

# Многоаспектное моделирование в задачах автоматической настройки систем управления манипуляционными роботами

С.А.К. Диане,  
к.т.н., с.н.с., [diane1990@yandex.ru](mailto:diane1990@yandex.ru),  
С.С. Назаров,  
инж., [se234@mail.ru](mailto:se234@mail.ru),  
ИПУ РАН, лаб. №29, г. Москва

Предэксплуатационная подготовка манипуляционных и иных типов роботов предполагает математическое и имитационное моделирование их кинематических и динамических свойств. Это необходимо для отработки возможных вариантов их движения, а также для заблаговременного обнаружения непредвиденных обстоятельств, возникающих в процессе функционирования манипуляционного робота (МР) и негативно влияющих на выполнение технологических операций в рамках поставленной прикладной задачи. В основе предлагаемого подхода лежит технология многоаспектного моделирования кинематических конструкций, включающая три основных направления: моделирование кинематических схем МР с возможностью решения прямой и обратной задач кинематики; моделирование видеоканалов для оценки обстановки в рабочей зоне МР; моделирование динамики движения МР и эффектов его взаимодействия с предметами рабочей зоны.

Pre-operational preparation of manipulation and other types of robots involves mathematical and virtual modelling of their kinematic and dynamic properties. This is necessary to work out possible options for their movement, as well as for early detection of unforeseen circumstances arising in the process of manipulation robot (MR) operation and negatively affecting the execution of technological operations within the assigned task. The proposed approach is based on the technology of multi-aspect modeling of kinematic structures, which includes three main directions: modeling of kinematic schemes of MR with the possibility of solving direct and inverse kinematics problem; modeling of video cameras to assess the situation in the working area of MR; modeling the dynamics of MR motion and the effects of its interaction with the objects of the working area.

## Введение

Целый ряд задач промышленности и других направлений хозяйственной деятельности человека предполагают необходимость манипулирования целевыми объектами, что подтверждается многочисленными примерами опытных и серийных образцов МР. Решение данной задачи может основываться на использовании автономных манипуляционных, а также многозвенных шагающих роботов из различных областей прикладного применения:

1. промышленная сфера: промышленные манипуляционные роботы [1], используемые для общих технологических процессов и сварочных работ; робот *Baxter* [2] способен сортировать, упаковывать, шлифовать, полировать объекты и обладает быстрой обучаемостью и адаптацией;
2. сфера здравоохранения: робот *RIBA* [3] позволяет переносить пациентов и пожилых людей, укладывать их в постель или усаживать в коляску;
3. сфера космических разработок: робот-андроид *Robonaut 2* [4] способен заменить людей при выполнении потенциально опасных работ в космосе, в т.ч. долгосрочных космических операций;
4. сфера подводной робототехники: манипуляционное устройство [5] предназначено для размещения на подводных аппаратах для аккуратного захвата и переноса глубоководных организмов;
5. оборонная сфера: человекоподобный робот «*Atlas*» [6], позиционируемый в качестве эффективного помощника при ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций; многозвенный робот-гексапод [7], способный адаптироваться к выходу из строя произвольного числа звеньев.

В силу сложности динамики многозвенных и, в частности, манипуляционных роботов, а также неопределенности внешней среды, автоматизация управления подобными роботами должна базироваться на применении современных технологий искусственного интеллекта.

Так, в частности, технология нейронных сетей (НС) позволяет на этапе предэксплуатационной подготовки робота обучить его систему управления (СУ) целесообразному принятию решений по захвату целевых объектов в зависимости от информации, воспринимаемой посредством бортовых визуальных и дальнометрических сенсоров. Отметим, что подобные нейросетевые модели позволяют впоследствии адаптировать СУ МР к особенностям внешней среды в режиме реального времени [8].

