. 8. Diagram of the positioning system of the manipulator in the IKP solution

При такой компоновке схем СКО на валидационной выборке для ПЗК и ОЗК составило $5,514e-09$ и $0,091117$ соответственно.

Заключение

В работе было рассмотрено решение ПЗК и ОЗК для четырехзвенного манипулятора и проведен эксперимент по использованию нейронных сетей для решения таких задач в качестве альтернативы сложным математическим расчетам. Были разработаны и протестированы ИНС

для построения алгоритмов управления структурами и проведен их сравнительный анализ. Рассмотрена схема манипулятора, выполненного из гетерогенных модулей, которыми могут служить единицы модульных робототехнических средств. Таким образом, можно использовать проанализированные и протестированные нейронные сети, а также разработанный алгоритм для их обучения в целях обеспечения движения в пространстве узлов, состоящих из единичных роботов. Разработанный подход позволит более эффективно распределить вычислительную нагрузку и при этом не утратить потенциал в гибкости и эффективности построения целевой конфигурации.

Список литературы

1. Duka A. Neural network based inverse kinematics solution for trajectory tracking of a robotic arm // *Procedia Technology*. 2014. Vol. 12. P. 20—27.
2. Ramirez J. A., Rubiano A. F. Optimization of Inverse Kinematics of a 3R Robotic Manipulator using Genetic Algorithms // *World Academy of Science, Engineering and Technology*. 2011. Vol. 59. P. 1425—1430.
3. Almusawi A. R. J., Canan Dülger L., Kapucu S. A New Artificial Neural Network Approach in Solving Inverse Kinematics of Robotic Arm (Denso VP6242) // *Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience Volume*. Article ID 5720163. 2016. 10 p.
4. Feng Y., Yao-nan W., Yi-min Y. Inverse Kinematics Solution for Robot Manipulator based on Neural Network under Joint Subspace // *INT J COMPUT COMMUN*. 2012. Vol. 7, N. 3 (September). P. 459—472.
5. Luv A., Kush A., Ruth J. Use of artificial neural networks for the development of an inverse kinematic solution and visual identification of singularity zone(s) // *Procedia CIRP*. 2014. Vol. 17. P. 812—817.
6. Hasan A. T., Ismail N., Al-Assadi H. M. A. A. Artificial neural network-based kinematics Jacobian solution for serial manipulator passing through singular configurations // *Advances in Engineering Software*. 2010. Vol. 41, N. 2. P. 359—367.
7. Hamouda A. M. S., Ismail N., Al-Assadi H. M. A. A. An adaptive-learning algorithm to solve the inverse kinematics problem of a 6 D. O. F. serial robot manipulator // *Adv Eng Softw*. 37:432438. 2006.
8. Secară C., Dumitriu D. Direct Search Based Strategy for Obstacle Avoidance of a Redundant Manipulator // *Analele Universității "Eftimie Murgu" Reșița, Anul XVII*. 2010. N.1. P. 11—20.
9. Secară C., Vladareanu L. Iterative strategies for obstacle avoidance of a redundant manipulator // *WSEAS TRANSACTIONS on MATHEMATICS*. 2010. P. 211—221.
10. Daya B., Khawandi S., Akoum M. Applying Neural Network Architecture for Inverse Kinematics Problem in Robotics // *J. Software Engineering & Applications*. 2010. N. 3. P. 230—239.
11. Войнов И. В., Казанцев А. М., Морозов Б. А., Носиков М. В. Система управления роботом-манипулятором с использованием нейросетевых алгоритмов ограничения рабочей области схвата // *Вестник ЮУрГУ. Серия "Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника"*. 2017. Т. 17, № 4. С. 29—36.
12. Хапкина И. К., Балясный С. В. Методика синтеза системы управления роботом на базе нейронных сетей // *Известия ТулГУ. Технические науки*. 2013. № 9-1.
13. Craig J. J. Introduction to Robotics. Mechanics and control. Pearson Education International, 2013. 543 p.
14. Петренко В. И., Тебуева Ф. Б., Гурчинский М. М., Антонов В. О., Павлов А. С. Прогнозная оценка траектории руки оператора для решения обратной задачи динамики при копирующем управлении // *Труды СПИИРАН*. 2019. 18(1). С. 123—147.
15. Раин Т. У. Интеллектуальное управление роботом-манипулятором с использованием адаптивного нейро-нечеткого контроллера // *Auditorium. Электронный научный журнал Курского государственного университета*. 2017. № 4 (16).
16. Иванов А. А., Шмаков О. А. Алгоритм определения внутренней геометрии манипулятора змеевидного типа при движении лидирующего звена по наращиваемой траектории // *Труды СПИИРАН*. 2016. 6(49). С. 190—207.
17. Simscape Fluids. URL: <https://ch.mathworks.com/products/simhydraulics.html> [дата обр.: 16.05.18].

