Deep Closest Point

Nikolay Tsoy, Vojtěch Nydrle

2. ledna 2020

Zadání

Zadání

Tema OJ1:

 Vyzkoušet DCP (https://arxiv.org/abs/1905.03304) na real-world datech jako náhrada standardního SLAM algoritmu.

Zadání

Tema OJ1:

 Vyzkoušet DCP (https://arxiv.org/abs/1905.03304) na real-world datech jako náhrada standardního SLAM algoritmu.

- Deep Closest Point
- Deep Learning náhrada ICP

Iterační algoritmus

Iterační algoritmus

lacksquare určuje $oldsymbol{\mathsf{R}}_{\mathsf{x}\mathsf{y}}$ a $ec{t}_{\mathsf{x}\mathsf{y}}$ mezi množinami bodů X a Y

$$X = {\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N} \subset \mathbb{R}^3$$

$$Y = {\vec{y}_1, \ldots, \vec{y}_N} \subset \mathbb{R}^3$$

■ Y vznikne otočením a posunutím X

Iterační algoritmus

- lacktriangle určuje lacktriangle určuje lacktriangle a lacktriangle mezi množinami bodů X a Y
 - $X = {\vec{x}_1, \ldots, \vec{x}_N} \subset \mathbb{R}^3$
 - $Y = {\vec{v}_1, \ldots, \vec{v}_N} \subset \mathbb{R}^3$
 - \mathbf{Y} vznikne otočením a posunutím X
- tak aby $E(\mathbf{R}_{xv}, \vec{t}_{xv})$ byla minimální
 - $E(\mathbf{R}_{xy}, \vec{t}_{xy}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} ||\mathbf{R}_{xy} \vec{x}_i + \vec{t}_{xy} \vec{y}_{m(x_i)}||^2$
 - $\mathbf{m}(x_i) = \underset{i}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{R}_{xy}^{i-1} \vec{x}_i + \vec{t}_{xy} \vec{y}_j\|^2$

1 nelze optimalizovat \mathbf{R}_{xy} , \vec{t}_{xy} i m najednou

- **1** nelze optimalizovat \mathbf{R}_{xy} , \vec{t}_{xy} i m najednou
- $oxed{2}$ v jednom kroku optimalizuje m a v dalším $old R_{xy}$ a $ec t_{xy}$

- **1** nelze optimalizovat \mathbf{R}_{xy} , \vec{t}_{xy} i m najednou
- f 2 v jednom kroku optimalizuje m a v dalším ${f R}_{xy}$ a $ec t_{xy}$
- 3 velmi často najde jen lokální optimum

- **1** nelze optimalizovat \mathbf{R}_{xy} , \vec{t}_{xy} i m najednou
- f 2 v jednom kroku optimalizuje m a v dalším ${f R}_{xy}$ a $ec t_{xy}$
- 3 velmi často najde jen lokální optimum
- 4 neuvažuje zajímavost některých bodů

- 1 nelze optimalizovat \mathbf{R}_{xy} , \vec{t}_{xy} i m najednou
- f 2 v jednom kroku optimalizuje m a v dalším ${f R}_{xy}$ a $ec t_{xy}$
- 3 velmi často najde jen lokální optimum
- 4 neuvažuje zajímavost některých bodů
- 5 neporadí si se šumem a řídkostí měření

1 nejprve stanoví $m(x_i)$

- 1 nejprve stanoví $m(x_i)$
- **2** z odpovídajících si \vec{x}_i a $\vec{y}_i \in \mathbb{R}^3$ vypočte \mathbf{R}_{xy} a \vec{t}_{xy}

- 1 nejprve stanoví $m(x_i)$
- $oldsymbol{2}$ z odpovídajících si $ec{x}_i$ a $ec{y}_i \in \mathbb{R}^3$ vypočte $oldsymbol{R}_{xy}$ a $ec{t}_{xy}$

$$\vec{\mathbf{x}}_{c} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \vec{\mathbf{x}}_{i}, \ \vec{\mathbf{y}}_{c} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \vec{\mathbf{y}}_{i}$$

- 1 nejprve stanoví $m(x_i)$
- $oldsymbol{2}$ z odpovídajících si $ec{x}_i$ a $ec{y}_i \in \mathbb{R}^3$ vypočte $oldsymbol{R}_{xy}$ a $ec{t}_{xy}$

$$\vec{x}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \vec{x}_i, \ \vec{y}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \vec{y}_i$$

4
$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^{N} (\vec{x}_i - \vec{x}_c)(\vec{y}_{m(x_i)} - \vec{y}_c)^T = \mathbf{USV}^T$$

