

激光的前端配准算法-二



主讲人 曾书格

越凡创新技术负责人
597457483@qq.com





帧间匹配算法



1、高斯牛顿优化方法



2、NDT方法



3、相关匹配方法及分支定界加速



帧间匹配算法

帧间匹配算法



1、高斯牛顿优化方法



2、NDT方法



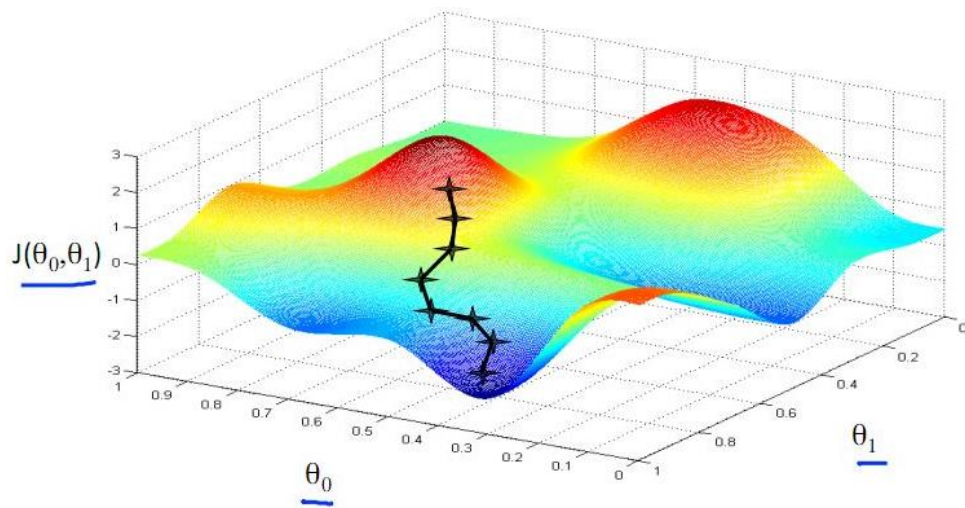
3、相关匹配方法及分支定界加速



基于优化的方法(Optimization-based Method)



示意图



梯度下降示意图



数学描述

- 给定一个目标函数，把激光的帧间匹配问题转换为求解目标函数的极值问题：

$$E(T) = \arg \min_T \sum [1 - \underline{M(S_i(T))}]^2$$

$$T = (T_x, T_y, T_\theta)$$

$S_i(T)$ 表示把激光点 i 用 T 进行转换之后的坐标

$M(x)$ 表示得到坐标 x 的地图占用概率



基于优化的方法(Optimization-based Method)



优化方法的求解

$$E(T) = \arg \min_T \sum [1 - M(S_i(T))]^2$$

对于线性系统，求其对 ΔT 的导数，并令其等于0：

$p_i = (p_{ix}, p_{iy})$ 表示第 i 个激光点的坐标

$$S_i(T) = \begin{bmatrix} \cos T_\theta & -\sin T_\theta & T_x \\ \sin T_\theta & \cos T_\theta & T_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{ix} \\ p_{iy} \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\sum \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \right]^T \left[1 - M(S_i(T)) - \nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \Delta T \right] = 0$$

$M(S_i(T))$ 为非线性函数，因此进行一阶泰勒展开，得：

求解上式即可得到 ΔT

$$E(T + \Delta T) = \arg \min_T \sum \left[1 - M(S_i(T)) - \nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \Delta T \right]^2$$

令 $T = T + \Delta T$ ，不断进行迭代即可



基于优化的方法(Optimization-based Method)



优化方法的求解

$$\sum \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \right]^T \left[1 - M(S_i(T)) - \nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \Delta T \right] = 0$$

展开得：

$$\sum \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \right]^T [1 - M(S_i(T))] = \sum \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \right]^T \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \Delta T \right]$$

等式两边同时乘以 H^{-1} ：

$$\Delta T = H^{-1} \sum \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \right]^T [1 - M(S_i(T))]$$

$$H = \sum \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \right]^T \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \Delta T \right]$$



基于优化的方法(Optimization-based Method)



