

А. В. Доценко, аспирант, anton.dozenko@gmail.com,
Департамент механики и мехатроники Инженерной академии РУДН,
Российский университет дружбы народов, г. Москва

Синтез системы разрешения коллизий для группы роботов в парадигме обучения без учителя

Групповое взаимодействие роботов без коллизий является актуальной задачей в области робототехники и интеллектуальных систем управления. Предлагается новый подход к решению проблемы избегания коллизий в постановке задачи синтеза оптимальной системы управления с минимально доступной информацией. Предполагается, что роботы имеют некоторую область видимости. Если статические или динамические фазовые ограничения находятся в области видимости робота, то он может реагировать на них. По условию считается, что группа гомогенная, а система управления для достижения терминального состояния уже находится на борту роботов. Искомая система управления для разрешения коллизий отвечает за управление роботом во время нахождения ближайшего соседа в области видимости робота. В данной работе рассматривается совместное решение задачи уклонения от столкновения для двух роботов посредством одного блока управления без назначения приоритетов. Задача решается в условиях полного отсутствия информации о среде и текущем состоянии других роботов в каждый момент времени. Роботы способны лишь определить координаты ближайших соседей, за исключением угла поворота, если те находятся в области видимости рассматриваемого робота.

Описан вычислительный эксперимент с группой мобильных роботов в качестве объектов управления. В качестве аппроксиматора функции управления по состоянию была взята полносвязная искусственная нейронная сеть типа многослойный перцептрон. Оптимизация весов перцептрона осуществлялась в парадигме обучения без учителя, методом эволюционных стратегий. Выборка сценариев, на которой проводилась оптимизация, генерировалась случайно, в начале итерации по поколениям, в то время как качество полученных весов оценивалось на фиксированной тестовой выборке сценариев.

Результаты эксперимента подтверждают способность найденного перцептрона отображать относительное состояние двух мобильных роботов в оптимальное управление, которое позволяет уйти от столкновения, что подтверждают приведенные графики из экспериментальной части.

Ключевые слова: синтез системы управления, нейронные сети, управление группой роботов, разрешение коллизий

Введение

Задача разрешения коллизий не имеет унифицированную математическую постановку из-за наличия широкого набора технических решений, а также требований к входным данным. Как следствие, на эту тему было написано много работ, и сформировалась некоторая иерархия подходов.

В части работ рассматривается задача управления группой роботов с избеганием столкновений путем планирования траекторий [1]. Суть данного подхода заключается в поиске роботом оптимального или близкого к оптимальному пути, который обеспечивал бы движение в конечное состояние без столкновений с другими роботами. Относительно доступной в процессе планирования маршрутов информации, а также способа и характера проводимых вычислений планировщики разделяются на два класса — сопряженный и несвязный. Первый подход подразумевает формирование

совместного конфигурационного пространства [2—9]. Плюсом такого подхода является возможность обеспечить оптимальность взаимодействия группы в целом, однако его применение представляется затруднительным или даже невозможным в случае многочисленных групп роботов из-за высокой размерности сопряженного пространства конфигураций. Несвязное планирование маршрутов реализуется путем применения методик, рассчитывающих пути роботов независимо от других роботов [10]. При несвязном подходе общая задача планирования пути для группы роботов делится на подзадачи, что позволяет быстро находить хорошие решения за счет потери оптимальности для многочисленных коллективов роботов. Несвязный подход, в свою очередь, подразделяется на: а) централизованный и б) децентрализованный.

Несвязные централизованные подходы [11—13] подразумевают независимое планирование роботами путей с последующим сообщением координатору своих намерений. Независимо

от того, какие цели преследуются группой, для поиска оптимальных маршрутов могут использоваться одиночные планировщики. Центральный орган, распознав намерения роботов, принимает или отклоняет их. Необходимость координатора обусловлена тем фактом, что роботы располагают лишь информацией о локальной окрестности.

В основе несвязного децентрализованного подхода [14] лежит распределенная система, где каждый робот пытается решить задачу в своей зоне ответственности. Изначально планируются отдельные пути для роботов [15], а затем в ходе следования роботами вычисленными маршрутами применяются методы, направленные на предвосхищение и предотвращение конфликтных ситуаций.

В контексте несвязного подхода избегание столкновений между роботами реализуется путем а) приоритетного планирования и б) координирования маршрутов. При координировании маршрутов сначала осуществляется отдельное планирование независимых траекторий, а затем корректируется управление роботом для избегания столкновений во время движения по спланированным маршрутам [16–19]. В случае приоритетного планирования каждому роботу присваивается некий приоритет [20–22]. Затем в порядке убывания приоритета выбираются роботы, и для каждого выбранного робота планируется траектория, позволяющая избежать столкновения со статическими препятствиями, а также с ранее выбранными роботами, которые рассматриваются как динамические препятствия. Координирование осуществляется посредством регулирования движения и реактивных подходов. Идея регулирования движения [23–26] состоит в том, чтобы заранее определить правила движения, которым роботы должны следовать. Реактивные подходы [27–30] берут на вооружение методику потенциальных полей и так называемых скоростных препятствий для быстрого поиска в режиме реального времени.

На сегодняшний день имеются и другие, более современные подходы. К ним можно отнести обучение с подкреплением. В задаче управления группой роботов эта парадигма была применена в работах [31–37].

Данная работа является продолжением работы [38] и нацелена на создание единой системы разрешения коллизий, полученной посредством синтеза.

