

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

Ту Раин

*Белгородский государственный национальный исследовательский университет,
Белгород, Россия
thurein.48@gmail.com*

Рассматривается параметрическая модель манипулятора, полученная из динамики твёрдого тела с использованием аналитического метода. Применяются метод Денавита — Хартенберга для создания рабочей зоны манипулятора, метод Левенберга — Марквардта для нахождения требуемых положений сочленений для достижения целевых точек, метод кубических полиномов для построения траектории между двумя точками и метод Ньютона — Эйлера для нахождения требуемого крутящего момента, для получения желаемой траектории. Полученные наборы данных подтверждены результатами моделирования кинематического и динамического моделирования тестируемого манипулятора.

Ключевые слова: *манипулятор, обучение модели, метод Левенберга — Марквардта, метод Ньютона — Эйлера.*

Введение

В современной робототехнике важной задачей является обучение модели обратной динамики манипуляторов и антропоморфных роботов. Основная цель модели обратной динамики состоит в том, чтобы предсказать управляющее воздействие (крутящие моменты сочленений робота) между двумя состояниями. При обучении модели обратная динамическая модель манипулятора обычно обучается на обучающих наборах данных.

Существующие методы пока не дают адекватного описания моделей манипулятора для указанной задачи, они подходят только для описания отдельных характеристик, а не полной модели, см. [1; 2]. Одной из причин этого является то, что индивидуальные диапазоны выборки требуют значительных человеческих и вычислительных усилий. В том числе распространённые методы не предназначены специально для обучения модели обратной динамики.

Чтобы решить вышеуказанные проблемы, в этой статье мы предлагаем эффективный метод сбора данных, основанный на аналитическом методе. В предлагаемом методе мы получили обучающие данные, необходимые для обучения нашей модели обратной динамики, путём записи совместных состояний манипулятора во все моменты его движения. Применяется метод Денавита — Хартенберга для создания рабочей зоны манипулятора, метод Левенберга — Марквардта для нахождения требуемых положений сочленений для достижения целевых точек, метод кубических полиномов для построения траектории между двумя точками и метод Ньютона —

Эйлера для нахождения требуемого крутящего момента, для получения желаемой траектории. Полученные наборы данных подтверждены результатами моделирования кинематического и динамического моделирования тестируемого манипулятора.

Данная заметка представляет собой вторую часть работы, в первой части были описаны методология и алгоритмы предлагаемого метода сбора данных. В настоящей второй части статьи представлены численные результаты и подтверждена адекватность рассматриваемой модели.

1. Обратная задача кинематики манипулятора

В данной работе для численного решения обратной задачи кинематики используется метод Левенберга — Марквардта, см. [3]. Кинематические параметры манипулятора представлены набором ограничений, которые накладываются на вектор обобщённых координат $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)^T$. Ограничение по положению схвата можно записать в виде $p_i(\theta) = p_i^d$, где p — текущее положение схвата; p^d — целевое положение в пространстве. Для ограничения ориентации $R_i(\theta) = R_i^d$, где $R_i \in SO(3)$ — ориентация схвата, $R^d \in SO(3)$ — целевая ориентация в пространстве. В обоих случаях вектор невязок $e_i(\theta)$ может быть определен как $e_i(\theta) = \begin{cases} p_i^d - p_i(\theta), \\ \alpha(R_i^d R_i(\theta)^T), \end{cases}$ где $\alpha(R)$ для произвольного $R \in SO(3)$ — эквивалентный вектор угла-оси. Принимая во внимание число всех ограничений, равное $3m$, определим вектор невязок $e(\theta) = [e_1(\theta), e_2(\theta), \dots, e_m(\theta)]^T$.

Решение обратной задачи кинематики сводится к решению нелинейного уравнения $e(\theta) = 0$. Для решения этой задачи мы используем алгоритм метода Левенберга — Марквардта (см. [3]), который представлен на рис. 1 в виде блок-схемы и включает следующие этапы: генерация траектории, обратная задача динамики манипулятора, компьютерное моделирование и результаты эксперимента.