优化方法的求解

$$\Delta T = H^{-1} \sum \left[\nabla M(S_i(T)) \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} \right]^T [1 - M(S_i(T))] \quad S_i(T) = \begin{bmatrix} \cos T_\theta & -\sin T_\theta & T_x \\ \sin T_\theta & \cos T_\theta & T_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{ix} \\ p_{iy} \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$S_i(T) = \begin{bmatrix} \cos T_\theta * p_{ix} - \sin T_\theta * p_{iy} + T_x \\ \sin T_\theta * p_{ix} + \cos T_\theta * p_{iy} + T_y \\ 1 \end{bmatrix} \quad \frac{\partial S_i(T)}{\partial T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\sin T_\theta * p_{ix} - \cos T_\theta * p_{iy} \\ 0 & 1 & \cos T_\theta * p_{ix} - \sin T_\theta * p_{iy} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

ΔT 表达式中所有的量都已经知道，除了 $\nabla M(S_i(T))$

$S_i(T)$ 表示地图坐标点， $\nabla M(S_i(T))$ 表示地图的导数

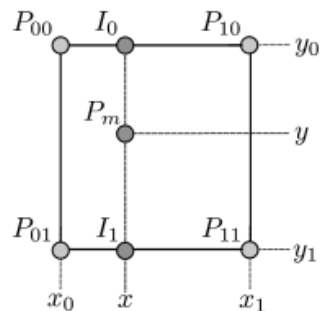
$\nabla M(S_i(T))$ 的求解需要对地图进行插值



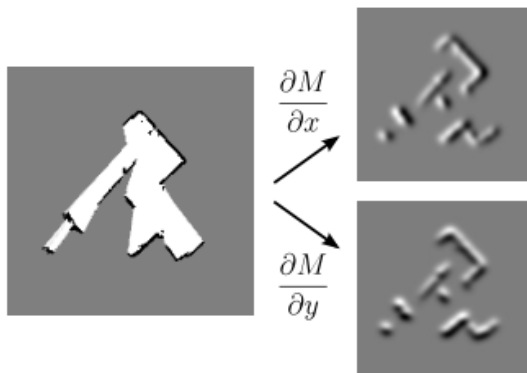
基于优化的方法(Optimization-based Method)



地图双线性插值



(a)



(b)

- 拉格朗日插值法
- X,Y两个方向进行插值
- 一维线性插值的推广

地图插值示意图



基于优化的方法(Optimization-based Method)



拉格朗日插值方法——一维线性插值

- 插值的定义

设函数 $y = f(x)$ 在区间 $[a, b]$ 上有定义，且存在已知点：

$$a \leq x_0 < x_1 < \cdots < x_n \leq b$$

处的函数值 $y_i = f(x_i)$ ，若存在 n 次多项式：

$$L_n(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \cdots + a_nx^n$$

使得值 $L_n(x_i) = y_i$ 成立，则称 $L_n(x)$ 为 $f(x)$ 的插值多项式。

可以证明： $L_n(x)$ 存在且唯一

- 拉格朗日插值方法

实现上述插值的一种方法

主要特点为把插值多项式表示成基函数的线性组合：

$$L_n(x) = \sum_{i=0}^n l_i(x)y_i$$

基函数 $l_i(x)$ 满足以下条件：

$$l_i(x_k) = \begin{cases} 1 & k = i \\ 0 & k \neq i \end{cases}$$

基于优化的方法(Optimization-based Method)

拉格朗日插值方法—基函数构造

基函数 $l_i(x)$ 在除 x_i 以外的所有插值点都为0，即点 $(x_0, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n)$ 都是 $l_i(x)$ 的解，

$$l_i(x) = c(x - x_0) \cdots (x - x_{i-1})(x - x_{i+1})(x - x_n)$$

显然 $l_i(x)$ 满足上述条件。同时 $l_i(x_i) = 1$ ，因此：

$$l_i(x_i) = c(x_i - x_0) \cdots (x_i - x_{i-1})(x_i - x_{i+1})(x_i - x_n) = 1$$

因此：

$$c = \frac{1}{(x_i - x_0) \cdots (x_i - x_{i-1})(x_i - x_{i+1})(x_i - x_n)} \quad l_i(x) = \prod_{k=0, k \neq i}^n \frac{x - x_k}{(x_i - x_k)}$$



