

Повышение эффективности захвата и классификации предметов с использованием тактильной обратной связи

Диане С.А.К.,
с.н.с., к.т.н., diane1990@yandex.ru,
ИПУ РАН, г. Москва

Решение целого ряда прикладных задач предполагает переход к использованию манипуляционных роботов и захватных устройств с визуальным, силомоментным и тактильным очувствлением. Последняя из названных функциональных возможностей представляет особый интерес. Контактные ситуации, возникающие в процессе функционирования манипуляционного робота, могут быть описаны в терминах комплексного силомоментно-тактильного образа. Этот образ определяется совокупностью параметров, отражающих моменты нагрузки в звеньях манипулятора и усилия в тензометрических сенсорах захватного устройства. В докладе рассмотрены вопросы удержания, оценки механических характеристик и классификации захваченных объектов с применением тактильной обратной связи и современных технологий обработки знаний.

A number of applied problems require the transition to the use of manipulator robots and gripping devices with visual, torque and tactile sensing. The latter functionality is of particular interest. The contact situations that arise in the operation of the handling robot can be described in terms of complex torque-tactile image. This image is defined by parameters that reflect the moments of the loads in the links of the manipulator and the forces in sensors of the gripping device. The paper discusses the issues of object retention, evaluation of mechanical characteristics and classification of captured objects using tactile feedback and modern technologies of processing of knowledge.

Существующие потребности в построении гибких автоматизированных производств при отсутствии исчерпывающего описания рабочей обстановки или же в условиях априорной неопределенности геометрических и механических параметров обрабатываемых деталей обуславливают непрерывное совершенствование аппаратного и программно-алгоритмического оснащения манипуляционных роботов (МР). Происходит стремительный переход к использованию МР с визуальной, силомоментной и тактильной обратной связью.

Это в равной степени относится и к автоматизации выполнения строительных, коммунальных, сельскохозяйственных, аварийно-спасательных и др. задач, которые предполагают очувствленное взаимодействие манипуляционных устройств с рельефными поверхностями и хрупкими объектами.

При этом на повестку дня выносятся вопросы решения целого ряда научных задач:

1. визуальная классификация целевых объектов в условиях сложного фона [1];
2. выбор наилучшего положения захватного устройства относительно целевого объекта на основе визуальной обратной связи [2, 3];
3. удержание захваченного объекта с использованием тактильной обратной связи [4];
4. оценка массо-габаритных и механических характеристик объектов с использованием силомоментной и тактильной обратных связей [4, 5];
5. классификация типа захваченного объекта с использованием тактильной обратной связи [4];
6. сборка модульных конструкций группой манипуляторов с использованием визуальной, силомоментной и тактильной обратных связей [6].

Не отрицая значимости задач визуального анализа рабочей обстановки, следует отметить, что задачам силомоментного и тактильного анализа уделяется незаслуженно меньше внимания. Вместе с тем, наличие подобной функциональной возможности в контуре управления манипуляционным роботом представляет особый интерес, так как позволяет повысить эффективность захвата и классификации предметов в условиях ограниченной видимости.

Специфика задач классификации ситуаций механического взаимодействия в процессе функционирования манипуляционных роботов такова, что к их решению можно подходить с применением тех же подходов, которые используются в системах технического зрения. Контактные ситуации, возникающие в процессе функционирования очувствленного манипуляционного робота (рис. 1, а) с захватным устройством (рис. 1, в-г), могут быть описаны в терминах комплексного силомоментно-тактильного образа. Данный образ определяется совокупностью параметров $P = \{Q, M, Q, F\}$, отражающих

- обобщенные координаты N -звенного манипулятора $Q = \{q_1, \dots, q_N\}$,
- моменты нагрузки в звеньях манипулятора $M = \{m_1, \dots, m_N\}$,
- обобщенные координаты L -звенного захватного устройства $G = \{g_1, \dots, g_L\}$,
- усилия в тензометрических сенсорах захватного устройства $F = \{f_1, \dots, f_K\}$.