2. Генерация траектории

Рассмотрим задачу о перемещении схвата из исходного положения в целевое за определённое время. Обратная кинематика позволяет рассчитать набор значений углов сочленений манипулятора, соответствующих положению и ориентации цели. Исходное положение манипулятора также известно в виде набора значений углов сочленений. Требуется функция для каждого сочленения, значение которой в мо-

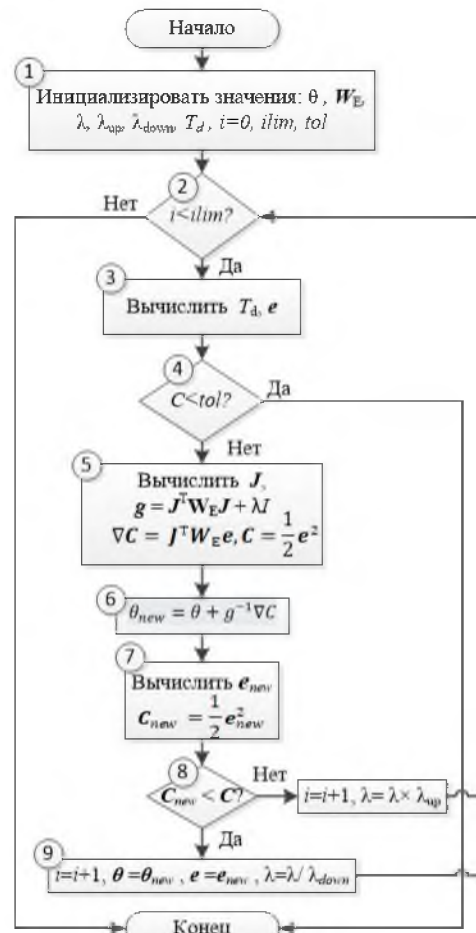


Рис. 1. Блок-схема алгоритма Левенберга — Марквардта для решения обратной задачи кинематики

Таблица 1
Граничные условия для траектории

Начальная скорость, $\theta(t_0)$	0 рад/с
Окончательная скорость, $\dot{\theta}(t_f)$	0 рад/с
Начальный момент времени, t_0	0 с
Конечный момент времени, t_f	4 с
Временной шаг	0.2 с

мент времени t_0 является начальным положением сочленения, а значение в момент времени t_f является желаемым целевым положением этого сочленения. В этой работе полиномиальные функции 3-й степени используются для генерации траектории: $\theta(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3$, $\dot{\theta}(t) = a_1 + 2a_2 t + 3a_3 t^2$, $\ddot{\theta}(t) = 2a_2 + 6a_3 t$. Граничные условия для траектории показаны в табл. 1.

3. Обратная задача динамики манипулятора

Таблица 2
Геометрические параметры манипулятора

Звено	Высота (м)	Радиус (м)	Масса (кг)
1	0.071	0.06	0.102
2	0.295	0.035	0.569
3	0.205	0.035	0.310
4	0.091	0.035	0.123
5	0.08	0.05	0.142

ни: $\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + V(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta)$, где τ — вектор приложенного крутящего момента; $M(\theta)$ — матрица инерции размером $n \times n$; $V(\theta, \dot{\theta})$ — $(n \times 1)$ -вектор центробежных и кориолисовых моментов сил инерции; $G(\theta)$ — $(n \times 1)$ -вектор гравитационных сил; n — число степеней свободы манипулятора. Геометрические параметры экспериментального манипулятора показаны в табл. 2.

Алгоритм Ньютона — Эйлера состоит из двух частей — прямой рекурсии и обратной рекурсии. Прямая рекурсия позволяет определить скорости и ускорения звеньев, обобщённые силы и моменты сил, действующих на все звенья. Все шарниры (кинематические пары) манипулятора являются вращательными. Изменения угловой и линейной скоростей, углового и линейного ускорений последующего звена ($(i + 1)$ -го) зависят от предыдущего (i -го).

