

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

Челябинский физико-математический журнал. 2023. Т. 8, вып. 1. С. 140–145.

УДК 004.896

DOI: 10.47475/2500-0101-2023-18113

ЭФФЕКТИВНАЯ МЕТОДОЛОГИЯ СБОРА ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ ОБРАТНОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ МАНИПУЛЯТОРА НА ОСНОВЕ АНАЛИТИЧЕСКОГО МЕТОДА. I

С. М. Ситник^a, Ту Раин^b

*Белгородский государственный национальный исследовательский университет,
Белгород, Россия*

^asitnik@bsu.edu.ru, ^bthurein.48@gmail.com

В последние несколько лет обучение обратных динамических моделей манипуляторов по данным показало значительные успехи и стало прогрессивно развивающейся темой динамического моделирования манипуляторов. В этой статье мы представили эффективную методологию сбора данных для обучения модели обратной динамики. Метод основан на параметрической физической модели манипулятора, полученной из динамики твёрдого тела с использованием аналитического метода. Наша методология состоит из метода Денавита — Хартенберга для создания рабочей зоны манипулятора. Полученные наборы данных подтверждены результатами кинематического и динамического моделирования тестируемого манипулятора.

Ключевые слова: *сбор данных, обратная динамика, обучение модели, метод Денавита — Хартенберга, манипулятор.*

Введение

В последние несколько лет обучение модели обратной динамики стало интересным инструментом для робототехники в таких приложениях, как оценка силы и управление силой манипуляторов и антропоморфных роботов [1; 2]. Основная цель модели обратной динамики состоит в том, чтобы предсказать управляющее воздействие (крутящие моменты сочленений робота) между двумя состояниями. В адаптивном управлении, например, параметры динамики постоянно корректируются, в то время как обратная динамическая модель используется для прогнозирования крутящих моментов, необходимых для достижения желаемой траектории. При обучении модели обратная динамическая модель манипулятора обычно обучается на обучающих наборах данных (т. е. состояниях и действиях), которые собираются, когда манипулятор выполняет свои траектории.

Поскольку эффективность обучающих наборов данных имеет решающее значение для обучения модели в практических приложениях, эффективная методология сбора данных важна для обучения модели обратной динамики. Обучающие данные для модели обратной динамики обычно поступают от выполнения траекторий реальным манипулятором, для которого должна быть изучена модель. Однако предыдущие подходы обычно выполняли такой сбор данных неэффективным образом. Несмотря на многообещающие результаты, индивидуальные диапазоны выбор-

ки требуют значительных человеческих усилий. Поэтому существующие методы не подходят для решения задач обратной динамики для манипуляторов.

Чтобы решить вышеуказанные проблемы, в этой статье мы предлагаем простой и эффективный метод сбора данных, основанный на аналитическом методе. В предлагаемом методе мы получаем данные, необходимые для обучения нашей модели обратной динамики путём записи совместных состояний манипулятора во все моменты его движения. Работа разделена на две части. В первой части подробно описываются методология и алгоритмы предлагаемого метода сбора данных. В следующей части будут представлены полученные численные результаты и проведена проверка модели на адекватность.

Математическая модель

В этом разделе представлена методология сбора данных для обучения обратной динамической модели манипулятора на основе аналитического метода. В данной работе в качестве объекта исследования для экспериментов используется манипулятор с пятью степенями свободы, см. [3; 4].

В процедуре предлагаемого метода сбора данных для обучения манипулятора обратной динамике существуют четыре этапа:

- 1) создание модели рабочей зоны манипулятора;
- 2) обратная задача кинематики манипулятора;
- 3) генерация траектории;
- 4) обратная задача динамики манипулятора.

План сбора данных представляет собой перемещение манипулятора из исходной точки в другую точку рабочей зоны по определённой траектории. Следует отметить, что рабочая зона, которую мы берём, должна находиться вдали от сингулярностей, поэтому граница нашей рабочей зоны должна оставаться на некотором пороговом расстоянии от границ фактической рабочей зоны. Мы принимаем полиномиальные функции для генерации нашей траектории. Полиномиальная функция 3-й степени используется для генерации траектории. Из граничных условий вычисляем все коэффициенты полинома. Затем мы используем их для создания траектории между точкой исходного положения и любыми точками в рабочей зоне. Затем на каждом шаге значения углов, скорости и желаемого ускорения сочленений передаются в аналитическую модель обратной динамики для расчёта необходимых крутящих моментов. Впоследствии эти процедуры повторяются на каждом временном шаге до тех пор, пока схват манипулятора не достигнет желаемого положения в рабочей зоне. Тем временем записываются данные о состоянии сочленений, поступающие от манипулятора, вместе с данными о приложенном крутящем моменте на каждом временном шаге. Точно так же выполняются многие такие траектории и собираются данные. Повторив описанную выше процедуру, мы собрали около 1800000 обучающих выборок.