Постановка задачи

Пусть задана гомогенная группа объектов, описываемая следующей системой ОДУ:

$$\begin{cases} \dot{x}^i = \frac{(u_1^i + u_2^i) \cos(\theta^i)}{2}; \\ \dot{y}^i = \frac{(u_1^i + u_2^i) \sin(\theta^i)}{2}; \\ \dot{\theta}^i = \frac{(u_1^i - u_2^i)}{2}, \end{cases} \quad (1)$$

где n — число роботов, $u_i \in U \subseteq \mathbb{R}^m$; U — ограниченное замкнутое множество, $i = 1, \dots, n$. На управления роботов наложены ограничения

$$u_1^i, u_2^i \in [-1, 1]. \quad (2)$$

Пусть задано максимальное время моделирования t^+ , начальные состояния

$$x_i(0) = x_i^0, y_i(0) = y_i^0, \theta_i(0) = \theta_i^0, \quad (3)$$

и терминальные состояния

$$x_i(t_f), y_i(t_f), \theta_i(t_f), \quad (4)$$

где t_f — время моделирования, $x_i^0, y_i^0, \theta_i^0 \in X_0 \subseteq \mathbb{R}^n$, $x_i(t_f), y_i(t_f), \theta_i(t_f) \in X_f \subseteq \mathbb{R}^n$, $i = 1, \dots, n$.

Условие отсутствия коллизий для пары роботов записываем в виде неравенства

$$D_c = R_c - \sqrt{(x_i - x_{j \neq i})^2 + (y_i - y_{j \neq i})^2} < 0, \quad (5)$$

где i — индекс рассматриваемого робота; j — индекс ближайшего робота, $j = \arg \min \{ \sqrt{(x_i - x_{j \neq i})^2 + (y_i - y_{j \neq i})^2} \}$, R_c — радиус, задающий габаритные размеры робота, $i, j = 1, \dots, n$. Всякий раз, когда для двух роботов нарушается условие (5), будем считать, что произошла коллизия. Будем также считать, что два робота находятся в области видимости друг друга, т. е. находятся во взаимодействии, если выполняется условие

$$D_i = R_i - \sqrt{(x_i - x_{j \neq i})^2 + (y_i - y_{j \neq i})^2} > 0, \quad (6)$$

где R_i — радиус взаимодействия робота; i — индекс рассматриваемого робота; j — индекс ближайшего робота, $j = \arg \min \{ \sqrt{(x_i - x_{j \neq i})^2 + (y_i - y_{j \neq i})^2} \}$, $i, j = 1, \dots, n$.

Функционал качества задан в следующем виде:

$$J = t_f + \sum_{i=1}^n \sqrt{d_1^2 + d_2^2} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \int_0^{t_f} D_c dt \rightarrow \min, \quad (7)$$

где

$$\begin{aligned} d_1 &= x_i(t_f) - x_i(t); \\ d_2 &= y_i(t_f) - y_i(t), \\ t_f &= \begin{cases} t, & \text{если } t < t^+ \text{ и } \sum_{i=1}^n \sqrt{d_1^2 + d_2^2} < \varepsilon, \\ t^+ + \sum_{i=1}^n \sqrt{d_1^2 + d_2^2} & \text{иначе.} \end{cases} \end{aligned}$$

Наконец, искомое управление задается как функция, зависящая от состояния:

$$\dot{s} = f(s, u = h(s)). \quad (8)$$

Цель — найти для объектов управления, описываемых системой (1), функцию управления (8), удовлетворяющую функционалу качества (7) и доставляющую роботов в терминальные состояния (4) из начальных состояний (3) при наложенных ограничениях на управления (2), а также динамических фазовых ограничениях (5).

Нейросетевая система разрешения коллизий

Когда робот вступает во взаимодействие с другим роботом, активируется система разрешения коллизий, иначе объект продолжает находиться под контролем системы управления, доставляющей робота в терминальное состояние.

На вход системы разрешения коллизий, кроме отклонения от терминального состояния $s_i(t) = [x_{i,f} - x_i(t) \ y_{i,f} - y_i(t)]^T$, подается отклонение от текущего состояния соседа $s^N(t) = [x_i(t) - x_{j \neq i}(t) \ y_i(t) - y_{j \neq i}(t)]^T$. По условию роботы не могут знать направление движения соседа, поэтому было решено дополнить входной сигнал отклонением от состояния соседа в предыдущий момент времени $s^N(t-1) = [x_i(t-1) - x_{j \neq i}(t-1) \ y_i(t-1) - y_{j \neq i}(t-1)]^T$.

Во время движения робота, если выполняется условие (6), то активируется система разрешения коллизий, и в качестве входного сигнала на нее подается вектор, содержащий в себе следующие компоненты:

- отклонение от терминального состояния $s_i(t)$;
- отклонение от состояния соседнего робота $s^N(t)$ в текущий момент времени без учета угла, где $N = \arg \min \{ \sqrt{(x_i - x_{j \neq i})^2 + (y_i - y_{j \neq i})^2} \}$;

- отклонение от состояния соседнего робота $s^N(t-1)$ в предыдущий момент времени, без учета угла.

В ходе эксперимента была выбрана следующая архитектура искусственной нейронной сети:

- первый скрытый слой из 60 нейронов;
- второй скрытый слой из 60 нейронов;
- выходной слой с двумя нейронами.