1. Удержание захваченного объекта

Объект считается надежно захваченным, если ни на одном из матричных тактильных датчиков не наблюдается линейного перемещения контактного пятна. Нежелательное движение захваченного объекта относительно захватного устройства обуславливается действием силы тяжести при недостаточной силе трения между соприкасающимися поверхностями. Эта сила в свою очередь может принимать любые значения отличные от нуля и до величины предельной силы трения $0 \leq F_{тр} \leq F_{тр.макс}$. Сила трения численно равна произведению статического коэффициента

трения, определяемого свойствами соприкасающихся поверхностей, на нормальное давление или нормальную реакцию опоры $F_{тр.макс} = k \cdot N$.

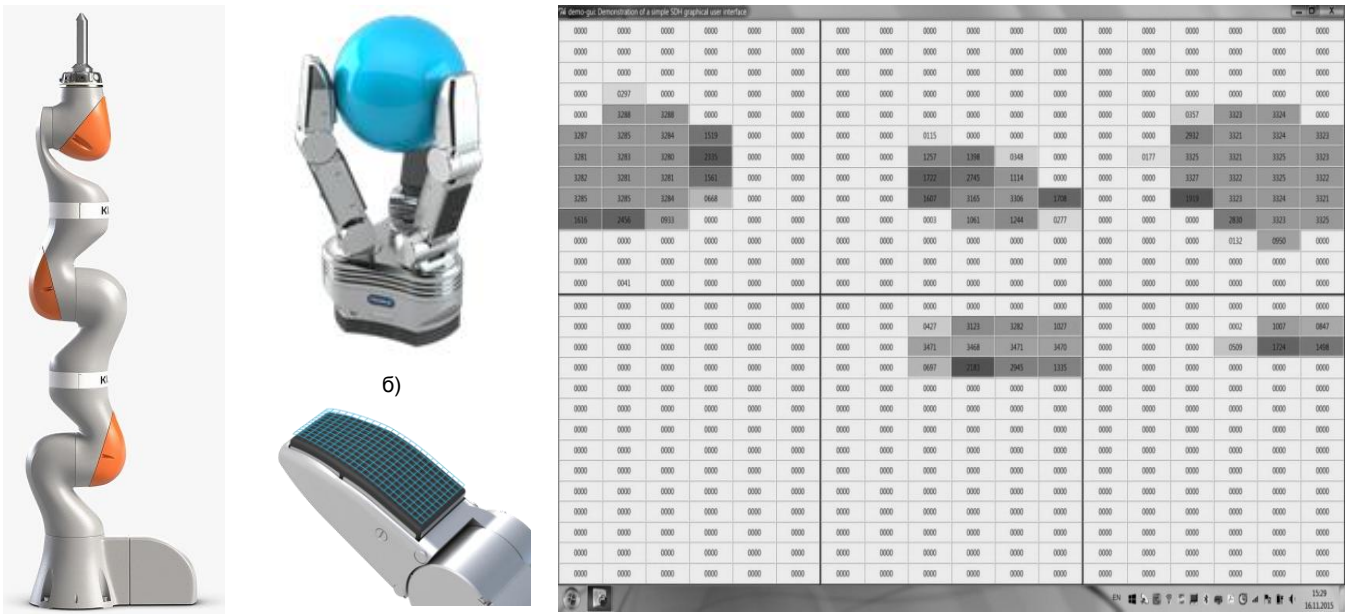


рис. 1. Пример оучувствленного манипуляционного робота: а) манипулятор KUKA LBR IIWA с силомоментным оучувствлением; б) захватное устройство SCHUNK SDH 2.0; в) тензометрическая поверхность в составе захватного устройства; г) визуализация показаний 6 тензометрических поверхностей

