

Deep Closest Point

Nikolay Tsoy, Vojtěch Nydrle

3. 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.

DCP

- Deep Closest Point
- Deep Learning náhrada ICP

ICP

ICP

Iterační algoritmus

ICP

Iterační algoritmus

- určuje \mathbf{R}_{xy} a \vec{t}_{xy} mezi množinami bodů X a Y
 - $X = \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_N\} \subset \mathbb{R}^3$
 - $Y = \{\vec{y}_1, \dots, \vec{y}_N\} \subset \mathbb{R}^3$
 - Y vznikne otočením a posunutím X

ICP

Iterační algoritmus

- určuje \mathbf{R}_{xy} a \vec{t}_{xy} mezi množinami bodů X a Y

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

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

- Y vznikne otočením a posunutím X

- tak aby $E(\mathbf{R}_{xy}, \vec{t}_{xy})$ byla minimální

- $$E(\mathbf{R}_{xy}, \vec{t}_{xy}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{R}_{xy} \vec{x}_i + \vec{t}_{xy} - \vec{y}_{m(x_i)}\|^2$$

- $$m(x_i) = \operatorname{argmin}_j \|\mathbf{R}_{xy} \vec{x}_i + \vec{t}_{xy} - \vec{y}_j\|^2$$

Problémy ICP

Problémy ICP

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

Problémy ICP

- 1 nelze optimalizovat \mathbf{R}_{xy} , \vec{t}_{xy} i m najednou
- 2 v jednom kroku optimalizuje m a v dalším \mathbf{R}_{xy} a \vec{t}_{xy}

Problémy ICP

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

Problémy ICP

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

Problémy ICP

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

DCP

DCP

- 1 nejprve stanoví $m(x_i)$

DCP

- 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}

DCP

- 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}
- 3 $\vec{x}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{x}_i$, $\vec{y}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{y}_i$

DCP

- 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}
- 3 $\vec{x}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{x}_i$, $\vec{y}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{y}_i$
- 4 $\mathbf{H} = \sum_{i=1}^N (\vec{x}_i - \vec{x}_c)(\vec{y}_{m(x_i)} - \vec{y}_c)^T = \mathbf{USV}^T$

DCP

- 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}
- 3 $\vec{x}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{x}_i$, $\vec{y}_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \vec{y}_i$
- 4 $\mathbf{H} = \sum_{i=1}^N (\vec{x}_i - \vec{x}_c)(\vec{y}_{m(x_i)} - \vec{y}_c)^T = \mathbf{USV}^T$
- 5 $\mathbf{R}_{xy} = \mathbf{VU}^T$, $\vec{t}_{xy} = \vec{y}_c - \mathbf{R}_{xy}\vec{x}_c$

DCP - nalezení $m(x_i)$

DCP - nalezení $m(x_i)$

- 1 PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou

DCP - nalezení $m(x_i)$

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

DCP - nalezení $m(x_i)$

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

DCP - nalezení $m(x_i)$

- 1 PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou
- 2 generuje $F_X = \{\vec{x}_1^L, \dots, \vec{x}_N^L\} \subset \mathbb{R}^P$ a $F_Y = \{\vec{y}_1^L, \dots, \vec{y}_N^L\} \subset \mathbb{R}^P$
- 3 \vec{x}_i^L a \vec{y}_i^L "sémanticky" popisují bod \vec{x}_i a \vec{y}_i
- 4 $m(x_i) = \underset{y \in Y}{\operatorname{argsoftmax}}(\Phi(y)^T \Phi(x_i))$, Φ je "Transformer"

DCP - nalezení $m(x_i)$

- 1 PointNet nebo DGCNN před poslední vrstvou
- 2 generuje $F_X = \{\vec{x}_1^L, \dots, \vec{x}_N^L\} \subset \mathbb{R}^P$ a $F_Y = \{\vec{y}_1^L, \dots, \vec{y}_N^L\} \subset \mathbb{R}^P$
- 3 \vec{x}_i^L a \vec{y}_i^L "sémanticky" popisují bod \vec{x}_i a \vec{y}_i
- 4 $m(x_i) = \underset{y \in Y}{\operatorname{argsoftmax}}(\Phi(y)^T \Phi(x_i))$, Φ je "Transformer"
- 5 taky poznáváme podobné body ne podle barvy a polohy ale podle významu

DCP

DCP

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

DCP

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

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:

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

DCP

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:

- 1 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

Problémy začlenění KITTY do DCP:

Naše práce

Dataset:

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

Problémy začlenění KITTY do DCP:

- 1 celý lidarový záběr je natolik velký při forwardpass spotřebuje víc jak 16 GB RAM proto jsme použili jen prvních N bodů

Naše práce

Dataset:

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

Problémy začlenění KITTY do DCP:

- 1 celý lidarový záběr je natolik velký při forwardpass spotřebuje víc jak 16 GB RAM proto jsme použili jen prvních N bodů
- 2 špatně jsme pochopili popis datasetu a trénovaly na špatně spočítaných rotačních maticích

Dosažené výsledky

Možné zlepšení

Možné zlepšení

- Natrénovat neuronovou síť na všech možných kombinacích záběrů, stejné scény, ne jen na dvou po sobě jdoucích.

Možné zlepšení

- Natrénovat neuronovou síť na všech možných kombinacích záběrů, stejné scény, ne jen na dvou po sobě jdoucích.
- Trénovat neuronovou síť na více jízdách než jen na jedné.

Možné zlepšení

- Natrénovat neuronovou síť na všech možných kombinacích záběrů, stejné scény, ne jen na dvou po sobě jdoucích.
- Trénovat neuronovou síť na více jízdách než jen na jedné.
- Při výpočtu aktuální pozice nevycházet jen z předešlého záběru scény ale všech v dosahu lidarů.

Možné zlepšení

- Natrénovat neuronovou síť na všech možných kombinacích záběrů, stejné scény, ne jen na dvou po sobě jdoucích.
- Trénovat neuronovou síť na více jízdách než jen na jedné.
- Při výpočtu aktuální pozice nevycházet jen z předešlého záběru scény ale všech v dosahu lidarů.
- Po vypočtení pozice pomocí DCP použít na tento výsledek ještě ICP pro zpřesnění výsledku.

Děkujeme za pozornost