Как было сказано выше, в качестве входного сигнала выступает общий вектор s , состоящий из компонент векторов $s_i(t)$, $s^N(t)$, $s^N(t-1)$. Векторизованные вычисления на первом скрытом слое с 60 нейронами и с набором весов $w_1, w_2, \dots, w_{60}$, $w_i = [w_{i1}, \dots, w_{i7}]^T$ можно описать следующим образом:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} y_1^1 \\ \vdots \\ y_{60}^1 \end{bmatrix} &= y^1 = f(W^1 s) = \begin{bmatrix} f((w_1^1)^T s) \\ \vdots \\ f((w_{60}^1)^T s) \end{bmatrix}; \\ W^1 &= \begin{bmatrix} w_1^1 \\ \vdots \\ w_{60}^1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{1,1}^1 & \dots & w_{1,7}^1 \\ \vdots & & \vdots \\ w_{60,1}^1 & \dots & w_{60,7}^1 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

где $f(x) = \max(0, x)$ — функция активации на данном слое. Выходной вектор первого слоя будет входным вектором для второго скрытого слоя, также состоящего из 60 нейронов:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} y_1^2 \\ \vdots \\ y_{60}^2 \end{bmatrix} &= y^2 = f(W^2 y^1) = \begin{bmatrix} f((w_1^2)^T y^1) \\ \vdots \\ f((w_{60}^2)^T y^1) \end{bmatrix}, \\ W^2 &= \begin{bmatrix} w_1^2 \\ \vdots \\ w_{60}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{1,1}^2 & \dots & w_{1,60}^2 \\ \vdots & & \vdots \\ w_{60,1}^2 & \dots & w_{60,60}^2 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

где $f(x) = \max(0, x)$ — функция активации на данном слое. Размерность конечного слоя совпадает с размерностью вектора управления:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} &= u = f(W^3 y^2) = \begin{bmatrix} f((w_1^3)^T y^2) \\ f((w_2^3)^T y^2) \end{bmatrix}, \\ W^3 &= \begin{bmatrix} w_1^3 \\ w_2^3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{1,1}^3 & \dots & w_{1,60}^3 \\ w_{2,1}^3 & \dots & w_{2,60}^3 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

где $f(x) = \tanh(x)$ — функция активации. Использование гиперболического тангенса на выходе персептрона мотивировано тем, что в этом случае нет необходимости проводить нормализацию выходного вектора.

Инициализацию весов на всех слоях проводили по схеме Ксавье Глоро [39] со следующим распределением при равномерной инициализации:

$$w_i \sim U \left[-\sqrt{\frac{6}{n_{in} + n_{out}}}, \sqrt{\frac{6}{n_{in} + n_{out}}} \right].$$

Алгоритм оптимизации весовых коэффициентов нейронной сети

Для оптимизации весовых коэффициентов персептрона в данной работе используется метод эволюционных стратегий [40]. В целях уменьшения дисперсии в эксперименте проводилась зеркальная выборка [41], т.е. оценивался функционал качества не только вектора ε , но также вектора $-\varepsilon$. Критически важным дополнением к алгоритму послужило ранговое преобразование функционала качества с помощью функции полезности [42]. В данной работе использовалась следующая функция полезности:

$$F(n) = \frac{\max \left(0, \log \left(\frac{\lambda}{2} + 1 \right) - \log n \right)}{\sum_{i=1}^{\lambda} \max \left(0, \log \left(\frac{\lambda}{2} + 1 \right) - \log i \right)}, \quad (9)$$

где n — порядковый номер вектора возмущения.

Алгоритм

Начало

Ввод: скорость обучения α , стандартное отклонение возмущающего сигнала σ , число эпох обучения E , число возмущений λ , число тестовых сценариев m , число тренировочных сценариев l , начальные весовые коэффициенты персептрона ψ_0 .

Сгенерировать m сценариев парных взаимодействий роботов с коллизиями и m сценариев без коллизий;

for $e \leftarrow 1$ to E *do*

сгенерировать l сценариев парных взаимодействий роботов с коллизиями и без коллизий;
сгенерировать возмущения $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_\lambda \sim N(0, I)$;

for $i \leftarrow 1$ to λ *do*

вычислить значение функционала для l сценариев $J_i(\psi_e + \sigma \varepsilon_i)$

End for;

отсортировать значения функционалов $\tilde{J}_i = (J_1 \leq \dots \leq J_\lambda)$;

осуществить переход от функционалов качества к значениям функции полезности $F = (F_1 \leq \dots \leq F_\lambda)$;

обновить веса нейронной сети

$$\psi_{e+1} \leftarrow \psi_e - \alpha \frac{1}{\lambda \sigma} \sum_{i=1}^{\lambda} F_i \varepsilon_i;$$

оценить значение функционала для m тестовых сценариев $J_i(\psi_e + \sigma \varepsilon_i)$;

End for

Вывод: персептрон с оптимизированными весовыми коэффициентами ψ^0 .

Конец

Компьютерное моделирование

В ходе компьютерного моделирования был проведен численный синтез системы разрешения коллизий на сгенерированных сценариях. После оптимизации весов многослойного персептрона система была протестирована на сценариях из тестовой выборки. В процессе оптимизации весовых коэффициентов нейронной сети использовались следующие значения гиперпараметров алгоритма: $\alpha = 0,01$, $\sigma = 0,44$, $E = 59$, $\lambda = 200$, $p = 5$ (штраф за столкновение). На рис. 1 представлены усредненные значения функционалов десяти сценариев взаимодействия роботов без коллизий (пунктирная линия с треугольным маркером) и усредненные значения функционалов десяти сценариев взаимодействия с коллизиями (сплошная линия)