Существенной проблемой в использовании подобных технологий является нехватка обучающих примеров, которые, как правило, формируются экспертом и не претендуют на полноту и точность описания всевозможных ситуаций функционирования робота. При наличии модели робота, учитывающей по меньшей мере кинематику, а по большей – динамику робота и особенности сенсорной подсистемы, процесс формирования обучающих примеров можно существенно упростить и ускорить.

## 1. Моделирование в задачах организации прогноза и обучения многозвенных роботов

Понятие моделирования охватывает несколько взаимодополняющих друг друга направлений. Так, аналитическое моделирование ставит своей задачей изучение математических моделей реального робота в виде алгебраических, и дифференциальных уравнений. В свою очередь, имитационное моделирование позволяет экспериментально оценить достоверность математических моделей за счет разработки их алгоритмической реализации, воспроизводящей функционирование исследуемой системы путем последовательного выполнения большого количества элементарных математических операций.

Имитационное моделирование (ИМ) следует различать по задачам, на решение которых оно нацелено. С одной стороны, имитационная модель может полностью замещать реальный объект управления вместе со средой его функционирования в масштабе проводимого экспериментального исследования. При этом ключевая роль отводится достоверному отображению параметров модели для облегчения ее интерпретации человеком-наблюдателем.

С другой стороны, ИМ может выступать в роли промежуточного информационного процесса, незримо протекающего внутри контура управления сложным динамическим объектом, будь то реальный образец робота или же замещающая его модель. Другими словами, процесс моделирования может характеризоваться рекурсивной вложенностью, что предъявляет повышенные требования к вычислительной эффективности алгоритмов ИМ и достоверности физических параметров, которые вычисляются в процессе ИМ.

В перечень таких параметров входят обобщенные координаты моделируемого робота, параметры положения робота в глобальной системе координат, оценки силомоментного взаимодействия робота с поверхностью перемещения и окружающими объектами [9], а также производные этих величин. Особое место занимают показания сенсорной подсистемы робота, преимущественно видеокамер. От количества и точности оцениваемых параметров зависит достоверность многоаспектного моделирования и пригодность его результатов для организации предиктивного управления автономными роботами (рис. 1) [10].

Пусть  $S_t$  – текущее состояние системы робот-среда (ситуация функционирования),  $A_t$  – действие, совершаемое роботом на текущем шаге времени. Тогда процесс моделирования может быть формализован следующим образом:

$$S_{t+1} = M(S_t, A_t).$$

Оценка управляющих решений может быть организована на основе расчета функционала следующего вида:

$$F(S_t, A_t) = Q(S_{t+1}) = Q(M(S_t, A_t)).$$

Тогда выбор наилучшего управляющего решения определяется как решение оптимизационной задачи:

$$A_t^* = \underset{A_t}{\operatorname{argmax}}(Q(M(S_t, A_t))).$$

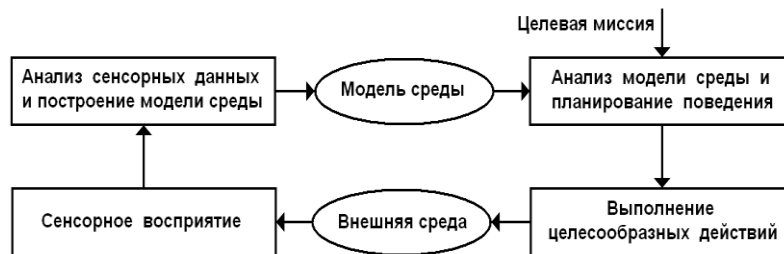


рис. 1 Обобщенная схема управления роботом с использованием прогнозирующей модели

Фактически можно говорить о существующей потребности в моделировании роботов для решения двух задач:

1. задача предэксплуатационной настройки автономных роботов;
2. задача управления автономными роботами в реальном масштабе времени.

Задача 2 является наиболее сложной в вычислительном отношении. По этой причине перспективным подходом является ее приближенное решение, получаемое в рамках решения задачи 1. Подробная имитационная модель, неприменимая для расчета в режиме реального времени, может, тем не менее, быть использована для обучения вычислительно простой нейронной сети (НС), тождественной по формату подаваемых входных и расчетных выходных сигналов.

