

## УПРАВЛЕНИЕ ДВИЖЕНИЕМ РОБОТА В УСЛОВИЯХ НЕДЕТЕРМИНИРОВАННОЙ ИНФОРМАЦИИ О ВНЕШНЕЙ СРЕДЕ

Господ А.В.

Научный руководитель Кожевников М.М., к.т.н., доцент  
Могилевский государственный университет продовольствия  
г. Могилев, Республика Беларусь

Управление движением робота в неопределенной динамичной среде привлекает все больше внимания в исследовательской робототехнике. Одно из известных предположений, ничего не имеющее общего с реальностью, о том, что движение препятствия известно [1-3]. Второе предположение – определена геометрия препятствия. Если движение неизвестно, то используется общий подход для прогнозирования будущего движения, отслеживая прошлое [4-9]. Таким образом, на столкновение робота с конфигурацией  $q$  в будущем времени  $t$ , указывает проверка пересечения конфигурации робота  $(q,t)$  с каждой частью препятствия в момент времени  $t$ . Существует много быстрых алгоритмов проверки столкновений [10-12], которые могут быть эффективно использованы для решения вопроса ограничения числа препятствий. Есть алгоритмы для планирования движения мобильного робота [13-15] и для мобильного движения манипулятора [16]. Тем не менее, они требуют либо известную геометрию, либо быструю и точную сегментацию объектов, что очень сложно и практически невозможно в динамических средах. Кроме того предсказание может быть достаточно точным только в течении короткого периода времени, т.е. только сразу после того как оно сделано. Для компенсации этого требуется частое повторное прогнозирование и расчет проверки столкновения. Предполагая известность геометрии препятствий, алгоритм на самом деле предполагает очень быстрое и точное распознавание объекта.

Есть прогресс в обнаружении препятствий для мобильных роботов, таких как бездорожье и постройки [17,18], растительность [19], люди [20]. Тем не менее, в многлюдных помещениях с многими неизвестными параметрами, обнаружение всех объектов слишком медленное и неточное, а также без надобности. Например, представьте банкет с большим количеством людей в небольшом помещении, где робот, подавая напитки и угощения, маневрирует с тарелками между людей. Невозможно просчитать все. С другой стороны все и не надо, достаточно доставить необходимое, избегая столкновений. Таким образом, необходимо изучить, как планировать движение робота без необходимости просчета всех препятствий, которые могут двигаться и в неизвестных направлениях.

В [1] были введены две новые концепции, которым не нужны ни геометрия, ни траектория препятствий: а) точечные препятствия (ТП), представляют недетерминированную среду непосредственно из данных датчиков низкого уровня в каждый момент времени и б) динамический пакет (ДП), обнаруживающий конфигурацию робота в момент времени  $(q,t)$ , которая гарантированно будет свободна от столкновений в промежуток времени  $[\tau,t)$ . Также предположено, что препятствие двигается с любой скоростью в интервале  $[0, v_{\max}]$ . Затем ввели алгоритм [21], для проверки пересечения динамического пакета и точечного препятствия, а также методику [22], используемую для анализа непрерывности свободной траектории, проверяющую гарантируется ли специальный набор дискретных точек без столкновения.

Изложенный выше подход, который называется бесконтактная воспринимающая (CFP), позволяет планировать движение робота в условиях недетерминированной информации о внешней среде в реальном времени. Тем не менее, обнаружение траектории свободной от столкновений не может быть мгновенным. И в момент вынужденной остановки из-за препятствия, робот может быть сбит другим объектом. Поэтому важным практическим вопросом является минимизация небезопасных остановок, принимая во внимание ограниченное время для обнаружения столкновения. Для решения этого вопроса в CFP применен адаптивный алгоритм реального времени RAMP [16] и расширение RAMP включающий временные ограничения T-RAMP.