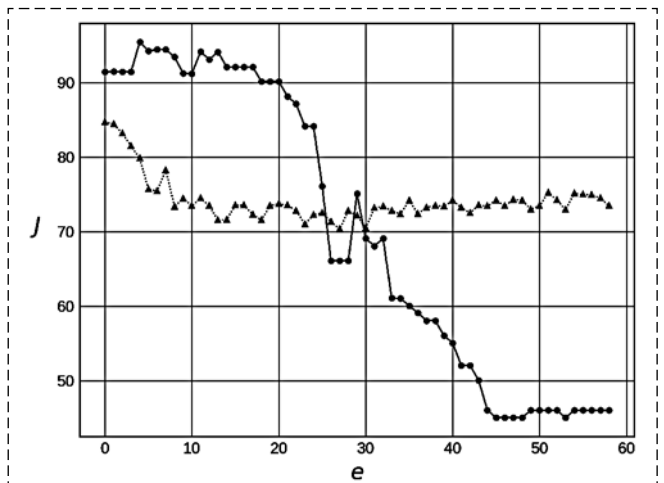


Рис. 1. Значения функционала на тестовых выборках

Fig. 1. Functional values of the testing samples

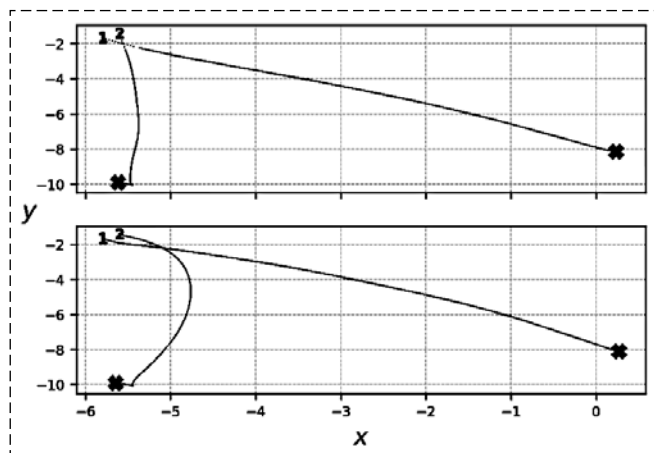


Рис. 2. Траектории роботов. Взаимодействие с коллизиями
Fig. 2. Robots trajectories. Interaction with collisions

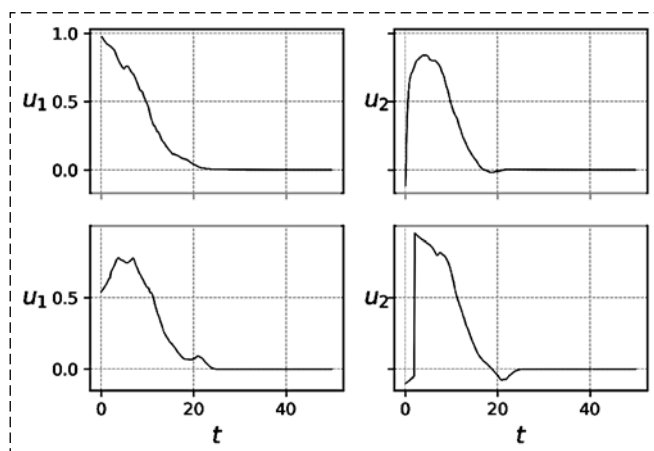


Рис. 3. Управления на гусеницах первого робота без персептрона (верхний ряд) и с персептроном (нижний ряд), соответствующие сценарию на рис. 2
Fig. 3. Controls on the tracks of the first robot without perceptron (top row) and with perceptron (bottom row), corresponding to the scenario in fig. 2

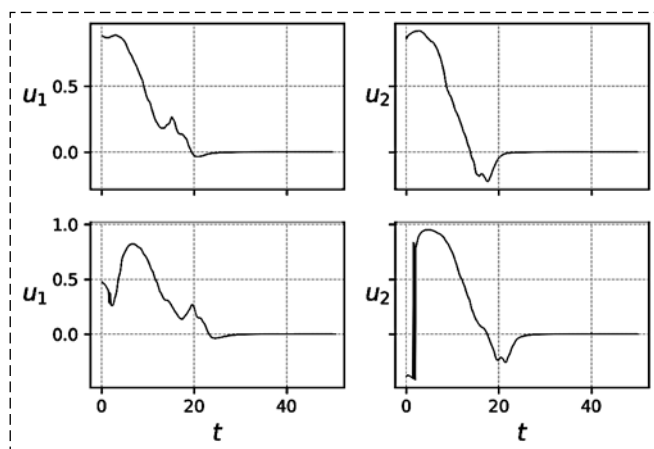


Рис. 4. Управления на гусеницах второго робота без персептрона (верхний ряд) и с персептроном (нижний ряд), соответствующие сценарию на рис. 2
Fig. 4. Controls on the tracks of the second robot without perceptron (top row) and with perceptron (bottom row), corresponding to the scenario in fig. 2

с круглым маркером) за 59 эпох оптимизации весовых коэффициентов.

На рис. 2 представлен сценарий взаимодействия пары роботов с коллизиями. Верхняя и нижняя части графика отображают траектории роботов для одного и того же набора начальных и терминальных состояний без персептрона и с персептроном соответственно. На рис. 2 пунктирной линией обозначены участки траекторий, где были зафиксированы коллизии. Сплошной линией отмечены участки траекторий без столкновений. Начальное состояние роботов обозначено цифрой, соответствующей их порядковому номеру, а терминальное состояние обозначено крестом. На рис. 3, 4 представлены графики функций управления роботов с системой разрешения коллизий в виде многослойного персептрона.