Подобное замещение модели применимо, например, к выбору наилучших обобщенных координат МР при захвате целевого объекта в рабочей зоне на основе визуальной обратной связи от внешней или бортовой видеокамеры. При этом процесс настройки нейросетевой модели может быть полностью автоматизирован. Для этого требуется задать критерий оценки качества захвата объекта в виртуальной среде и определить порядок просмотра конфигурационного пространства МР. Поскольку виртуальная модель внешней среды полностью детерминирована, то расчет оценки эффективности захвата не составляет особого труда. Что же касается просмотра конфигураций МР, то наиболее простой вариант связан со случайным порядком исследований его обобщенных положений. Сократить число вычислений при этом можно за счет:

- поиска конфигураций захвата вблизи от приближенного положения захватного устройства, полученного по результатам решения обратной задачи кинематики;
- применения эффективных методов дискретной и непрерывной оптимизации, таких как эволюционное программирование и градиентные методы.

Альтернативный вариант построения НС связан с обучением ее не на прогноз успешности захвата при различных потенциальных положениях звеньев, а на однопроходное решение обратной задачи кинематики. В таком случае на вход НС поступают растровые изображения, сформированные с помощью виртуальной видеокамеры, а на выходе рассчитываются квазиоптимальные координаты захватного устройства.

При достаточном сходстве визуальных свойств виртуальных изображений с настоящими обученную НС можно без изменений использовать для работы в реальных условиях функционирования МР. Неопределенности среды, упущенные на уровне виртуального моделирования, могут быть учтены за счет непродолжительного дообучения НС в реальной рабочей обстановке.

## 2. Моделирование кинематических моделей манипуляционных роботов

В рамках реализации предложенной концепции многоаспектного моделирования были программно реализованы два основных этапа, связанных с разработкой кинематической модели манипуляционного робота, а также отработкой средств сенсорного оснащения на базе виртуальных моделей видеокамер.

В качестве примера на рис. 2 представлен реальный образец манипуляционного робота с захватным устройством, требующий выбора и настройки системы управления исполнительного уровня для решения прямой и обратной задач кинематики (ПЗК и ОЗК).

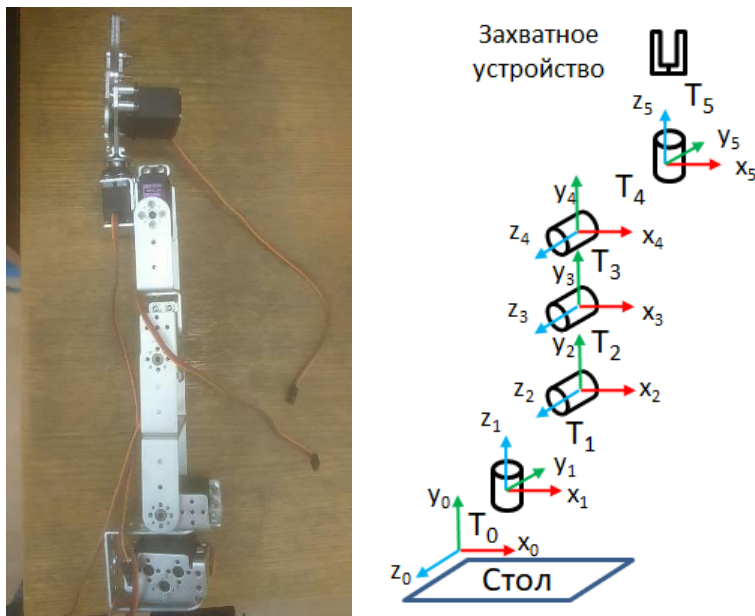


рис. 2 Манипуляционный робот: общий вид (слева), кинематическая схема (справа)