Approach to Positioning Links of the Manipulator Using Neural Networks

P. A. Smirnov, smirnov_petr@ias.spb.su, R. N. Yakovlev, iakovlev.r@mail.ru,
St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the Russian Academy of Sciences,
Saint-Petersburg, 199178, Russian Federation

Corresponding author: Smirnov Petr A., Postgraduate Student,
SPIIRAS, Saint-Petersburg, 199178, Russian Federation, e-mail: smirnov_petr@ias.spb.su

Accepted on July 02, 2019

Abstract

This paper considers development of positioning systems for manipulator links to solve the forward kinematics problem (FKP) and inverse kinematics problem (IKP). Here we study a robotic manipulator with four degrees of freedom. It should be noted, that one of the relevant research problems of modern modular robotic devices consists in the lack of the universal algorithms, that would ensure kinematics problem recalculations in the cases of reconfigurations of the whole system. Challenges, the researchers are facing with when solving this problem, have to do with geometrical and non-linear equations (trigonometric equations), finding of inverse matrix of the Denavit—Hartenberg presentation, as well with other problems, such as multiple solutions when using the analytical approach. Common mathematical solutions of the inverse kinematics problem, such as geometric, iterative and algebraic ones, may not always lead to physically appropriate solutions. It's also noteworthy, that, trying to introduce physical solutions for the manipulator, we need to take into account, that the number of calculation formulas increases, what, in turn, causes further computing power consumption increase. If the manipulator acquires additional degrees of freedom, analytical modeling becomes virtually impossible. One of relevant inverse kinemat-

ics solution methods consists in implementation of neural networks to that end. To solve this problem various sources were analyzed, considering alternative ways of target point discovery. Considering the analyzed papers, we propose to use a perceptron. Before training the network, we compose an algorithm, calculating the Denavit—Hartman presentation matrix and check for correctness of target point reach by the terminal manipulator link. We did calculations for a thousand positions of manipulator and object in the environment, fed to the neural network. When solving FKP we obtain object coordinates as network output, whereas in the case of IKP — manipulator link angles. We present kinematic scheme testing results, as well a control scheme for a manipulator with four degrees of freedom.

Keywords: manipulator, kinematics, neural networks, networks of forward propagation, method of backpropagation of error, forward problem of kinematics, inverse problem of kinematics

For citation:

Smirnov P. A., Yakovlev R. N. Approach to Positioning Links of the Manipulator Using Neural Networks, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2019, vol. 20, no. 12, pp. 732—739.

DOI: 10.17587/mau.20.732-739

References

1. **Duka A.** Neural network based inverse kinematics solution for trajectory tracking of a robotic arm, *Procedia Technology*, 2014, vol. 12, pp. 20—27.
2. **Ramirez J. A., Rubiano A. F.** Optimization of Inverse Kinematics of a 3R Robotic Manipulator using Genetic Algorithms, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2011, vol. 59, pp. 1425—1430.
3. **Almusawi A. R. J., Canan Dülger L., Kapucu S.** A New Artificial Neural Network Approach in Solving Inverse Kinematics of Robotic Arm (Denso VP6242), Hindawi Publishing Corporation Computational Intelligence and Neuroscience Volume. Article ID 5720163. 2016. 10 p.
4. **Feng Y., Yao-nan W., Yi-min Y.** Inverse Kinematics Solution for Robot Manipulator based on Neural Network under Joint Subspace, *INT J COMPUT COMMUN*, 2012, vol. 7, no. 3 (September), pp. 459—472.
5. **Luv A., Kush A., Ruth J.** Use of artificial neural networks for the development of an inverse kinematic solution and visual identification of singularity zone(s), *Procedia CIRP*, 2014, vol. 17, pp. 812—817.
6. **Hasan A. T., Ismail N., Al-Assadi H. M. A. A.** Artificial neural network-based kinematics Jacobian solution for serial manipulator passing through singular configurations, *Advances in Engineering Software*, 2010, vol. 41, no. 2, pp. 359—367.
7. **Hamouda A. M. S., Ismail N., Al-Assadi H. M. A. A.** An adaptive-learning algorithm to solve the inverse kinematics problem of a 6 D. O. F. serial robot manipulator, *Adv Eng Softw*, 2006, 37:432438.
8. **Secară C., Dumitriu D.** Direct Search Based Strategy for Obstacle Avoidance of a Redundant Manipulator, *Analele Universității "Eftimie Murgu" Reșița*, Anul XVII, 2010, no. 1, pp. 11—20.
9. **Secară C., Vladareanu L.** Iterative strategies for obstacle avoidance of a redundant manipulator, *WSEAS TRANSACTIONS on MATHEMATICS*, 2010, pp. 211—221.
10. **Daya B., Khawandi S., Akoum M.** Applying Neural Network Architecture for Inverse Kinematics Problem in Robotics, *J. Software Engineering & Applications*, 2010, no. 3, pp. 230—239.
11. **Voynov I. V., Kazantsev A. M., Morozov B. A., Nosikov M. V.** Control System of the Robot-Manipulator with Use of Neural Network Algorithms of Restriction of Work Area of the Gripper, *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*, 2017, vol. 17, no. 4, pp. 29—36 (in Russian).
12. **Khapkina I. K., Balyasny S. V.** Method of synthesis of robot based on neural networks, *Izvestiya Tula State University*, 2013, no. 9-1 (in Russian).
13. **Craig J. J.** Introduction to Robotics. Mechanics and control, Pearson Education International, 2013, 543 p.
14. **Petrenko V. I., Tebueva F. B., Gurchinskiy M. M., Antonov V. O., Pavlov A. S.** Predictive Assessment of Operator's Hand Trajectory with the Copying Type of Control for Solution of the Inverse Dynamic Problem, *SPIIRAS Proceedings*, 2019, vol. 18, no. 1, pp. 123—147 (in Russian).
15. **Rain T. U.** Intelligent control of a robotic arm using an adaptive neuro-fuzzy signal, *Auditorium. Elektronnyj nauchnyj zhurnal Kurskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2017, no. 4 (16) (in Russian).
16. **Ivanov A. A., Shmakov O. A.** Algorithm for defining the inner geometry of a snakelike manipulator in case of leading link movements along the incremental trajectory, *SPIIRAS Proceedings*, 2016, iss. 6(49), pp. 190—207 (in Russian).
17. **Simscape Fluids**, available at: <https://ch.mathworks.com/products/simhydraulics.html> [accessed 16.05.18].