Экспериментальный манипулятор обладает пятью подвижными звеньями и вращательными кинематическими парами. Базовая система координат и системы координат прикреплены к звеньям манипулятора (см. рис. 1). В качестве вектора

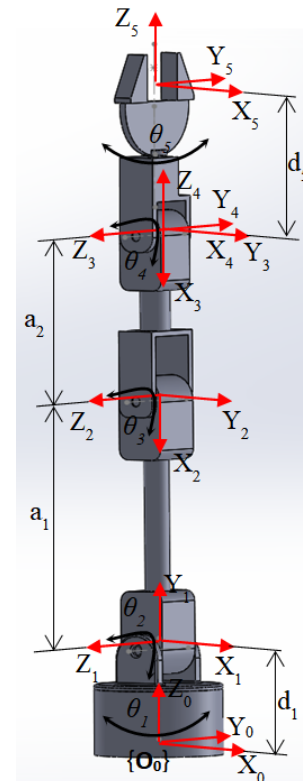


Рис. 1. Параметры Денавита — Хартенберга (D-X) и системы координат экспериментального манипулятора

обобщённых координат выбирается следующий: $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)^T$. Параметры Денавита — Хартенберга (Д-Х) манипулятора на основе систем координат показаны в таблице.

Параметры Денавита — Хартенберга (Д-Х) манипулятора

звено	a(м)	α (радиан)	d(м)	θ (радиан)
1	0	$\pi/2$	0,104	θ_1
2	0,246	0	0	$\theta_2 + \pi/2$
3	0,163	0	0	θ_3
4	0	$-\pi/2$	0	$\theta_4 + \pi/2$
5	0	0	0,165	θ_5

В прямой кинематике манипулятора формулируются положение и ориентация схвата манипулятора для заданному вектору обобщённых координат $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)^T$ сочленений. Положение и ориентацию схвата будем искать в форме матрицы однородного

преобразования $T = \begin{pmatrix} R & p \\ 000 & 1 \end{pmatrix}$, где R — матрица поворота 3×3 , задающая ориентацию схвата; p — вектор 3×1 , задающий положение схвата.

Матрицы однородного преобразования оцениваются на основе правила преобразования координат с помощью параметров Д-Х. Согласно правилам Денавита — Хартенберга, однородная матрица

$$A_i = \begin{pmatrix} c\theta_i & -s\theta_i\alpha_i & s\theta_i s\alpha_i & a_i c\theta_i \\ s\theta_i & c\theta_i c\theta_i & -c s\theta_i \alpha_i & a_i s\theta_i \\ 0 & s\alpha_i & \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

задаёт переход от системы координат i -го звена к его новой системе координат. Возьмём $\alpha_1 = \pi/2$, $\alpha_2 = 0$, $\alpha_3 = 0$, $\alpha_4 = -\pi/2$, $\alpha_5 = 0$, матрицы A_1, A_2, A_3, A_4, A_5 представляются в виде

$$A_1 = \begin{pmatrix} c\theta_1 & 0 & s\theta_1 & 0 \\ s\theta_1 & 0 & -c\theta_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad A_2 = \begin{pmatrix} c\theta_2 & -s\theta_2 & 0 & a_2 c\theta_2 \\ s\theta_2 & c\theta_2 & 0 & a_2 s\theta_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (1)$$

$$A_3 = \begin{pmatrix} c\theta_3 & -s\theta_3 & 0 & a_2 c\theta_3 \\ s\theta_3 & c\theta_3 & 0 & a_2 s\theta_3 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad A_4 = \begin{pmatrix} c\theta_4 & 0 & s\theta_4 & 0 \\ s\theta_4 & 0 & -c\theta_4 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