基于优化的方法(Optimization-based Method)



拉格朗日插值方法—双线性插值

设平面中有四个点:

$$Z_1 = f(x_0, y_0), Z_2 = f(x_1, y_0)$$

$$Z_3 = f(x_1, y_1), Z_4 = f(x_0, y_1)$$

令:

$$u = \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} \quad v = \frac{y - y_0}{y_1 - y_0}$$

则对应的四个点的坐标变为:

$$(x_0, y_0) = (0,0) \quad (x_1, y_0) = (1,0)$$

$$(x_1, y_1) = (1,1) \quad (x_0, y_1) = (0,1)$$

构造基函数:

$$l_1(u, v) = (1 - u)(1 - v)$$

$$l_2(u, v) = u(1 - v)$$

$$l_3(u, v) = uv$$

$$l_4(u, v) = (1 - u)v$$

插值函数为:

$$L_4(u, v) = Z_1 l_1(u, v) + Z_2 l_2(u, v) + Z_3 l_3(u, v) + Z_4 l_4(u, v)$$



基于优化的方法(Optimization-based Method)



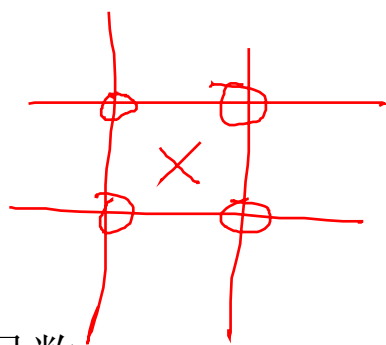
地图插值

插值函数:

$$L_4(u, v) = Z_1 l_1(u, v) + Z_2 l_2(u, v) + Z_3 l_3(u, v) + Z_4 l_4(u, v)$$

把 (u, v) 替换回 (x, y) 可得:

$$L(x, y) = \frac{y - y_0}{y_1 - y_0} \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0} M(P_{11}) + \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} M(P_{01}) \right) + \frac{y_1 - y}{y_1 - y_0} \left(\frac{x - x_0}{x_1 - x_0} M(P_{10}) + \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} M(P_{00}) \right)$$



x 的偏导数:

$$\frac{\partial L(x, y)}{\partial x} = \frac{y - y_0}{y_1 - y_0} (M(P_{11}) - M(P_{01})) + \frac{y_1 - y}{y_1 - y_0} (M(P_{10}) - M(P_{00}))$$

y 的偏导数:

$$\frac{\partial L(x, y)}{\partial y} = \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} (M(P_{11}) - M(P_{10})) + \frac{x_1 - x}{x_1 - x_0} (M(P_{01}) - M(P_{00}))$$



帧间匹配算法

帧间匹配算法



1、高斯牛顿优化方法



2、**NDT方法**



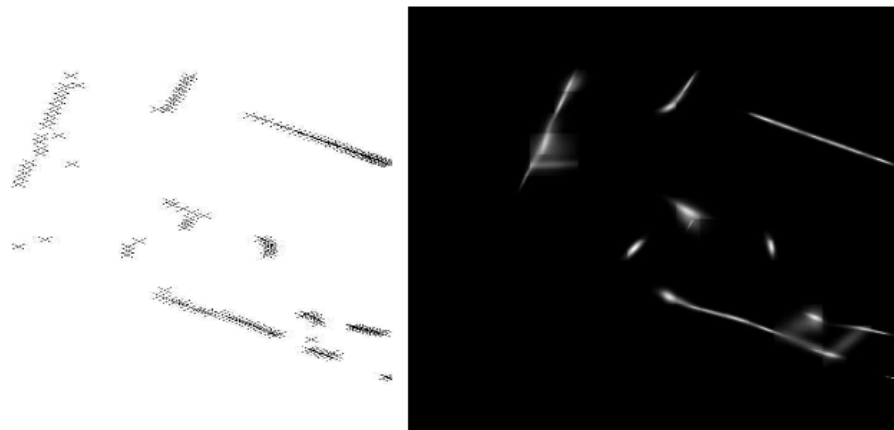
3、相关匹配方法及分支定界加速



NDT方法



示意图



NDT方法示意图



基本思想

- 把空间用cell进行划分。
- 用高斯分布去替代势场，形成一个天然分段连续的势场。
- 在得到连续的势场之后，直接用牛顿方法进行迭代即可。
- 势场连续，不受离散化带来的影响。