При решении ПЗК и ОЗК был изначально использован метод Денавита-Хартенберга [11], однако, при использовании данного метода было выявлено, что он в оригинальной форме пригоден лишь для тех конфигураций МР, в которых отсутствуют звенья со смещениями (поворотами) СК вдоль (вокруг) локальной оси Y. Было принято решение описать положений звеньев при помощи матриц трансформации в однородной СК. Для каждого звена данная матрица имеет следующий вид:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta x \\ 0 & 1 & 0 & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 & \Delta z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta_x) & -\sin(\theta_x) & 0 \\ 0 & \sin(\theta_x) & \cos(\theta_x) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_y) & 0 & \sin(\theta_y) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\theta_y) & 0 & \cos(\theta_y) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta_z) & -\sin(\theta_z) & 0 & 0 \\ \sin(\theta_z) & \cos(\theta_z) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

где  $\Delta x, \Delta y, \Delta z$  – смещения начала системы координат (СК) следующего звена относительно текущего,  $\theta_x, \theta_y, \theta_z$  – углы Эйлера поворота СК следующего звена относительно текущего.

Кинематические параметры робота, представленного на рис. 2, необходимые для формирования подобных матриц, представлены в табл. 1.

Таблица 1

Кинематические параметры манипулятора

№ звена	$\Delta x$ , мм	$\Delta y$ , мм	$\Delta z$ , мм	$\theta_x$ , рад.	$\theta_y$ , рад.	$\theta_z$ , рад.
0	0	0	0	-1.571	0	0
1	13	18	68	1.571	0	0
2	0	104	0	0	0	0
3	0	98	0	0	0	0
4	28	48	28	-1.571	0	0
5	0	0	108	0	0	0

Интерфейс программного обеспечения, реализующего возможность моделирования различных кинематических схем ангулярных манипуляционных роботов, представлен на рис. 3.

Наряду с возможностью управления манипулятором в режиме прямой задачи кинематики (ПЗК) интерес представляет также решение обратной задачи кинематики (ОЗК) [12 – 14]. В качестве универсального и вычислительно эффективного метода решения данной задачи был выбран алгоритм покоординатного спуска реализация, которого основана на применении метода золотого сечения. Так, решение ОЗК с точностью прихода в точку 10 мм в случае представленном на рис. 4 потребовало 66 итераций и заняло 4 мс при однопроцессорной реализации.