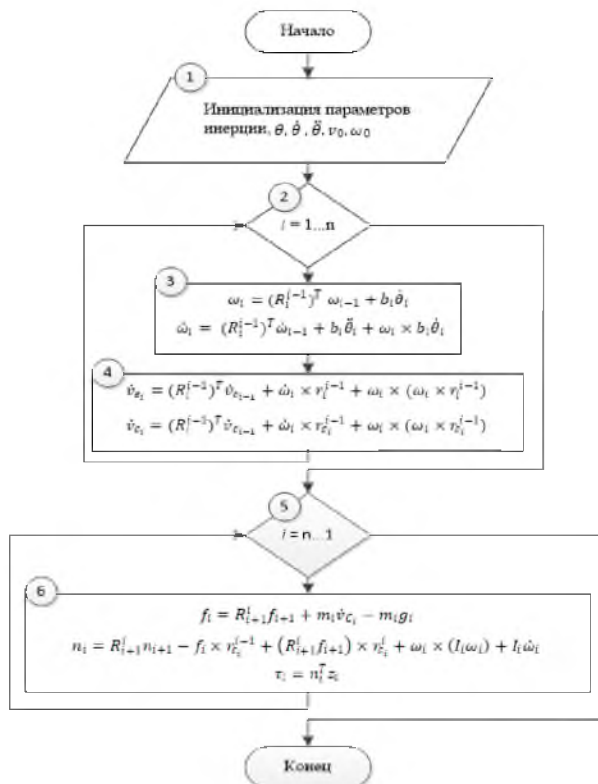


Рис. 2. Блок-схема алгоритма Ньютона — Эйлера для решения обратной задачи динамики манипулятора

от конечного звена манипулятора (n) и обратно к основанию. На рис. 2 представ-

Полагая, что все звенья манипулятора являются абсолютно жёсткими, и пренебрегая трением в шарнирах, запишем уравнение динамики манипулятора на основе задачи о положениях и с использованием производных углов поворота звеньев по време-

Зная линейное и угловое ускорения центра масс для каждого звена, можно использовать уравнения Ньютона — Эйлера для вычисления моментов сил инерции, приложенных в центре масс каждого из звеньев. Таким образом, имеем $F_{i+1} = m_{i+1} \dot{v}_{C_{i+1}}$, $N_{i+1} = I_{i+1} \dot{\omega}_{i+1} + \omega_{i+1} \times I_{i+1} \omega_{i+1}$, где F_i — общая внешняя сила на звено i , m_i — общая масса звена i , N_i — суммарный внешний крутящий момент на звене i ; I_i — тензор инерции звена i относительно его центра масс, ω_i — угловая скорость звена i ; $\dot{\omega}_i$ — угловое ускорение звена i , \dot{v}_i — ускорение начала системы координат звена i , \dot{v}_{C_i} — ускорение центра масс звена i .

Обратная рекурсия требует вычисления сил и моментов сил взаимодействия, а также моментов, развиваемых в приводах, начиная

лена блок-схема алгоритма для метода Ньютона — Эйлера, который используется для решения обратной задачи динамики манипулятора (см. [4; 5]).

4. Компьютерное моделирование и результаты эксперимента

С использованием метода сбора данных для обучения обратной динамической модели манипулятора на основе аналитического метода решения прямой задачи были получены пять обучающих выборок. В каждой обучающей выборке значения, задающие векторы положений, скоростей и ускорений в шарнирах, работают как входные значения, а значения, задающие векторы крутящего момента, работают как выходные значения. Каждая обучающая выборка составляет около 1600000 векторов входных и соответствующих выходных значений. Мы проверяем предложенный метод с точки зрения кинематического и динамического моделирования. Для проверки собранных выборок данных в MATLAB подготовлена математическая модель манипулятора. Для эксперимента случайным образом выбирается одна тестовая траектория из собранных выборок данных. В эксперименте прямая задача динамики рассчитывается для выполнения моделирования с целью получения характеристик манипулятора и сравнения выходных значений с входными значениями положения, скорости и ускорения сочленений манипулятора. В ходе моделирования динамические уравнения решаются для ускорений в подвижных сочленениях с учётом входных моментов и состояния манипулятора (положения и скорости сочленений). Интегрирование полученных законов ускорений позволяет определить траектории движения звеньев манипулятора.