При захвате произвольного объекта на тензометрических поверхностях возникают сигналы, позволяющие измерить распределенные силы реакции опоры, действующие на захватное устройство, а соответственно и на объект, со стороны захватного устройства (рис. 1, в). Величина равнодействующей силы реакции опоры на отдельно взятой контактной площадке, содержащей K тензометрических датчиков, определяется следующим образом:

$$N = \sum_{i=1}^K \Delta F_i.$$

Координаты равнодействующей силы на контактной площадке определяются следующими выражениями:

$$X_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \Delta F_i \cdot x_i,$$

$$Y_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K \Delta F_i \cdot y_i.$$

Надёжность захвата объекта определяется путем отслеживания перемещения равнодействующей силы. Возможны ситуации, когда объект выскальзывает из захватного устройства, но при этом тактильные образы остаются неизменными, например, при вертикальном скольжении цилиндра положение результирующей силы контактных пятен матричных датчиков не будет меняться. В таких случаях факт проскальзывания объекта целесообразно фиксировать с помощью системы технического зрения

2. Оценка механических характеристик объекта

Процесс силомоментного распознавания объектов представляет собой последовательность действий, совершаемых манипулятором робота, направленную на некоторое взаимодействие с объектом, для оценки его механических и динамических свойств. Другими словами необходимо определить класс упругости объекта $C_{упр}$ и класс жесткости объекта $C_{ж}$ по обобщенным координатам захватного устройства G и по усилиям $F = f(G)$, возникающим в нем.

В первую очередь требуется получить информацию об объекте способом, не требующим значительной деформации, или перемещения объекта в пространстве. Для получения наиболее характерного тактильного образа объекта захватное устройство робота не сжимает объект, а лишь касается его, то есть воздействует с минимальным усилием F_0 не допускающим скольжения при положении захватного устройства G_0 . При этом определяются геометрические характеристики распознаваемого предмета, которые сопоставляются с объектами, имеющимися в базе данных робота. На этом этапе взаимодействие робота с объектом минимально.

Следующим этапом распознавания объекта является оценка его упругости и жесткости, для чего исследуемый объект необходимо сжать с усилием $F_1 > F_0$. Упругим считается объект, возвращающийся в первоначальную форму после сжатия в течение нескольких секунд, что подтверждается неизменностью измеряемых усилий $F_0(G_0) = const$.

Жесткость предмета определяется исходя из соотношения параметров сжатия $\Delta F = |F_1 - F_0|$ и деформации предмета $\Delta G = |G_1 - G_0|$. Понятие жесткости является относительным в широких пределах, по этой причине все параметры модели описываются собственными лингвистическими переменными, значения которых являются качественными

характеристиками моделируемой системы и задаются с помощью нечетких значений [7]. Формализация представления нечетких значений основана на понятии нечеткого множества. Под нечетким множеством понимается такое множество, о принадлежности к которому некоторого элемента можно говорить лишь с определенной степенью достоверности в соответствии с функцией принадлежности, выбранной экспертом. Для проведения логических операций над этими нечеткими множествами используют правила вида «Если X есть A , ТО Y есть B »,

где X – входная, а Y – выходная переменная. A и B представляют собой нечеткие множества, каждое из которых описывается с помощью функции принадлежности, а утверждения типа X есть A — нечеткие утверждения.

Эти правила лежат в основе механизмов логического вывода, которые, по сути, представляют собой последовательное применение набора нечетких продукционных правил. В качестве примера представим в общем виде модель логического вывода для определения жесткости предмета:

1. Если СЖАТИЕ есть СЛАБОЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть БОЛЬШОЕ, ТО ОБЪЕКТ есть ОЧЕНЬ МЯГКОЕ;
2. Если СЖАТИЕ есть СЛАБОЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть СРЕДНЕЕ, ТО ОБЪЕКТ есть МЯГКОЕ;
3. Если СЖАТИЕ есть СЛАБОЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть МАЛОЕ, ТО ОБЪЕКТ есть МЯГКОЕ;
4. Если СЖАТИЕ есть СРЕДНЕЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть БОЛЬШОЕ, ТО ОБЪЕКТ есть МЯГКОЕ;
5. Если СЖАТИЕ есть СРЕДНЕЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть СРЕДНЕЕ, ТО ОБЪЕКТ есть ЖЕСТКОЕ;
6. Если СЖАТИЕ есть СРЕДНЕЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть МАЛОЕ, ТО ОБЪЕКТ есть ТВЕРДОЕ;
7. Если СЖАТИЕ есть СИЛЬНОЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть МАЛОЕ, ТО ОБЪЕКТ есть ТВЕРДОЕ;
8. Если СЖАТИЕ есть СИЛЬНОЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть СРЕДНЕЕ, ТО ОБЪЕКТ есть ТВЕРДОЕ;
9. Если СЖАТИЕ есть СИЛЬНОЕ и ДЕФОРМАЦИЯ есть БОЛЬШОЕ, ТО ОБЪЕКТ есть ЖЕСТКОЕ;

где СЖАТИЕ, ДЕФОРМАЦИЯ – входные лингвистические переменные, а ОБЪЕКТ – выходная лингвистическая переменная; СЛАБОЕ, СРЕДНЕЕ, СИЛЬНОЕ, МЯГКОЕ, ЖЕСТКОЕ, ТВЕРДОЕ – конкретные лингвистические значения соответствующих входных и выходных переменных (термы). На основе полученных значений определяется класс жесткости объекта $C_{ж}$ и выбирается диапазон усилий сжатия объекта $\{R_{min}, R_{max}\}$, для его захвата.

3. Тактильная классификация объектов

Задачей тактильной классификации объектов является определение порядкового номера класса объекта C_o по обобщенным координатам захватного устройства и возникающим в нем усилиям, а также по информации об упругости и жесткости объекта.

Для распознавания объектов по совокупности геометрических и механических характеристик целесообразно использовать многослойную нейронную сеть прямого распространения с полносвязными соединениями между смежными слоями. Обобщенная структура нейронной сети представлена на рис. 2.

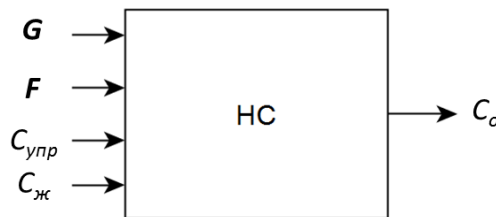


рис. 2. Структура нейронной сети для классификации объектов

Немаловажно, что входы G и F являются векторами, а идентификаторы $C_{упр}$, $C_{ж}$, C_o , в свою очередь, также представляются в бинарно-векторном формате в целях повышения линейной разделимости образов, классифицируемых нейронной сетью.

Следует отметить, что при работе в частично недетерминированной среде предварительное составление списка распознаваемых объектов затруднено или невозможно, поэтому появляется необходимость внедрения алгоритмов автоматизации машинного обучения в систему управления роботом.

Один из широко известных и эффективных методов обучения нейронных сетей в задачах классификации образов основан на применении метода обучения с учителем, обеспечивающего супервизорную настройку весовых коэффициентов сети.

Процесс обучения с учителем представляет собой предъявление сети выборки тренировочных примеров. Каждый вектор параметров, характеризующий образец подается на входы нейросетевой структуры и проходит обработку, по результатам которой вычисляются выходные сигналы сети. Выходные значения сравниваются с соответствующими значениями целевого вектора из обучающего примера. Затем по определенному правилу вычисляется ошибка, и происходит изменение весовых коэффициентов связей внутри сети в зависимости от выбранного алгоритма обучения. Процесс повторяется с использованием различных обучающих примеров до тех пор, пока ошибка по всей обучающей выборке не достигнет приемлемо низкого уровня [7].