#### Алгоритм T-RAMP

Используя CFP в RAMP для проверки сегмента траектории (посредством обнаружения свободных от столкновений), можно устранить нереалистичное предположение об известности геометрии препятствия и недостаток в прогнозировании траектории движения препятствия. Сегмент траектории свободный от столкновений, найденный CFP, по которому движется робот обозначается  $\Gamma_1$ , а в это время RAMP ищет следующую возможную траекторию. После того как робот прошел сегмент  $\Gamma_1$ , если найден следующий безопасный сегмент траектории  $\Gamma_2$ , он продолжает плавное движение по нему.

И все же CFP необходимо конечное время, чтобы обнаружить свободные от столкновений точки, по которым пройдет траектория движения робота. Время обнаружение свободных точек  $\chi=(q,t)$  зависит от двух факторов:

- 1) размер динамического пакета  $E(\chi,\tau)$ , который зависит от  $v_{\max}(t-\tau)$ , который уменьшается со временем  $\tau$ ;
- 2) вычислительные мощности компьютера и датчиков.

Первый фактор, как правило, доминирует. Пусть  $\tau_0$  время начала наблюдений и проверки, свободна ли точка  $(q,t)$  от столкновений. Если  $E(\chi,\tau)$  свободен от точечных препятствий при  $\tau_1 < t$ , то CFP необходимо  $(\tau_1-\tau_0)$  времени, чтобы найти  $\chi$  свободную от столкновений. Поэтому следующий выполнимый сегмент траектории не может быть найден при завершении роботом текущего сегмента, приводящего к остановке. Во время такой принудительной остановке робот может быть сбит препятствием.

Поэтому важное расширение RAMP состоит в минимизации остановок. Параллелизм и гибкость RAMP добивается следующим:

- добавление к функции оценки, в качестве дополнительного критерия оптимизации, увеличение безопасного времени  $\delta t_{\text{safe}}$ , которое он проводит в сегменте траектории без столкновений. RAMP выберет допустимый сегмент траектории (среди всех найденных возможных), который максимизирует общее время  $\Delta t_{\text{safe}} = \Delta t_{\text{move}} + \delta t_{\text{safe}}$ , где  $\Delta t_{\text{move}}$  время движения в сегменте. Примечательно, что  $\delta t_{\text{safe}}$  в точке  $\chi_e = (q_e, t_e)$  не может быть известно точно, прежде чем робот достигнет  $\chi_e$ , но его можно оценить с помощью  $d_{\min}(q_e, \tau) / v_{\max} - (t_e - \tau)$  для  $\tau < t_e$ , где  $d_{\min}(q_e, \tau)$  – минимальное расстояние между роботом и ТП. Поскольку  $\delta t_{\text{safe}}$  рассчитывается для точки  $\chi_e$  без столкновений, при  $\tau > t_e$ . Разработан метод расчета  $d_{\min}(q_e, \tau)$  между точечными препятствиями вблизи робота в точке  $\chi_e$ .

- отделением проверки столкновений (CFP) от оценки пригодности траектории.

Проверка столкновений постоянно происходит в фоновом режиме и дает информацию о свободной траектории, в то время как блок оценки пригодности просто использует эту информацию для вычисления значения функции пригодности, что гораздо быстрее, чем ранее.