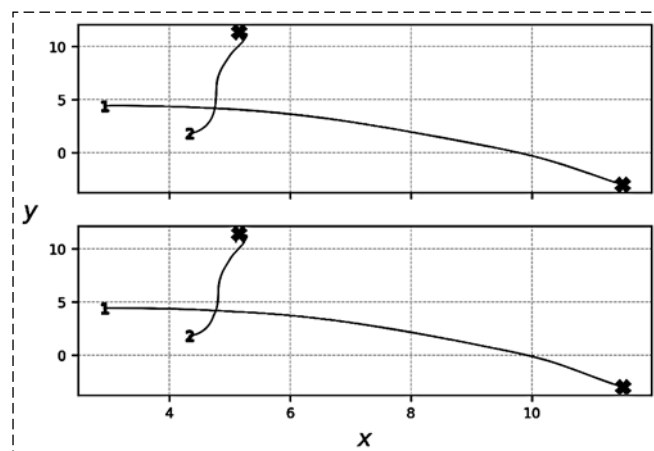


Рис. 5. Траектории роботов. Взаимодействие без коллизий
Fig. 5. Robots trajectories. Interaction without collisions

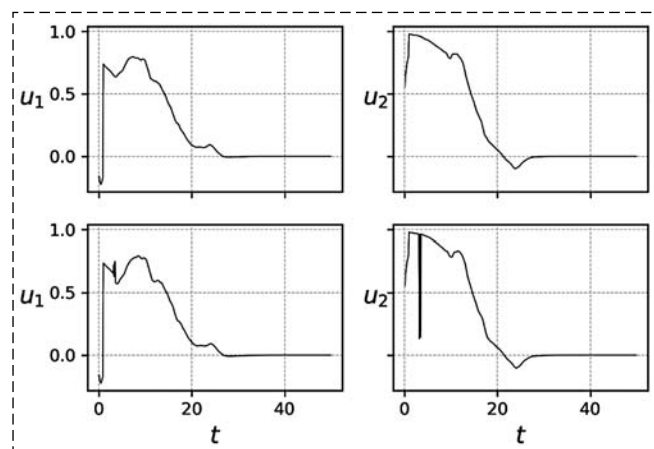


Рис. 6. Управления на гусеницах первого робота без персептрона (верхний ряд) и с персептроном (нижний ряд), соответствующие сценарию на рис. 5
Fig. 6. Controls on the tracks of the first robot without perceptron (top row) and with perceptron (bottom row), corresponding to the scenario in fig. 5

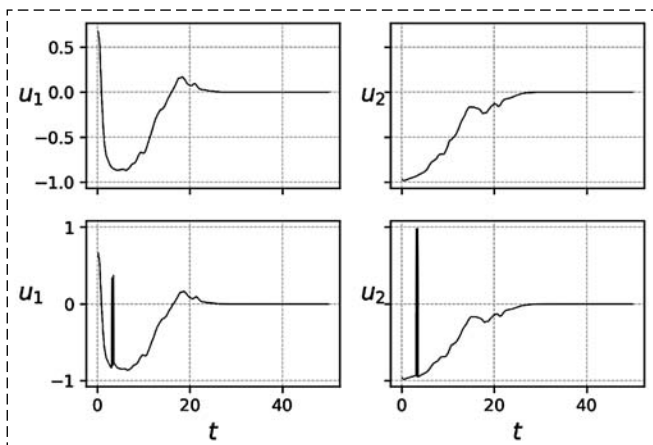


Рис. 7. Управления на гусеницах второго робота без перцептрона (верхний ряд) и с перцептроном (нижний ряд), соответствующие сценарию на рис. 5

Fig. 7. Controls on the tracks of the second robot without perceptron (top row) and with perceptron (bottom row), corresponding to the scenario in fig. 5

На рис. 5 представлен сценарий взаимодействия пар роботов без коллизий. На рис. 6, 7 показаны графики управления роботов, соответствующие рис.5 (без коллизий).

Рис. 2 с траекториями роботов демонстрирует способность оптимизированного многослойного перцептрона разрешать коллизии для сценариев из тестовой выборки. Более того, полученная система способна поддерживать оптимальную траекторию роботов в случае, когда роботы входят во взаимодействие, но не сталкиваются, о чем свидетельствует рис. 5.

Однако на некоторых сценариях перцептрон работает нестабильно, выдавая управление, которое приводит к столкновению роботов, или к ситуации, когда роботы не могут разъехаться, непрерывно колеблясь в некоторой локальной зоне.

Заключение

Решение задачи синтеза методами классической теории управления возможно только для линейных и узкого класса нелинейных систем. Активное развитие нейронных сетей позволяет решать задачу синтеза численно, не прибегая к методам из классической теории управления, что было продемонстрировано в экспериментальной части данной статьи.

Приведенный в данной статье подход является масштабируемым: несмотря на тот факт, что обучение происходит на парных взаимодействиях роботов, использовать полученный перцептрон можно также в случае многочисленной группы роботов.