$$A_5 = \begin{pmatrix} c\theta_5 & -s\theta_5 & 0 & 0 \\ s\theta_5 & c\theta_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Тогда матрица однородного преобразования T_5 принимает вид

$$T_5 = A_1 A_2 A_3 A_4 A_5 = \begin{pmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Выполняя необходимые вычисления, получим ориентацию схвата:

$$\begin{aligned} n_x &= s_1 s_5 - c_5 [c_4 (c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3) + s_4 (c_1 c_2 s_3 + c_1 c_3 s_2)], \\ n_y &= c_1 s_5 - c_5 [c_4 (s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1) + s_4 (c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2)], \\ n_z &= c_5 (c_4 s_{23} + s_4 c_{23}), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
o_x &= c_5 s_1 + [c_4(c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3) + s_4(c_1 c_2 s_3 + c_1 c_3 s_2)], \\
o_y &= -c_1 c_5 + s_5[c_4(s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1) + s_4(c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2)], \\
o_z &= -s_5[c_4(c_2 s_3 + c_3 s_2) + s_4(c_2 c_3 - s_2 s_3)], \\
a_x &= c_4(c_1 c_2 s_3 + c_1 c_3 s_2) - s_4(c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3), \\
a_y &= c_4(c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2) - s_4(s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1), \\
a_z &= s_4(c_2 s_3 + c_3 s_2) - c_4(c_2 c_3 - s_2 s_3).
\end{aligned}$$

Также находим координаты положения схвата:

$$\begin{aligned}
p_x &= d_5[c_4(c_1 s_2 s_3 + c_1 c_3 s_2) - s_4(c_1 s_2 s_3 - c_1 c_2 c_3)] + a_2 c_1 c_2 + a_3 c_1 c_2 c_3 - a_3 c_1 s_2 s_3, \\
p_y &= d_5[c_4(c_2 s_1 s_3 + c_3 s_1 s_2) - s_4(s_1 s_2 s_3 - c_2 c_3 s_1)] + a_2 c_2 s_1 + a_3 c_2 c_3 s_1 - a_3 s_1 s_2 s_3, \\
p_z &= d_1 + a_2 s_2 - d_5[c_4(c_2 c_3 - s_2 s_3) - s_4(c_2 s_3 + c_3 s_2)] + a_3 c_2 s_3 + a_3 c_3 s_2.
\end{aligned}$$

Учитывая ограничения углов относительно поворота сочленений звеньев ($-\pi/2 \leq \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5 \leq \pi/2$) с интервалом 0.02 рад, можно определить рабочую зону манипулятора, как показано на рис. 2.

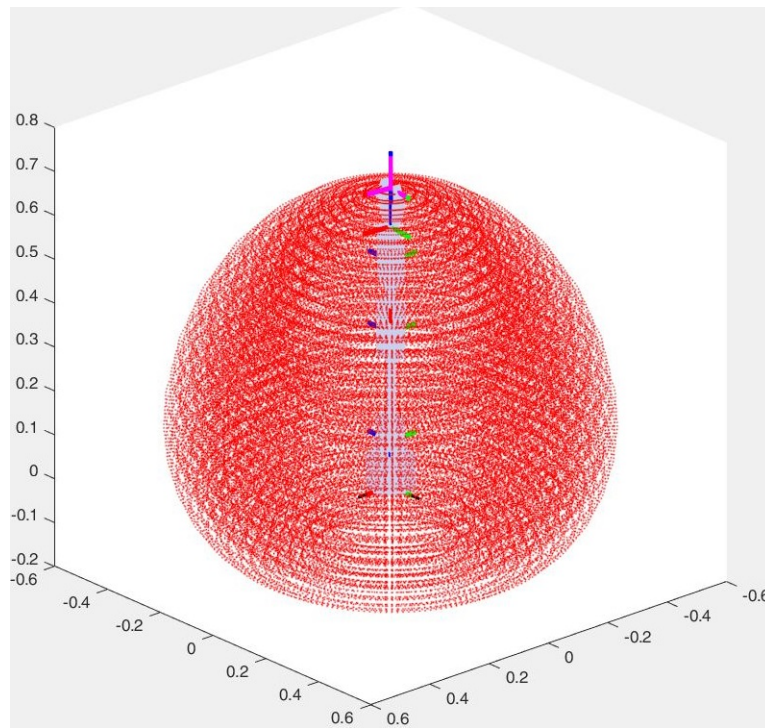


Рис. 2. Рабочая зона манипулятора при ограничении углов относительно поворота звеньев ($-\pi/2 \leq \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5 \leq \pi/2$)