В процессе обучения без учителя система приобретает способность выполнять поставленную задачу без вмешательства со стороны эксперта, что достигается за счет автоматического выбора эталонных образов. Эталонный образ имеет бинарно-векторный формат:

$$C = \{c_1, \dots, c_M\}, c_i \in \{0, 1\}.$$

В начале процесса самообучения нейронная сеть добавляет в свою структуру новый выход для неизвестного объекта, тогда эталонным образом на выходе нейронной сети для этого объекта будет вектор C с элементами, вычисляемыми по правилу

$$c_i = \begin{cases} 0, & \text{если } i < M, \\ 1, & \text{если } i = M. \end{cases}$$

Блок-схема алгоритма автоматического распознавания объекта и самообучения нейронной сети в составе информационно-управляющей системы манипуляционного робота представлена на рис. 3. Для возможности коррекции или дополнения введенных ранее целеуказаний, система запрашивает разрешение на распознавание нового объекта у оператора, что позволяет контролировать процесс работы системы, а так же присваивать названия новым объектам в автоматическом или ручном режиме.

Предложенный алгоритм базируется на модификации метода обратного распространения ошибки для обучения нейронных сетей прямого распространения. В исходной постановке алгоритма выходы нейронной сети задаются экспертом, но так как информационно-измерительная подсистема манипуляционного робота формирует сенсорные образы для априорно неизвестных объектов в автоматическом режиме, обучение происходит без учителя. Таким образом, можно говорить о реализации режима самообучения в контуре интеллектуальной обратной связи системы управления манипуляционным роботом.

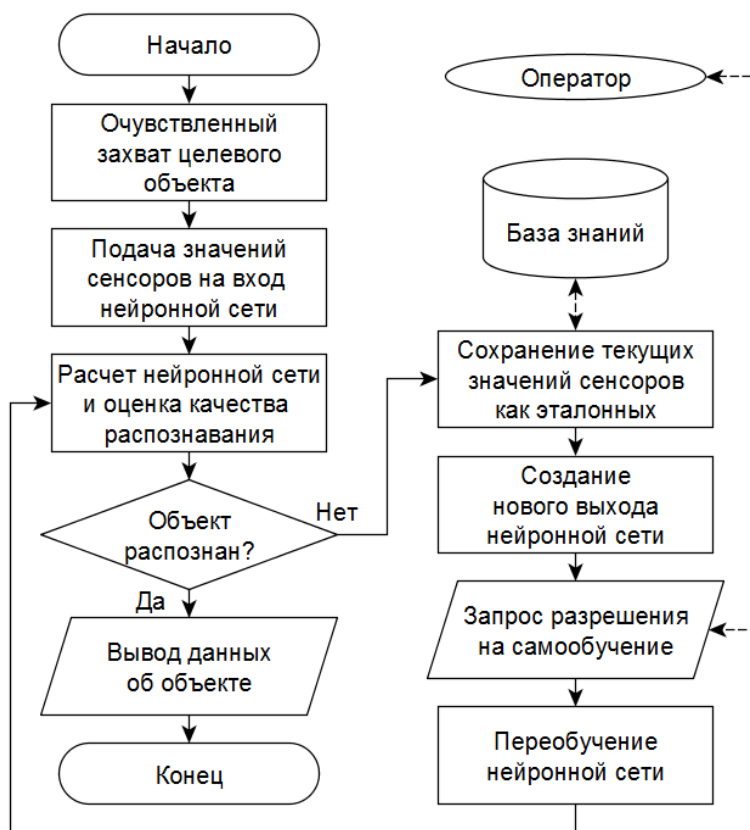


рис. 3. Алгоритм обучения информационно-управляющей системы манипуляционного робота в задаче тактильной классификации предметов

4. Пути повышения эффективности тактильной обратной связи

Так же как и в задачах интеллектуального анализа изображений, принцип работы тактильной обратной связи заключается в отнесении текущей контактной ситуации к соответствующему классу. Растровый формат представления тактильных образов, определяемый конфигурацией современных очувствленных захватных устройств, позволяет говорить о перспективе применения современных нейросетевых моделей для классификации и оценки надежности захвата предметов в среде функционирования манипуляционного робота.