Список литературы

1. LaValle S. M., Hutchinson S. A. Optimal Motion Planning for Multiple Robots Having Independent Goals // *IEEETrans. on Robotics and Automation*. 1998. 14(6). P. 912–925.
2. Barraquand J., Latombe J. C. Robot motion planning: A distributed representation approach // *The International Journal of Robotics Research*. 1991. Vol. 10, N. 6. P. 628–649.
3. Barraquand J., Latombe J. C. Controllability of Mobile Robots with Kinematic Constraints // *STANFORD UNIV CA DEPT OF COMPUTER SCIENCE*. 1990. N. STAN-CS-90-1317.
4. Brooks R. A., Lozano-Perez T. A subdivision algorithm in configuration space for findpath with rotation // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. N. 2. P. 224–233.
5. Faverjon B. Object level programming of industrial robots // *Proceedings, 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*. 1986. Vol. 3. P. 1406–1412.
6. Faverjon B., Tournassoud P. A local based approach for path planning of manipulators with a high number of degrees of freedom // *Proceedings. 1987 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*. 1987. Vol. 4. P. 1152–1159.
7. Barraquand J., Langlois B., Latombe J. C. Robot motion planning with many degrees of freedom and dynamic constraints // *The fifth international symposium on Robotics research*. 1991. P. 435–444.
8. Zhu D., Latombe J. C. New heuristic algorithms for efficient hierarchical path planning // *STANFORD UNIV CA DEPT OF COMPUTER SCIENCE*. 1989. N. STAN-CS-89-1279.
9. Parsons D., Canny J. A motion planner for multiple mobile robots // *Proceedings., IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*. 1990. P. 8–13.
10. LaValle S. M. Planning algorithms. Cambridge university press, 2006.
11. Sanchez G., Latombe J. C. Using a PRM planner to compare centralized and decoupled planning for multi-robot systems // *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 02CH37292), IEEE*. 2002. Vol. 2. P. 2112–2119.
12. Oh J. H., Park J. H., Lim J. T. Centralized decoupled path planning algorithm for multiple robots using the temporary goal configurations // *2011 Third International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation. IEEE*. 2011. P. 206–209.
13. Van Den Berg J., Snoeyink J., Lin M. C., Manocha D. Centralized path planning for multiple robots: Optimal decoupling into sequential plans // *Robotics: Science and systems*. 2009. Vol. 2, N. 2(5). P. 2–3.
14. Devasia S., Iamratanakul D., Chatterji G., Meyer G. Decoupled conflict-resolution procedures for decentralized air traffic control // *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*. 2011. Vol. 12, N. 2. P. 422–437.
15. Ермолов И. Л., Илюхин Ю. В., Собольников С. А. Планирование траекторий движения в группе автономных мобильных коммуникационных роботов // *Вестник МГТУ Станкин*. 2012. № 4. С. 96–100.
16. O'Donnell P. A., Lozano-Pérez T. Deadlock-free and collision-free coordination of two robot manipulators // *ICRA*. 1989. Vol. 89. P. 484–489.
17. Griswold N. C., Eem J. Control for mobile robots in the presence of moving objects // *IEEE Transactions on Robotics and Automation*. 1990. Vol. 6, N. 2. P. 263–268.
18. Pan T. J., Luo R. C. Motion planning for mobile robots in a dynamic environment with moving obstacles // *Proceedings, IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*. 1990. P. 578–583.
19. Rude M. Collision avoidance by using space-time representations of motion processes // *Autonomous Robots*. 1997, vol. 4, no. 1. P. 101–119.
20. Erdmann M., Lozano-Perez T. On multiple moving objects // *Algorithmica*. 1987. Vol. 2, N. 1–4. P. 477.
21. Bennewitz M., Burgard W., Thrun S. Finding and optimizing solvable priority schemes for decoupled path planning techniques for teams of mobile robots // *Robotics and autonomous systems*. 2002. Vol. 41, N. 2–3. P. 89–99.

22. **Clark C. M., Bretl T., Rock S.** Applying kinodynamic randomized motion planning with a dynamic priority system to multi-robot space systems // *Proceedings, IEEE Aerospace Conference, IEEE*. 2002. Vol. 7. P. 7.
23. **Grossman D. D.** Traffic control of multiple robot vehicles // *IEEE Journal on Robotics and Automation*. 1988. Vol. 4, N. 5. P. 491–497.
24. **Lumelsky V. J., Harinarayan K. R.** Decentralized motion planning for multiple mobile robots: The cocktail party model // *Autonomous Robots*. 1997. Vol. 4, N. 1. P. 121–135.
25. **Wang J., Beni G.** Distributed computing problems in cellular robotic systems // *EEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Towards a New Frontier of Applications, IEEE*. 1990. P. 819–826.
26. **Kato S., Nishiyama S., Takeno J.** Coordinating mobile robots by applying traffic rules // *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE*. 1992. Vol. 3. P. 1535–1541.
27. **Koren Y., Borenstein J.** Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation // *ICRA*. 1991. Vol. 2. P. 1398–1404.
28. **Kapadia M., Singh S., Hewlett W., Reinman G., Faloutsos P.** Parallelized egocentric fields for autonomous navigation // *The Visual Computer*. 2012. Vol. 28, N. 12. P. 1209–1227.
29. **Wang L., Li Z., Wen C., He R., Guo F.** Reciprocal Collision Avoidance for Nonholonomic Mobile Robots // 2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). IEEE. 2018. P. 371–376.
30. **Huang X., Zhou L., Guan Z., Li Z., Wen C., He R.** Generalized Reciprocal Collision Avoidance for Non-holonomic Robots // 2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE. 2019. P. 1623–1628.
31. **Long P., Liu W., Pan J.** Deep-learned collision avoidance policy for distributed multiagent navigation // *IEEE Robotics and Automation Letters*. 2017. Vol. 2, N. 2. P. 656–663.
32. **Matarić M. J.** Reinforcement learning in the multi-robot domain // *Robot colonies*. Springer, Boston, MA, 1997. P. 73–83.
33. **Stone P., Veloso M.** Multiagent systems: A survey from a machine learning perspective // *Autonomous Robots*. 2000. Vol. 8, N. 3. P. 345–383.
34. **Yang E., Gu D.** Multiagent reinforcement learning for multi-robot systems: A survey. tech. rep, 2004.
35. **Panaït L., Luke S.** Cooperative multi-agent learning: The state of the art // *Autonomous agents and multi-agent systems*. 2005. Vol. 11, N. 3. P. 387–434.
36. **Godoy J. E., Karamouzas I., Guy S. J., Gini M.** Adaptive learning for multi-agent navigation // *Proceedings of the 2015 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*. 2015. P. 1577–1585.
37. **Kretzschmar H., Spies M., Sprunk C., Burgard W.** Socially compliant mobile robot navigation via inverse reinforcement learning // *The International Journal of Robotics Research*. 2016. Vol. 35, N. 11. P. 1289–1307.
38. **Dotsenko A., Diveev A., Cevallos J. P. C.** Collision avoidance at swarm regrouping using modified network operator method with various number of arguments // 2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), IEEE. 2019. P. 768–773.
39. **Glorot X., Bengio Y.** Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks // *Proceedings of the thirteenth international conference on artificial intelligence and statistics*. 2010. P. 249–256.
40. **Salimans T., Ho J., Chen X., Sidor, S., Sutskever I.** Evolution strategies as a scalable alternative to reinforcement learning // *arXiv preprint arXiv:1703.03864*, 2017.
41. **Brockhoff D., Auger A., Hansen N., Arnold D. V., Hohm T.** Mirrored sampling and sequential selection for evolution strategies // *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*. Springer, Berlin, Heidelberg. 2010. P. 11–21.
42. **Wierstra D., Schaul T., Glasmachers T., Sun Y., Peters J., Schmidhuber J.** Natural evolution strategies // *The Journal of Machine Learning Research*, 2014. Vol. 15, N. 1. P. 949–980.