- 1 nejprve stanoví $m(x_i)$
- $oldsymbol{2}$ z odpovídajících si $ec{x}_i$ a $ec{y}_i \in \mathbb{R}^3$ vypočte $oldsymbol{R}_{xy}$ a $ec{t}_{xy}$

$$\vec{x}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \vec{x}_i, \ \vec{y}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \vec{y}_i$$

4
$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^{N} (\vec{x}_i - \vec{x}_c)(\vec{y}_{m(x_i)} - \vec{y}_c)^T = \mathbf{USV}^T$$

$$\mathbf{5} \; \; \mathbf{R}_{xy} = \mathbf{V} \mathbf{U}^T, \; \vec{t}_{xy} = \vec{y}_c - \mathbf{R}_{xy} \vec{x}_c$$

1 PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou

- PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou
- 2 generuje $F_X = \{\vec{x}_1^L, \dots, \vec{x}_N^L\} \subset \mathbb{R}^P$ a $F_Y = \{\vec{y}_1^L, \dots, \vec{y}_N^L\} \subset \mathbb{R}^P$

- PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou
- 2 generuje $F_X=\{ec{x}_1^L,\ldots,ec{x}_N^L\}\subset\mathbb{R}^P$ a $F_Y=\{ec{y}_1^L,\ldots,ec{y}_N^L\}\subset\mathbb{R}^P$
- \vec{x}_i^L a \vec{y}_i^L "sémanticky"popisují bod \vec{x}_i a \vec{y}_i

- PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou
- 2 generuje $F_X=\{ec x_1^L,\dots,ec x_N^L\}\subset\mathbb{R}^P$ a $F_Y=\{ec y_1^L,\dots,ec y_N^L\}\subset\mathbb{R}^P$
- $\vec{\mathbf{x}}_i^L$ a \vec{y}_i^L "sémanticky"popisují bod \vec{x}_i a \vec{y}_i
- $m(x_i) = \operatorname{softmax}(F_Y x_i^{L^T})$

- PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou
- 2 generuje $F_X=\{ec x_1^L,\ldots,ec x_N^L\}\subset\mathbb{R}^P$ a $F_Y=\{ec y_1^L,\ldots,ec y_N^L\}\subset\mathbb{R}^P$
- \vec{x}_i^L a \vec{y}_i^L "sémanticky"popisují bod \vec{x}_i a \vec{y}_i
- $m(x_i) = \operatorname{softmax}(F_Y x_i^{L^T})$
- taky poznáváme podobné body ne podle barvy a polohy ale podle významu

Učení:

1
$$L = \|\mathbf{R}_{xy}^T \mathbf{R}_{xy}^g - I\|^2 + \|\vec{t}_{xy} - \vec{t}_{xy}^g\|^2 + \lambda \|\theta\|$$

2 \mathbf{R}_{xy}^g a \vec{t}_{xy}^g popisují skutečnou transformaci, θ jsou parametry CNN

Učení:

$$1 L = \|\mathbf{R}_{xy}^T \mathbf{R}_{xy}^g - I\|^2 + \|\vec{t}_{xy} - \vec{t}_{xy}^g\|^2 + \lambda \|\theta\|$$

2 \mathbf{R}_{xy}^g a \vec{t}_{xy}^g popisují skutečnou transformaci, θ jsou parametry CNN

Závěr autorů:

Učení:

$$1 L = \|\mathbf{R}_{xy}^T \mathbf{R}_{xy}^g - I\|^2 + \|\vec{t}_{xy} - \vec{t}_{xy}^g\|^2 + \lambda \|\theta\|$$

2 \mathbf{R}_{xy}^{g} a \vec{t}_{xy}^{g} popisují skutečnou transformaci, θ jsou parametry CNN

Závěr autorů:

DCP je dost spolehlivý na určení kvalitního výstupu v jednom běhu, ale nechá se ještě doplnit ICP.

Učení:

$$1 L = \|\mathbf{R}_{xy}^T \mathbf{R}_{xy}^g - I\|^2 + \|\vec{t}_{xy} - \vec{t}_{xy}^g\|^2 + \lambda \|\theta\|$$

2 \mathbf{R}_{xy}^{g} a \vec{t}_{xy}^{g} popisují skutečnou transformaci, θ jsou parametry CNN

Závěr autorů:

- DCP je dost spolehlivý na určení kvalitního výstupu v jednom běhu, ale nechá se ještě doplnit ICP.
- 2 Může být snadno použit ve složitějších například SALM

Naše práce

Naše práce

Dataset:

■ "KITTI Vision"22 sekvencí k 11 se skutečnou pozici

Naše práce

Dataset:

- "KITTI Vision"22 sekvencí k 11 se skutečnou pozici
- na jedné sekvenci jsme učily a druhé testovaly

Dosažené výsledky

Možné zlepšení

Děkuji za pozornost