

1. はじめに

自動運転のためのデジタル地図には、交通規則に従い適切な位置を自動車が行くための経路情報が含まれている。この経路情報は手作業で作成されているため、人的コストがかかる。経路生成手法の一つである SC-RRT* [1] は目的地までのコストが最小になる経路生成を実現している。しかし、人の経路を生成するためのコストが定義されているため、自動車には適さない。そこで、本研究では、デジタル地図の経路情報の自動生成に向けて、自動車のためのコストを導入した SC-RRT*による経路生成手法を提案する。

2. SC-RRT*

観測した経路情報にシーンコンテキストを反映した SC-RRT* (Scene Context-aware Rapidly-exploring Random Tree) が提案されている。シーンコンテキストは、車道や歩道、建物などの周囲の環境である。この手法は、シーンコンテキストから生成された特徴マップと人の移動経路データから式 (1) のコスト c_p が低くなるような重み w を学習し、Optimal Rapidly-exploring Random Tree (RRT*) [2] により最適な経路を生成する。

$$c_p(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \sum_{t=1}^T \mathbf{w}^T \mathbf{f}(x_t) + \theta \sum_{t=1}^{T-1} \|x_t - x_{t+1}\|_2 \quad (1)$$

第 1 項がシーンコンテキストであり、 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_T)$ は経路の座標列、 $\mathbf{f}(x_t) = (f_1(x_t), \dots, f_m(x_t))$ は座標 x_t で得られる特徴ベクトルである。また、人は目的地まで無駄のない最短経路を移動するため、第 2 項の経路の長さに対する正則化項がある。 θ は正則化項の強さを表すスケールパラメータである。

3. 提案手法

デジタル地図では経路を生成する対象が車であり、右折時や交差点の形状によっては迂回した経路を生成する必要がある。そこで本研究では、自動車が右折時に近づく交差点中心に着目し、第 3 項目に経路と交差点中心との距離に対する正則化項を追加したコストを式 (2) のように定義する。

$$c_p(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \sum_{t=1}^T \mathbf{w}^T \mathbf{f}(x_t) + \theta \sum_{t=1}^{T-1} \|x_t - x_{t+1}\|_2 + c\alpha \sum_{t=1}^T \|x_t - x_{center}\|_2 \quad (2)$$

c は経路が右折時に 1、直進と左折時に 0 となる変数である。 α は第 3 項の強さを表すスケールパラメータである。提案手法では、経路上の座標 x_t と交差点中心の座標 x_{center} との距離を求め、コストに加えることで、右折時に交差点中心に近づく経路生成を実現する。

4. 交差点データセットの作成

自動車の経路生成のための交差点データセットを作成する。データセットには、交差点画像、シーンラベル、経路及び交差点中心座標が含まれる。交差点データセットの例を図 1 に示す。

交差点画像には GoogleMaps の航空写真を用いる。画像サイズ 640×640 [pixels] の交差点を含んだ画像を 100 枚取得し、交差点内の全ての停止線が入る程度に切り取った。シーンラベルとして、交差点画像の各領域を障害物、車道の線、道路、交差点中心、ゼブラゾーン、横断歩道、停止線の 7 つに分類した。

次に、交差点画像中において考えられる全ての経路を予め経路情報として与え、合計 1,417 サンプルを収集した。データセットには、直進が 472 サンプル、左折が 471 サンプル、右折が 474 サンプル含まれる。また 100 枚の交差点画像全ての交差点中心座標も与えている。

5. 評価実験

提案手法を用いた経路生成を評価する。

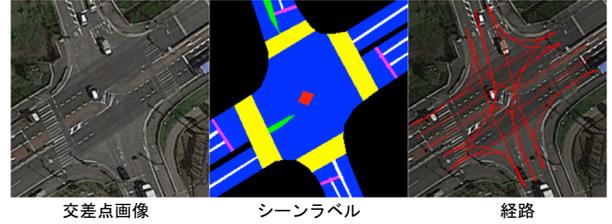


図 1: 交差点データセットの例

5.1. 実験概要

本実験では、前述のデータセットを使用して、提案手法の有効性を示す。100 枚の画像の内、学習に 80 枚 (1,163 サンプル)、評価に 20 枚 (254 サンプル) を用いる。SC-RRT* のパラメータは、探索木の長さを 10 [pixel]、サンプリング回数を 1,000 回、ゴールサンプリング確率を 5% とする。また、式 (2) の第 2 項の θ と第 3 項の α を変化させて比較を行う。定量的な評価指標には、真値と生成した経路のハウスドルフ距離の誤差 [pixel] を用いる。

5.2. 実験結果

生成した経路に対する精度を表 1 に示す。従来手法は、 $\theta = 0.7$ の場合に最も誤差が小さくなった。一方、提案手法は、 $\theta = 0.7$ とした場合、従来手法よりも誤差を削減している。また、 $\theta = 0.8$ および $\alpha = 0.9$ とした場合に最も誤差が小さく高い精度を達成した。

表 1: 評価結果

手法	θ	α	誤差 [pixel]
SC-RRT*	1.0	-	11.691
	0.7	-	11.569
提案手法	0.7	1.0	9.437
	0.8	1.0	9.319
	0.8	0.9	9.296

従来手法と提案手法による経路生成の結果例を図 2 に示す。図 2(a), (b) の左折と直進では、どの手法でも真値に近い結果が得られた。しかし、図 2(c) の右折では、従来手法の SC-RRT* ($\theta = 1.0$) と SC-RRT* ($\theta = 0.7$) が交差点中心から離れた経路を生成しているのに対し、提案手法の SC-RRT* ($\theta = 0.8, \alpha = 1.0$) と SC-RRT* ($\theta = 0.8, \alpha = 0.9$) では真値に近い経路が生成されている。また、SC-RRT* ($\theta = 0.7, \alpha = 1.0$) も真値に近い経路が生成されているが、交差点中心を超えた経路が生成されたため、経路情報として適していない。これらの結果から提案手法の SC-RRT* ($\theta = 0.8, \alpha = 0.9$) が自動運転車のための経路として最適であることがわかる。

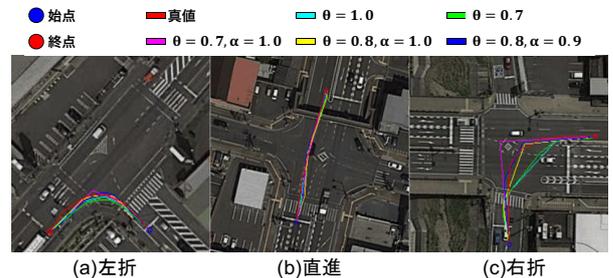


図 2: 経路生成の結果例

6. おわりに

本研究では、デジタル地図生成のためのデータセットの作成と自動運転のための交差点の経路生成手法を提案した。提案手法のパラメータによる精度を比較し、自動車に適した経路生成を実現した。今後は、滑らかな経路が生成できるような正則化項の追加を検討する。

参考文献

- [1] 平川翼 等, “シーンコンテキストを考慮した RRT による経路生成”, 日本ロボット学会学術講演会, 2018.
- [2] S. Karaman, *et al.*, “Incremental samplingbased algorithms for optimal motion planning”, RSS, 2010.