Collision Avoidance System Synthesis for a Group of Robots in Unsupervised Learning Paradigm

A. V. Dotsenko, anton.dozenko@gmail.com

People's Friendship University of Russia, Moscow, 117198, Russian Federation

Corresponding author: Dotsenko A. V., Postgraduate Student at Department of Mechanics and Mechatronics, Academy of Engineering, People's Friendship University of RussiaMoscow, 117198, Russian Federation, e-mail: anton.dozenko@gmail.com

Accepted on March 16, 2020

Abstract

Collision avoidance is very important problem in the domain of multi-robot interaction. In this paper we propose a new approach of collision avoidance in the context of the optimal control system synthesis problem definition with minimal information available. It is assumed that robots have a certain scope within which they can interact with static and dynamic phase constraints. A group of robots is considered to be homogeneous, and control system unit for reaching terminal states already available to robots. The control system which is responsible for collision avoidance is only activated when the nearest neighbor is located in the scope of the considered robot. The first important feature of this work is the fact that the collision avoidance between two robots is reciprocal with joint control system, without assigning priorities. Another key feature of this work is the complete absence of information about the environment and the current state of other robots at given time. Robots only share information with nearest neighbors if they locate in the scope of each other. We also present a computational experiment with mobile robots as control objects. A multilayer perceptron was used to approximate the control function. Weights of the perceptron were optimized in unsupervised paradigm by an algorithm belonging to the evolutionary strategies class. At the beginning of each epoch we generate a sample of collision scenarios for optimization, while the quality criterion of the achieved weights at the end of epoch is evaluated on a fixed test sample. Experimental results demonstrate strong ability of the optimized multilayer perceptron to map the relative state of two mobile robots to controls in order to avoid collisions.

Keywords: control system synthesis, neural networks, control of a group of robots, collision avoidance

For citation:

Dotsenko A. V. Reciprocal Collision Avoidance System Synthesis for a Group of Robots in Unsupervised Learning Paradigm, *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie*, 2020, vol. 21, no. 7, pp. 420–427.