Заключение

В этой статье мы представили эффективную методологию сбора данных для обучения модели обратной динамики манипулятора. Метод основан на моделировании манипулятора с использованием аналитического метода. С помощью предложенного алгоритма набор обучающих данных для обучения модели обратной динамики был собран автономно. Преимущества метода действительно во всём пространстве состояний при низкой вычислительной сложности при создании обучающих наборов данных для обучения модели. Другими преимуществами являются производительность труда и экономичность, поскольку нет необходимости выполнять траектории реальным манипулятором, для которого должна быть изучена

модель. Предлагаемый метод может быть использован для любого манипулятора, динамические параметры которого известны.

Список литературы

1. **Nair A., Chen D., Agrawal P., Isola P., Abbeel P., Malik J., Levine S.** Combining self-supervised learning and imitation for vision-based rope manipulation // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2017. P. 2146–2153.
2. **Nguyen-Tuong D., Peters J.** Model learning for robot control: A survey // Cognitive Processing. 2011. Vol. 12, no. 4. P. 319–340.
3. **Ту Раин, Ян Найнг Со.** Моделирование динамики манипулятора с использованием адаптивной нейро-нечёткой системы вывода // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2019. Т. 7, № 4. С. 362–377.
4. **Ту Раин, Довгаль В. М., Ян Найнг Со.** Моделирование кинематического управления роботом-манипулятором «Intelbot» на основе адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (ANFIS) // Науч. ведомости БелГУ. Сер. Экономика. Информатика. 2018. Т. 45, № 3. С. 497–509.

Поступила в редакцию 30.12.2022.

После переработки 08.02.2023.

Сведения об авторах

Ситник Сергей Михайлович, доктор физико-математических наук, профессор кафедры прикладной математики и компьютерного моделирования, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, Белгород, Россия; e-mail: sitnik@bsu.edu.ru.

Ту Раин, научный соискатель кафедры математического и программного обеспечения информационных систем, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, Белгород, Россия; e-mail: thurein.48@gmail.com.

AN EFFICIENT DATA ACQUISITION METHODOLOGY FOR INVERSE DYNAMICS MODEL LEARNING OF MANIPULATOR BASED ON ANALYTICAL METHOD. I

S.M. Sitnik^a, Thu Rain^b

Belgorod State University, Belgorod, Russia

^a*sitnik@bsu.edu.ru*, ^b*thurein.48@gmail.com*

In the last few years, learning inverse dynamic models of manipulators from data has shown considerable successes and become a progressively developing topic in dynamic modeling of manipulators. In this paper, we presented an efficient data acquisition methodology for inverse dynamics model learning. Our method is based around the parametric physical model of a manipulator that obtained from the rigid body dynamics using the analytical method. Our framework consists of Denavit – Hartenberg method for the generation of the manipulator workspace. The received datasets are validated by the results of simulation of kinematic and dynamic modeling of the tested manipulator.

Keywords: *data acquisition, inverse dynamics, model learning, Denavit – Hartenberg method, manipulator.*

References

1. Nair A., Chen D., Agrawal P., Isola P., Abbeel P., Malik J., Levine S. Combining self-supervised learning and imitation for vision-based rope manipulation. *In Proc. Int. Conf. Robotics and Automation (ICRA)*, 2017, pp. 2146–2153.
2. Nguyen-Tuong D., Peters J. Model learning for robot control: A survey. *Cognitive processing*, 2011, vol. 12, no. 4, pp. 319–340.
3. Thu Rain, Yan Naing Soe. Dynamic modelling of manipulator using adaptive neuro fuzzy inference system. *Modeling, Optimization And Information Technology (MOIT)*, 2019, vol. 7, no. 4, pp. 362–377.
4. Thu Rain, Dovgal V.M., Yan Naing Soe. Modelling of the adaptive neuro-fuzzy inference system based control of 5-dof robotic manipulator “Intelbot”. *Belgorod State University Scientific Bulletin. (Economics. Information Technologies)*, 2018, vol. 45, no. 3, pp. 497–509.

Article received 30.12.2022.

Corrections received 08.02.2023.