#### Алгоритм 1 T-RAMP

инициализация исходных данных

$m$  – кол-во итераций зондирования в цикле планирования

$n$  – кол-во итераций планирования в цикле адаптации  
 $\Delta t_{\min}$  – шаг времени  
 $q_e$  – начальная конфигурация робота  
 $t_e$  – текущее время  $\tau$  ( $\tau$  – системное автоматически обновляемое время)  
 инициализация набора траекторий  $S$ , соединяющих начальную конфигурацию робота и конечную  
 $\Delta t_{\text{move}}=0$   
 $\delta t_{\text{safe}}=0$   
 while <робот достиг цели>do  
 одновременно зондирование, проверка столкновений, планирование и адаптация, движение:  
 зондирование: повторить снятие данных с датчика  
 планирование на каждом  $m$ -ой итерации зондирования или при остановке робота  
 if  $t_e < \tau$  then  
      $\Delta t = \max(\Delta t_{\text{move}} + \delta t_{\text{safe}}, \Delta t_{\min})$   
      $t_e = \tau + \min(mn\delta\tau, \Delta t)$   
     установить время начала всех траекторий  $S$  как  $t_e$   
 endif  
 изменить  $S$   
 адаптация при  $\tau = t_e$  или на каждом  $m$ -ой итерации зондирования  
 оценка траектории  $S$   
 $\Gamma_{\text{best}}$  – лучшая траектория  
 $q_e$  – последняя конфигурация на сегменте первой траектории без столкновений  
 $\Delta t_{\text{move}}$  – время необходимое роботу, для перехода к конфигурации  $q_e$   
 $t_e = \tau + \Delta t_{\text{move}} + \delta t_{\text{safe}}$   
 if  $\Delta t_{\text{move}} + \delta t_{\text{safe}} = 0$  then  
     небезопасный шаг, робот может столкнуться с препятствием  
 endif  
 проверка на столкновение: вызов алгоритма 2  
 движение: перемещение робота по траектории  $\Gamma_{\text{best}}$  за время  $\Delta t_{\text{move}}$   
endwhile

Алгоритм 2 проверка на столкновение

- 1: входные  $S$  траектории  $N$  сегмента, где каждый сегмент траектории  $i$ ,  $0 < i \leq N$ , представляет собой последовательность точек  $\chi_1^i, \chi_2^i, \dots$  продолжительностью  $m \cdot n \cdot \delta\tau$
- 2:  $C$  – последовательность точек  $\chi_1^1, \chi_1^2, \dots, \chi_1^N, \chi_2^1, \chi_2^2, \dots, \chi_2^N, \dots$
- 3: запуск CFP алгоритма для каждой точки,  $C$  и  $S$  не обновляются
- 4: результат – точки свободные от столкновений найдены для каждой из траекторий; вычислить и передать  $\delta t_{\text{safe}}$

В алгоритме 1 есть четыре одновременных шага, проверка на столкновение, планирование, адаптация и движение. Каждый цикл адаптации состоит из многократных циклов планирования. Каждая итерация цикла зондирования длится  $\delta t$ , которая определяется проектировщиком, таким образом новая информация полученная при каждом зондировании используется в CFP алгоритме, который в свою очередь вызывается в алгоритме 2, для проверки столкновения.

В каждом цикле адаптации робот одновременно перемещается вдоль допустимой траектории  $\Gamma_{\text{best}}$  и планирует свой следующий возможный сегмент, который начинается с конечной точки  $\chi_e = (q_e, t_e)$  из предыдущего допустимого сегмента  $\Gamma_{\text{best}}$ . Если

робот достиг  $\chi_e$ , а следующий сегмент не найден, то робот остановится, продолжая поиск возможной траектории. Если время остановки робота меньше  $\delta t_{\text{safe}}$ , значит остановка благополучная, иначе существует опасность столкновения остановившегося робота с другими объектами.

Константы  $m$  и  $n$  зависят от  $v_{\text{max}}$  препятствий и размера окружающей среды.

Следующие функции используются в алгоритме 1, в дополнение к алгоритму 2, для проверки на столкновение:

- инициализация пакета траекторий происходит случайным образом как в [16], создаются промежуточные конфигурации узла, между начальной и целевой конфигурацией;

- функция оценки значений для траектории, которая максимизирует время движения в сегменте траектории (чтобы обойтись без остановки) и минимизирует общее время движения;

- изменение изначально случайно выбранной траектории  $S$ , с помощью добавления, удаления или изменения координат конфигураций или узловых точек, оценка новой траектории и замена на лучшую.

#### Заключение

В результате объединения и улучшения алгоритмов CFP и RAMP, получили новый алгоритм T-RAMP, который позволяет планировать движение робота в режиме реального времени и уменьшает количество небезопасных остановок. Полученная методика дает возможность управлять роботом в условиях недетерминированной информации о внешней среде (неизвестные траектория и геометрия препятствий).