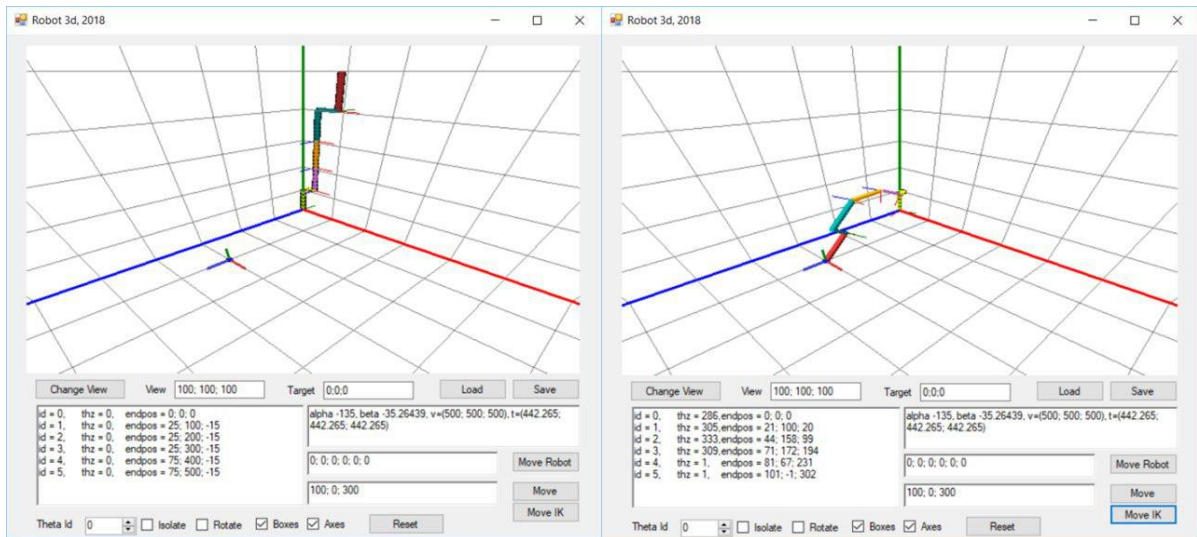


рис. 3 Виртуальная модель манипуляционного робота в различных положениях

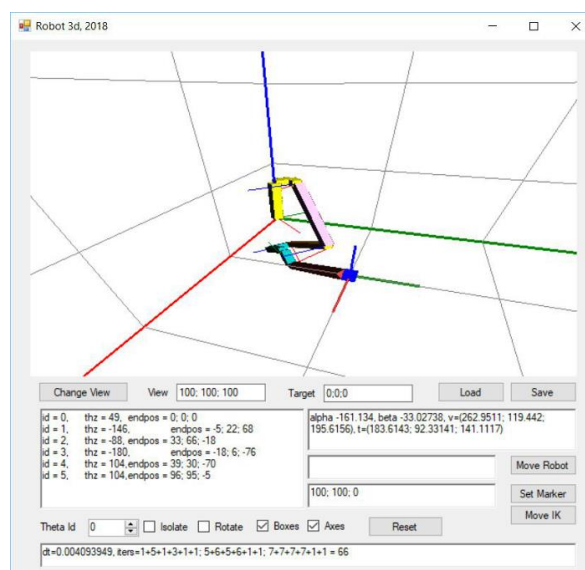


рис. 4 Виртуальная модель манипуляционного робота в режиме решения ОЗК

### 3. Моделирование сенсорного оснащения манипуляционных роботов

Поскольку графическая библиотека OpenGL, используемая для визуализации робота содержит процедуры по изменению матрицы перспективного преобразования, то автоматически достигается возможность моделировать бортовые и внешние видеокамеры МР для наблюдения за объектами в рабочей зоне с одновременным формированием растровых изображений по отдельным временным отсчетам.

Программный характер модели позволяет столь же легко получить информацию и о обобщенных координатах МР. Углы в сочленениях ангулярного робота хранятся в соответствующих матрицах поворота звеньев.

Схожим образом не составляет труда имитировать сигнал о близости или удаленности расположения целевого объекта по отношению к захватному устройству МР, а также о наличии или отсутствии столкновений МР с объектами внешней среды. Внедрение подобной функциональности в программную модель позволит говорить о возможности перехода к решению комплексной задачи по захвату предметов априорно неизвестной геометрической формы.

### Заключение

Приведенные в работе рассуждения о применимости имитационных моделей для решения задач управления справедливы для роботов совершенно различных назначений и кинематических схем. Однако, если для роботов с простой кинематикой такой потребности не возникает в силу того, что для них уже известны оптимальные законы управления, полученные аналитическим путем, то в случае многозвенных шагающих и манипуляционных роботов привлечение технологий многоаспектного моделирования является универсальным подходом, который позволяет осуществлять поиск квазиоптимальных управляющих решений.

Оценка достоверности предлагаемого подхода носит комплексный характер и предполагает программно-алгоритмическую реализацию моделей кинематики, сенсорного оснащения, а также динамических свойств робота и внешней среды. Первые две компоненты многоаспектной модели были рассмотрены в настоящей работе. Последняя составляющая, связанная с динамикой, запланирована на следующий этап исследования. Основной целью является обнаружение столкновений между объектами внешней среды и роботом, с одновременной отработкой траекторий движения взаимодействующих объектов. Данная цель может быть достигнута добавлением в программный комплекс многоаспектного моделирования библиотеки физической симуляции (Bullet, PhysX и др.).