DOI: 10.17587/mau.21.420-427

References

1. LaValle S. M., Hutchinson S. A. Optimal Motion Planning for Multiple Robots Having Independent Goals, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 1998, vol. 14, no. 6, pp. 912–925.
2. Barraquand J., Latombe J. C. Robot motion planning: A distributed representation approach, *The International Journal of Robotics Research*, 1991, vol. 10, no. 6, pp. 628–649.
3. Barraquand J., Latombe J. C. Controllability of Mobile Robots with Kinematic Constraints, *STANFORD UNIV CA DEPT OF COMPUTER SCIENCE*, 1990, no. STAN-CS-90-1317.
4. Brooks R. A., Lozano-Perez T. A subdivision algorithm in configuration space for findpath with rotation, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1985, no. 2, pp. 224–233.
5. Faverjon B. Object level programming of industrial robots, *Proceedings, 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*, 1986, vol. 3, pp. 1406–1412.
6. Faverjon B., Tournassoud P. A local based approach for path planning of manipulators with a high number of degrees of freedom, *Proceedings. 1987 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*, 1987, vol. 4, pp. 1152–1159.
7. Barraquand J., Langlois B., Latombe J. C. Robot motion planning with many degrees of freedom and dynamic constraints, *The Fifth International Symposium On Robotics Research*, 1991, pp. 435–444.
8. Zhu D., Latombe J. C. New heuristic algorithms for efficient hierarchical path planning, *STANFORD UNIV CA DEPT OF COMPUTER SCIENCE*, 1989, no. STAN-CS-89-1279.
9. Parsons D., Canny J. A motion planner for multiple mobile robots, *Proceedings., IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*, 1990, pp. 8–13.
10. LaValle S. M. Planning algorithms, Cambridge university press, 2006.
11. Sanchez G., Latombe J. C. Using a PRM planner to compare centralized and decoupled planning for multi-robot systems, *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation* (Cat. No. 02CH37292), IEEE, 2002, vol. 2, pp. 2112–2119.
12. Oh J. H., Park J. H., Lim J. T. Centralized decoupled path planning algorithm for multiple robots using the temporary goal configurations //2011 Third International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation. IEEE, 2011, P. 206–209.
13. Van Den Berg J., Snoeyink J., Lin M. C., Manocha D. Centralized path planning for multiple robots: Optimal decoupling into sequential plans, *Robotics: Science and Systems*, 2009, vol. 2, no. 2(5), P. 2–3.
14. Devasia S., Iamratanakul D., Chatterji G., Meyer G. Decoupled conflict-resolution procedures for decentralized air traffic control, *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 2011, vol. 12, no. 2, pp. 422–437.
15. Ermolov I. L., Iljuchin Ju. V., Sobolnikov S. A. Trajectory planning for autonomous mobile communicational robots, *Vestnik MGTU Stankin*, 2012, no. 4, pp. 96–100 (in Russian).
16. O'Donnell P. A., Lozano-Pérez T. Deadlock-free and collision-free coordination of two robot manipulators, *ICRA*, 1989, vol. 89, pp. 484–489.
17. Griswold N. C., Eem J. Control for mobile robots in the presence of moving objects, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1990, vol. 6, no. 2, pp. 263–268.
18. Pan T. J., Luo R. C. Motion planning for mobile robots in a dynamic environment with moving obstacles, *Proceedings, IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE*, 1990, pp. 578–583.
19. Rude M. Collision avoidance by using space-time representations of motion processes, *Autonomous Robots*, 1997, vol. 4, no. 1, pp. 101–119.
20. Erdmann M., Lozano-Perez T. On multiple moving objects, *Algorithmica*, 1987, vol. 2, no. 1–4, pp. 477.
21. Bennewitz M., Burgard W., Thrun S. Finding and optimizing solvable priority schemes for decoupled path planning techniques for teams of mobile robots, *Robotics and autonomous systems*, 2002, vol. 41, no. 2–3, pp. 89–99.
22. Clark C. M., Bretl T., Rock S. Applying kinodynamic randomized motion planning with a dynamic priority system to multi-robot space systems, *Proceedings, IEEE Aerospace Conference, IEEE*, 2002, vol. 7, pp. 7.
23. Grossman D. D. Traffic control of multiple robot vehicles, *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 1988, vol. 4, no. 5, pp. 491–497.
24. Lumelsky V. J., Harinarayan K. R. Decentralized motion planning for multiple mobile robots: The cocktail party model, *Autonomous Robots*, 1997, vol. 4, no. 1, pp. 121–135.
25. Wang J., Beni G. Distributed computing problems in cellular robotic systems, *EEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, Towards a New Frontier of Applications, IEEE*, 1990, pp. 819–826.
26. Kato S., Nishiyama S., Takeno J. Coordinating mobile robots by applying traffic rules, *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE*, 1992, vol. 3, pp. 1535–1541.
27. Koren Y., Borenstein J. Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation, *ICRA*, 1991, vol. 2, pp. 1398–1404.
28. Kapadia M., Singh S., Hewlett W., Reinman G., Faloutsos P. Parallelized egocentric fields for autonomous navigation, *The Visual Computer*, 2012, vol. 28, no. 12, pp. 1209–1227.
29. Wang L., Li Z., Wen C., He R., Guo F. Reciprocal Collision Avoidance for Nonholonomic Mobile Robots, *2018 15th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), IEEE*, 2018, pp. 371–376.
30. Huang X., Zhou L., Guan Z., Li Z., Wen C., He R. Generalized Reciprocal Collision Avoidance for Non-holonomic Robots, *2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), IEEE*, 2019, pp. 1623–1628.
31. Long P., Liu W., Pan J. Deep-learned collision avoidance policy for distributed multiagent navigation, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, vol. 2, no. 2, pp. 656–663.
32. Mataric M. J. Reinforcement learning in the multi-robot domain, *Robot colonies*, Springer, Boston, MA, 1997, pp. 73–83.
33. Stone P., Veloso M. Multiagent systems: A survey from a machine learning perspective, *Autonomous Robots*, 2000, vol. 8, no. 3, pp. 345–383.
34. Yang E., Gu D. Multiagent reinforcement learning for multi-robot systems: A survey. tech. rep, 2004.
35. Panait L., Luke S. Cooperative multi-agent learning: The state of the art, *Autonomous agents and multi-agent systems*, 2005, vol. 11, no. 3, pp. 387–434.
36. Godoy J. E., Karamouz S. I., Guy S. J., Gini M. Adaptive learning for multi-agent navigation, *Proceedings of the 2015 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, 2015, pp. 1577–1585.
37. Kretschmar H., Spies M., Sprunk C., Burgard W. Socially compliant mobile robot navigation via inverse reinforcement learning, *The International Journal of Robotics Research*, 2016, vol. 35, no. 11, pp. 1289–1307.
38. Dotsenko A., Diveev A., Cevallos J. P. C. Collision avoidance at swarm regrouping using modified network operator method with various number of arguments, *2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), IEEE*, 2019, pp. 768–773.
39. Glorot X., Bengio Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks, *Proceedings of the thirteenth international conference on artificial intelligence and statistics*, 2010, pp. 249–256.
40. Salimans T., Ho J., Chen X., Sidor S., Sutskever I. Evolution strategies as a scalable alternative to reinforcement learning, *arXiv preprint arXiv:1703.03864*, 2017.
41. Brockhoff D., Auger A., Hansen N., Arnold D. V., Hohm T. Mirrored sampling and sequential selection for evolution strategies, *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Springer, Berlin, Heidelberg, 2010, pp. 11–21.
42. Wierstra D., Schaul T., Glasmachers T., Sun Y., Peters J., Schmidhuber J. Natural evolution strategies, *The Journal of Machine Learning Research*, 2014, vol. 15, no. 1, pp. 949–980.