Блок-схема экспериментальной установки для численного моделирования изображена на рис. 3. На рис. 4 приведён пример для набора части обучающих выборок.



Рис. 3. Блок-схема экспериментальной установки

Получены графики результатов моделирования и проведено их сравнение с входными значениями положения, скорости и ускорения тестовой траектории. Проведено имитационное моделирование манипулятора, которым обеспечивается движение по заданной тестовой траектории. Результаты моделирования показывают, что наборы данных заслуживают доверия, и мы можем использовать собранный нами набор данных для изучения динамической модели манипулятора.

Заключение

В этой статье мы рассматриваем модель манипулятора с использованием аналитического метода. Преимуществами данного подхода являются оптимизация производительности труда и экономичности, 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. При численном анализе установлена адек-

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
238099	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.6300	0.5250	0.0750	0.1500	0.5646e...	
238100	0.0122	0.0102	0.0015	0.0029	0	0.1197	0.0997	0.0143	0.0285	0	0.5670	0.4725	0.0675	0.1350	0.52905e...	
238101	0.0470	0.0392	0.0056	0.0112	0	0.2268	0.1890	0.0270	0.0540	0	0.5040	0.4200	0.0600	0.1200	0.83685e...	
238102	0.1021	0.0850	0.0122	0.0243	0	0.3213	0.2677	0.0383	0.0765	0	0.4410	0.3675	0.0525	0.1050	0	0.0021
238103	0.1747	0.1456	0.0208	0.0416	0	0.4032	0.3360	0.0480	0.0960	0	0.3780	0.3150	0.0450	0.0900	0	0.0050
238104	0.2625	0.2187	0.0313	0.0625	0	0.4725	0.3937	0.0563	0.1125	0	0.3150	0.2625	0.0375	0.0750	0	0.0096
238105	0.3629	0.3024	0.0432	0.0864	0	0.5292	0.4410	0.0630	0.1260	0	0.2520	0.2100	0.0300	0.0600	0	0.0156
238106	0.4733	0.3944	0.0564	0.1127	0	0.5733	0.4777	0.0683	0.1365	0	0.1890	0.1575	0.0225	0.0450	0	0.0221
238107	0.5914	0.4928	0.0704	0.1408	0	0.6048	0.5040	0.0720	0.1440	0	0.1260	0.1050	0.0150	0.0300	0	0.0277
238108	0.7144	0.5953	0.0851	0.1701	0	0.6237	0.5197	0.0743	0.1485	0	0.0630	0.0525	0.0075	0.0150	0	0.0309
238109	0.8400	0.7000	0.1000	0.2000	0	0.6300	0.5250	0.0750	0.1500	0	1.1102e...	-1.1102e...	1.3878e...	-2.7756e...	0	0.0306
238110	0.9656	0.8046	0.1150	0.2299	0	0.6237	0.5197	0.0743	0.1485	0	-0.0630	-0.0525	-0.0075	-0.0150	0	0.0263
238111	1.0886	0.9072	0.1296	0.2592	0	0.6048	0.5040	0.0720	0.1440	0	-0.1260	-0.1050	-0.0150	-0.0300	0	0.0183
238112	1.2067	1.0056	0.1437	0.2873	0	0.5733	0.4777	0.0683	0.1365	0	-0.1890	-0.1575	-0.0225	-0.0450	0	0.0078
238113	1.3171	1.0976	0.1568	0.3136	0	0.5292	0.4410	0.0630	0.1260	0	-0.2520	-0.2100	-0.0300	-0.0600	0	-0.0040
238114	1.4175	1.1813	0.1688	0.3375	0	0.4725	0.3937	0.0563	0.1125	0	-0.3150	-0.2625	-0.0375	-0.0750	0	-0.0156
238115	1.5053	1.2544	0.1792	0.3584	0	0.4032	0.3360	0.0480	0.0960	0	-0.3780	-0.3150	-0.0450	-0.0900	0	-0.0260
238116	1.5779	1.3150	0.1879	0.3757	0	0.3213	0.2677	0.0383	0.0765	0	-0.4410	-0.3675	-0.0525	-0.1050	0	-0.0349
238117	1.6330	1.3608	0.1944	0.3888	0	0.2268	0.1890	0.0270	0.0540	0	-0.5040	-0.4200	-0.0600	-0.1200	0	-0.0422
238118	1.6678	1.3899	0.1986	0.3971	0	0.1197	0.0997	0.0143	0.0285	0	-0.5670	-0.4725	-0.0675	-0.1350	0	-0.0484
238119	1.6800	1.4000	0.2000	0.4000	0	-2.2204...	-1.1102...	-2.7756...	-2.7756...	0	-0.6300	-0.5250	-0.0750	-0.1500	0	-0.0540

