АЛГОРИТМ УПРАВЛЕНИЯ В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОЙ ИНФОРМАЦИИ О ВНЕШНЕЙ СРЕДЕ

Господ А. В.
Кафедра автоматизации технологических процессов и производств, Могилевский государственный университет продовольствия
Могилев, Республика Беларусь
E-mail: gospod_andrei@mail.ru

Разработан новый алгоритм идентификации недетерминированной информации о внешней среде. Для учета технологических ограничений промышленных роботов, отслеживанием перемещений целых точечных скоплений. Благодаря такому подходу удается получить параметрическое описание движения облака точек, но при этом принимаются допущения относительно размера или формы объектов, что приводит к ограничению числа классов объектов.

В робототехнике всё более популярной темой исследований становится понимание динамических свойств окружающей среды. Обнаружение движущихся объектов в поле зрения датчиков робота может, например, испортить локализацию или построение карты [1-3]. С другой стороны, новые подходы планирования направлены на навигацию в динамических средах [4,5]. Поэтому они сильно полагаются на оценки параметров движения объектов, которые потенциально могут помешать траектории робота. Широко распространенная группа методов касающихся оценки движения стремится к тому, чтобы отслеживать перемещение целых точечных скоплений [6]. Благодаря таким подходам удалось получить параметрическое описание движения облака точек, но они обычно принимают допущения относительно размера или формы объектов.

Предложен новый алгоритм получения 3D-модели технологических ограничений. Для серии наблюдений необходимо проводить оценку точечных измерений от статического или динамического объекта, исходя из чего моделирование ведется на основе распределения Гаусса. Основные недостатки стандартных методов изучения гауссовых смесей возникают из-за нестационарного характера динамичной окружающей среды. В связи с этим предложен поиск траектории движения робота в режиме реального времени, при этом не делается никаких предположений о количестве гауссианов в модели, и найденная траектория изменяется в условиях недетерминированной окружающей среды.

Предлагаемый алгоритм создает 3D-облако точек на основе данных от 2D-датчика. Данные от датчика z_t представлены в виде функции $(r_t, \vartheta_t, \varphi_t)$, где r_t – диапазон измерений; ϑ_t и φ_t – соответственно тангаж и рыскание лазерного луча в момент времени t. Предполагается, что r_t зависит от гауссовых шумов, имеем $r_t \sim N(\hat{r}_t, \sigma_r)$, где $\hat{r}$ – истинное расстояние между лазером и наблюдаемым объектом.

Так как не учитываем неопределенности ϑ и φ то представляем данные датчика как матрицу $N \times M$ с элементами c_{ij}, являющимися дискретизацией непрерывного пространства $S = [-\vartheta_{max}, \vartheta_{max}] \times [-\varphi_{max}, \varphi_{max}]$, где для тангажа и рыскания границы предопределенны. Таким образом, для каждого z_t можно вычислить вектор в 3D-координатах $z_t^{[i,j]}$, где i и j индексы элементов c_{ij}, соответствующие r_t.

Для математической формулировки данного вопроса введем бинарную фиксированную переменную x_t, которая принимает значение true, если наблюдение z_t соответствует динамическому объекту, в противном случае – false. Целью является оценка x_t в любой момент времени t, с учетом погрешностей измерения z_t. Поэтому формально мы находим $p(x_t|z_t)$ Предполагая статистическую независимость между всеми диапазонами изображений элементов, можно оценить апостериорную вероятность для измеренного диапазона динамического объекта $\bar{x}_t = x_t^{[i,j]}$ с учетом диапазона изображения $\bar{z}_t = z_t^{[i,j]}$:

$$p(\bar{x}_t|\bar{z}_t) = \prod_{i,j} p(x_i^{[i,j]}, z_i^{[i,j]}) \qquad (1)$$

Чтобы определить x_t, предполагаем, что каждое наблюдение обусловлено одним из K объектов, которые может быть статическими или динамическими. Слепая зона лазера моделируется с помощью нормального распределения $N(\mu_k, \sigma_k)$, где μ_k - математические ожидание, а σ_k – дисперсия, и $k \in (1, ..., K)$. Для каждого элемента, таким образом, моделируется свой набор параметров модели, которые в дальнейшем будем обозначать $\Theta = (K, \mu_1, ..., \mu_K, \sigma_1, ..., \sigma_K)$. Для выражения факта соответствия z_t объекту k, введем бинарную переменную g_k^t, где только один g_k^t может быть истинно для любого z_t.