Научные результаты последних двух десятилетий в области компьютерного зрения показали, что задачу распознавания сложных растровых образов различной природы наилучшим образом решают сверточные нейронные сети, которые воспроизводят структуру зрительной коры мозга человека [1, 8]. Нижние слои подобных сетей выделяют ключевые признаки изображений, в частности, небольшие отрезки линий, наклоненных под разным углом или же области перепада контраста. По мере продвижения к верхним слоям сверточной нейронной сети, детектируемые признаки усложняются, отражая сложные геометрические фигуры, участки текстуры или характерного рельефа поверхности, а на последних слоях сети - конкретные очертания классифицируемых объектов.

В то же время другая архитектура – рекуррентные нейронные сети [9] – позволяет моделировать восприятие темпоральных последовательностей образов и осуществлять прогноз трансформаций наблюдаемых изображений [10]. Эти трансформации не всегда сводятся к движению объектов, расположенных в кадре. Для систем технического зрения их результат может проявляться в изменении степени освещенности рабочей обстановки, в смене ракурса наблюдения и т.д. Если же речь идет об анализе тактильной информации, то рекуррентные сети могут быть применены для обучения манипуляционных роботов восприятию свойств объектов в процессе их взаимодействия с захватным устройством.

Действительно, показания тактильных сенсоров могут быть малоинформативны, когда площадь соприкосновения тензометрических поверхностей с объектом мала. В таких ситуациях темпоральный образ, формируемый рекуррентной нейронной сетью в процессе «ощупывания» целевого объекта может дать более полное представление о его типе и механических характеристиках.

Однако не следует забывать о том, что наибольшая достоверность в определении свойств целевого объекта может быть достигнута за счет комплексирования информации полученной и по другим каналам обратной связи. Так,

наряду с тактильным и визуальным осязанием для решения задач классификации могут быть привлечены средства силомоментного осязания робота, которые позволяют оценить массу захваченного объекта по совокупности измеряемых моментов нагрузки в сочленениях манипуляционного устройства.

Литература

1. J. Redmon, A. Angelova, Real-Time Grasp Detection Using Convolutional Neural Networks, 2014, arXiv:1412.3128
2. L. Pinto, A. Gupta, Supersizing Self-supervision: Learning to Grasp from 50K Tries and 700 Robot Hours, 2015, arXiv:1509.06825
3. S. Levine, P. Pastor, A. Krizhevsky, D. Quillen, Learning Hand-Eye Coordination for Robotic Grasping with Deep Learning and Large-Scale Data Collection, 2016, arXiv:1603.02199
4. 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.
5. J. Romano, K. Hsiao, G. Niemeyer, Human-Inspired Robotic Grasp Control With Tactile Sensing, in IEEE Transactions on Robotics, Vol. 27, Issue 6, Dec. 2011
6. R. A. Knepper, T. Layton, J. Romanishin, and Daniela Rus. "IkeaBot: An Autonomous Multi-Robot Coordinated Furniture Assembly System". Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Karlsruhe, Germany, May 2013.
7. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. - М.: Горячая линия -Телеком, 2006.
8. Диане С.А.К. Распознавание и генерация образов в нейронной сети с иерархической связностью // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. М.: Радиотехника, 2014. №1. С. 47–57.
9. Sutskever, O. Vinyals, Q. V. Le, Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. 2014, arXiv:1409.3215
10. Диане С.А.К. Нейросетевой прогноз трансформаций растровых изображений / Труды 19-й Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение - DSPA-2017» (Москва, 2017). М.: Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи имени А.С. Попова, 2017. Т. 2. С. 790 - 794.