Рис. 4. Образец части обучающих выборок

ватность рассматриваемой математической модели, при этом использованы в том числе методы Левенберга — Марквардта для оптимизации параметров и Ньютона — Эйлера для решения возникающих дифференциальных уравнений. В дальнейшей работе эти наборы данных будут использоваться для обучения прогнозной модели динамики манипулятора с пятью степенями свободы с использованием методов мягких вычислений.

Список литературы

1. **Burdet E., Codourey A.** Evaluation of parametric and nonparametric nonlinear adaptive controllers // *Robotica*. 1998. Vol. 16, no. 1. P. 59–73.
2. **Nguyen-Tuong D., Peters J.** Model learning for robot control: A survey // *Cognitive Processing*. 2011. Vol. 12, no. 4. P. 319–340.
3. **Strutz T.** *Data Fitting and Uncertainty (A practical introduction to weighted least squares and beyond)*. Springer, 2016.
4. **Ту Раин, Довгаль В. М., Ян Найнг Со.** Моделирование кинематического управления роботом-манипулятором «Intelbot» на основе адаптивной нейро-нечёткой системы вывода (ANFIS) // *Науч. ведомости БелГУ. Сер. Экономика. Информатика*. 2018. Т. 45, № 3. P. 497–509.
5. **Ту Раин, Ян Найнг Со.** Моделирование динамики манипулятора с использованием адаптивной нейро-нечёткой системы вывода // *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2019. Т. 7, № 4. P. 362–377.

Поступила в редакцию 08.01.2023.

После переработки 12.02.2023.

Сведения об авторе

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. II

Thu Rain

Belgorod State University, Belgorod, Russia
thurein.48@gmail.com.

We consider a parametric physical model of a manipulator obtained from the rigid body dynamics using the analytical method. Our framework consists of the Denavit – Hartenberg method for the generation of manipulator workspace, the cubic polynomial method for the trajectory generation between two points, the Levenberg – Marquardt method for finding the required joint positions to reach the goal points and the Newton – Euler method for finding the required torque to execute the desired trajectory. The received datasets are validated by the results of simulation of kinematic and dynamic modeling of the tested manipulator.

Keywords: *manipulator, model learning, Levenberg – Marquardt method, Newton – Euler method.*

References

1. **Burdet E., Codourey A.** Evaluation of parametric and nonparametric nonlinear adaptive controllers. *Robotica*, 1998, vol. 16, no. 1, pp. 59–73.
2. **Nguyen-Tuong D., Peters J.** Model learning for robot control: A survey. *Cognitive Processing*, 2011, vol. 12, no. 4, pp. 319–340.
3. **Strutz T.** Data Fitting and Uncertainty (A practical introduction to weighted least squares and beyond). Springer, 2016.
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.
5. **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.

Article received 08.01.2023.

Corrections received 12.02.2023.