Следует отметить, что рассмотренная программная реализация манипуляционного робота важна не только сама по себе, но и как конструктивный задел для формирования моделей многозвенных шагающих роботов, которые могут быть получены путем тиражирования односвязных кинематических конструкций, размещаемых на общей платформе и выступающих в качестве ее опор.

### Литература

1. S. Mitsi, K.-D. Bouzakis, G. Mansour, D. Sagris, G. Maliaris. Off-line programming of an industrial robot for manufacturing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2005. №26. pp. 262-267. DOI: 10.1007/s00170-003-1728-5.
2. A.D. Wilson, J.A. Schultz, A. Ansari, T.D. Murphey. Dynamic Task Execution Using Active Parameter Identification With the Baxter Research Robot. *Journal Article*. 2017. pp. 391-397. DOI: 10.1109/TASE.2016.2594147
3. T. Mukai, S. Hirano, H. Nakashima, Y. Kato, Y. Sakaida, S. Guo, H. Shigeyuki. Development of a nursing-care assistant robot RIBA that can lift a human in its arms. *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. pp. 5996 – 6001, 2010.
4. M. Diftler, J. Mehling, M. Abdallah, N. Radford, L. Bridgwater, A. M. Sanders, R. Scott Askew, D. Marty Linn, J. Yamokoski, F. Permenter, B. Hargrave, R. Platt, R. Savely, R. O. Ambrose. Robonaut 2 - The first humanoid robot in space. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*. 2011. pp. 2178-2183. DOI: 10.1109/ICRA.2011.5979830.
5. Zhi Ern Teoh, P. Brennan, K. P. Becker, W. Griffin, J. Weaver, C. Hoberman, D. Gruber, R. Wood. Rotary-actuated folding polyhedrons for midwater investigation of delicate marine organisms. *Science Robotics*. 2018. №3. DOI: 10.1126/scirobotics.aat5276.
6. T. Koolen, S. Bertrand, T. Gray, T. De Boer, T. Wu, J. Smith, J. Engelsberger, J. Pratt. Design of a Momentum-Based Control Framework and Application to the Humanoid Robot Atlas. *International Journal of Humanoid Robotics*. 2016. №13. DOI: 10.1142/S0219843616500079.
7. A. Cully, J. Clune, D. Tarapore, J. Mouret. Robots that can adapt like animals. *Nature*, 2015. DOI: 10.1038/nature14422.
8. J. Redmon, A. Angelova. Real-Time Grasp Detection Using Convolutional Neural Networks, 2014, arXiv:1412.3128.
9. S. Manko, V. Lokhin, M. Romanov, A. Romanov, M. Stashkevich, A. Panin. Methods and Technologies of Automated Learning for Improvement of Autonomous Robots Adaptivity // *Proceedings of the 2016 IEEE North-West-Russia-Section Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering Conference (EIConRusNW)*, pp. 277-282, 2016
10. Лохин В.М., Манько С.В., Диане С.А.К. Принципы построения модели среды в интеллектуальных системах управления автономными роботами и мультиагентными робототехническими группировками // *Материалы 8-й Всероссийской мультikonференции: в 3 т. – Ростов-на-Дону: Издательство Южного федерального университета, 2015. – Т. 2: – 270 с. – С. 177-181*
11. Hartenberg Richard Scheunemann; Denavit Jacques (1965). *Kinematic synthesis of linkages*. McGraw-Hill series in mechanical engineering. New York: McGraw-Hill. p. 435.
12. Крейг Д.Дж. Введение в робототехнику: Механика и управление. Издательство: Институт компьютерных исследований, 2013.
13. Э. Накано. Введение в робототехнику. Издательство: Мир, 1988
14. Фу К., Гонсалес Р., Ли К. Робототехника. – Пер. с англ. – М.: Мир, 1989 г. – 624 с.