#### Литература

1. Vatcha, R., Xiao, J.: Perceived CT-space for motion planning in unknown and unpredictable environments. In: Intl. Workshop on the Algorithmic Foundations of Robotics, WAFR (December 2008)
2. Fiorini, P., Shiller, Z.: Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles. Intl. J. of Robotics Research, 760–772 (1998)
3. Large, F., Sckhavat, S., Shiller, Z., Laugier, C.: Using non-linear velocity obstacles to plan motions in a dynamic environment. In: IEEE Intl. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), pp. 734–739 (2002)
4. Elnagar, A., Gupta, K.: Motion prediction of moving objects based on autoregressive model. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics (Systems and Humans) 28(6), 803–810 (1998)
5. Chang, C.C., Song, K.-T.: Environment prediction for a mobile robot in a dynamic environment. IEEE Trans. on Robotics and Automation 13(6), 862–872 (1997)
6. Gallagher, G., Srinivasa, S.S., Bagnell, J.A., Ferguson, D.: Gatmo: a generalized approach to tracking movable objects. In: IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, pp. 2043–2048 (May 2009)
7. Ess, A., Leibe, B., Schindler, K., Gool, L.V.: Moving obstacle detection in highly dynamic scenes. In: IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, pp. 56–63 (May 2009)
8. Elnagar, A., Hussein, A.: An adaptive motion prediction model for trajectory planner systems. In: Intl. Conf. on Robotics and Automation, pp. 2442–2447 (September 2003)
9. Govea, V., Alejandro, D., Large, F., Fraichard, T., Laugier, C.: Moving obstacles' motion prediction for autonomous navigation. In: Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision (December 2004)

10. Cohen, J.D., Lin, M.C., Manocha, D., Ponamgi, M.: I-collide: An interactive and exact collision detection system for large-scale environments. In: Proc. of ACM Interactive 3D Graphics Conf., pp. 189–196 (1995)
11. Jiménez, P., Thomas, F., Torras, C.: 3D collision detection: A survey. *Computers and Graphics* 25, 269–285 (2000)
12. Lin, M.C., Gottschalk, S.: Collision detection between geometric models: A survey. In: Proc. of IMA Conf. on Mathematics of Surfaces, pp. 37–56 (1998)
13. Kushleyev, A., Likhachev, M.: Time-bounded lattice for efficient planning in dynamic environments. In: IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1662–1668 (May 2009)
14. Govea, V., Alejandro, D., Large, F., Fraichard, T., Laugier, C.: High-speed autonomous navigation with motion prediction for unknown moving obstacles. In: IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 82–87 (October 2004)
15. van den Berg, J., Ferguson, D., Kuffner, J.: Anytime path planning and replanning in dynamic environments. In: IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation, pp. 2366–2371 (May 2006)
16. Vannoy, J., Xiao, J.: Real-time Adaptive Motion Planning (RAMP) of mobile manipulators in dynamic environments with unforeseen changes. *IEEE Trans. on Robotics* 24(5), 1199–1212 (2008)
17. Murarka, A., Sridharan, M., Kuipers, B.: Detecting obstacles and drop-offs using stereo and motion cues for safe local motion. In: IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 702–708 (2008)
18. Caraffi, C., Cattani, S., Grisleri, P.: Off-road path and obstacle detection using decision networks and stereo vision. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems* 8(4), 607–618 (2007)
19. Bradley, D., Unnikrishnan, R., Bagnell, J.A.: Vegetation detection for driving in complex environments. In: IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation (April 2007)
20. Bellotto, N., Hu, H.: Multisensor-based human detection and tracking for mobile service robots. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics – Part B* 39(1), 167–181 (2009)
21. Vatcha, R., Xiao, J.: An efficient algorithm for on-line determination of collision-free configuration-time points directly from sensor data. In: IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation (May 2010)
22. Vatcha, R., Xiao, J.: Perceiving guaranteed continuously collision-free robot trajectories in an unknown and unpredictable environment. In: IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (October 2009)