Предложенная модель изменяется в режиме реального времени. Следовательно Θ_t представляет собой набор параметров, полученных в каждый момент времени. Параметры модели неизвестны как и x_t, и должны быть выведены. То есть, в каждый момент времени будет возникать вопрос, как обновить предыдущую оценку параметров Θ_{t-1}, с учетом последних наблюдений z_t. Поэтому Θ_t и Θ_{t-1} должны быть определены в вероятностной интерпретации, и переписаны апостериорные элементы из (1) в виде:

$$p(x_t, \Theta_t | z_t, \Theta_{t-1}) =$$

$$= p(x_t | z_t, \Theta_t, \Theta_{t-1}) p(\Theta_t | z_t, \Theta_{t-1}) =$$

$$= p(x_t | z_t, \Theta_t) p(\Theta_t | z_t, \Theta_{t-1}) \qquad (2)$$

Таким образом (2) описывает модель Θ_t, что дает полное описание основного процесса. В (2) имеется два условных оператора, которые необходимы для нахождения апостериорных элементов. Первый условный оператор описывает назначение бинарных состояний x_t, предполагая, что все параметры Θ_t известны. Поэтому должен быть введен второй, определяющий вероятность динамики и, который включает в себя искомую модель Θ_t, полученную из данных z_t , и Θ_{t-1}. Таким образом, получили алгоритм корректировки.

Предложенный алгоритм использует две вспомогательных функции. Первая корректирует гауссиан, последовательно определяя среднее арифметическое и дисперсию из лучших кандидатов гауссианов относительно r_t. Вторая функция следит за устойчивостью смеси – это абстрактный механизм присоединения гауссианов, которые разделяют значительную долю фиксированного пространства. Это следует из природы плотности смеси $p(z_t|\Theta_t)$, которая фактически является шумом модели среды, обусловленным несовершенством датчика, отображенным в новых гауссианах исключительно априорно. Фактически дисперсия каждого гауссиана может выйти за пределы начальной неопределенности, например, при определении прерывистой поверхности.

В качестве исходных данных алгоритм для последовательной корректировки параметров принимает диапазон измерений r_t и соответствующее распределение смеси клеток M_{t-1}, а взамен выдает скорректированную плотность.

Алгоритм. Коррекритовка смеси (M_{t-1}, r_t):
Ввод: Гауссова смесь
$M_{t-1} = (n^1_{t-1}, \Theta^1_{t-1}, ..., n^K_{t-1}, \Theta^K_{t-1})$
Ввод: Показания датчика r_t
Вывод: Скорректированная гауссовая смесь
$M_{cand} \leftarrow \varnothing$
for each $n^k_{t-1}, \Theta^k_{t-1}$ do
вычислить $d_k(r_t)$ и d^{min}_k
if $d_k(r_t) < d^{min}_k$ then
$M_{cand} \leftarrow M_{cand} \cup (n^k_{t-1}, \Theta^k_{t-1})$
end if
next
if $M_{cand} \leftarrow \varnothing$ then
$(n^k_{t-1}, \Theta^k_{t-1}) \leftarrow$ минимальный аргумент $d_1(r_t)$
$(n^1_{t-1}, \Theta^1_{t-1}) \in M_{cand}$
$M_t \leftarrow \frac{M_{t-1}}{(n^k_{t-1}, \Theta^k_{t-1})}$
$n^k_t \leftarrow n^k_{t-1} + 1$
$\Theta^k_t \leftarrow$ скорректированный гауссиан (Θ^k_{t-1}, r_t)
$M_t \leftarrow M_t \cup (n^k_t, \Theta^k_t)$
else
$n^{k+1}_t \leftarrow 1$
$\Theta^{k+1}_t \leftarrow (\mu^{k+1}_t \leftarrow r_t, \sigma^{k+1}_t \leftarrow sigma_t)$
$M_t \leftarrow M_{t-1} \cup (n^{k+1}_t, \Theta^{k+1}_t)$
end if

Список литературы

1. Biber, P., Duckett, T.: Dynamic maps for long-term operation of mobile service robots. In: Proc. of Robotics: Science and Systems, RSS (2005).
2. Burgard, W., Stachniss, C., Hahnel, D.: Mobile robot map learning from range data in dynamic environments. STAR, vol. 35 (2007).
3. Schulz, D., Burgard,W.: Probabilistic state estimation of dynamic objects with a moving mobile robot. Robotics and Autonomous Systems 34(2-3), 107–115 (2001).
4. Roy, N., Burgard, W., Fox, D., Thrun, S.: Coastal navigation: Mobile robot navigation with uncertainty in dynamic environments. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 35–40. Citeseer (1999).
5. Jensen, B., Philippsen, R., Siegwart, R.: Motion detection and path planning in dynamic environments. In: Workshop Proceedings Reasoning with Uncertainty in Robotics, International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI (2003).
6. Luber, M., Arras, K., Plagemann, C., Burgard, W.: Classifying dynamic objects: An unsupervised learning approach. In: Robotics: Science and Systems IV, p. 270 (2009).