NDT方法



数学描述

~~$T = (t_x, t_y)$~~ 表示需要

$x_i = (x, y)^T$ 表示激光点坐标

$$T(x_i) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}$$

q_i, Σ_i 表示点 x_i 对应的高斯分布的均值和方差

- 当前帧激光点 i 的得分为：

$$x_i' = T(x_i)$$

$$score_i = -\exp\left(-\frac{(x_i' - q_i)^T \Sigma_i^{-1} (x_i' - q_i)}{2}\right)$$

- 因此匹配的目标函数：

$$\min \sum score_i$$

令 $q = x_i' - q_i$ ，则：

$$score_i = -\exp\left(-\frac{q^T \Sigma^{-1} q}{2}\right)$$

- 目标函数并没有取误差的平方。
- 不对 $score()$ 函数进行线性化。
- 本式中可以直接求解Hessian矩阵。



牛顿方法

- 假设目标函数为：

$$\min f(x)$$

- 等价于：

$$g(x) = f'(x) = 0$$

- 进行泰勒展开，取一阶进行：

$$g(x + \Delta x) = g(x) + \frac{\partial g(x)}{\partial x} \Delta x = 0$$

$$\frac{\partial g(x)}{\partial x} \Delta x = -g(x)$$

$$x = x + \Delta x$$

- 显然等价于：

$$H\Delta x = -J$$

- 因此，用牛顿法进行迭代求解时，关键是要计算目标函数 $f(x)$ 的Hessian矩阵和Jacobian矩阵。

- 同时，如果：

$$f(x) = \sum f_i(x)$$

- 则：

$$J = \sum J_i$$

$$H = \sum H_i$$



NDT方法



NDT求解

- 显然:

$$f_i = score_i = -\exp(-\frac{q^T \Sigma^{-1} q}{2})$$

- 因此:

$$J_i = \frac{\partial f_i}{\partial T} = -\exp(-\frac{q^T \Sigma^{-1} q}{2})(-q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial T})$$

$$q = x_i' - q_i = T(x_i) - q_i$$

$$\frac{\partial q}{\partial T} = \frac{\partial T(x_i)}{\partial T}$$

$$T(x_i) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \longrightarrow \frac{\partial T(x_i)}{\partial T} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -x_i \sin \theta - y_i \cos \theta \\ 0 & 1 & x_i \cos \theta - y_i \sin \theta \end{pmatrix}$$

- 对于Hessia矩阵来说:

$$\begin{aligned} H_i = \frac{\partial J_i}{\partial T} &= -\exp(-\frac{q^T \Sigma^{-1} q}{2})(-q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial T})(-q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial T}) \\ &+ -\exp(-\frac{q^T \Sigma^{-1} q}{2})(-\frac{\partial q^T}{\partial T} \Sigma^{-1} \frac{\partial q}{\partial T}) \\ &+ -\exp(-\frac{q^T \Sigma^{-1} q}{2})(-q^T \Sigma^{-1} \frac{\partial^2 q}{\partial T^2}) \end{aligned}$$

- 显然:

$$\frac{\partial T(x_i)}{\partial T} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -x_i \sin \theta - y_i \cos \theta \\ 0 & 1 & x_i \cos \theta - y_i \sin \theta \end{pmatrix}$$



NDT方法



算法流程

- 对环境进行cell分割，并且构造高斯分布。
- 根据初始解把当前帧的激光点转换到参考帧中，并确定在哪一个cell中。
- 用上述介绍的方法进行迭代求解。



帧间匹配算法

帧间匹配算法



1、高斯牛顿优化方法



2、NDT方法



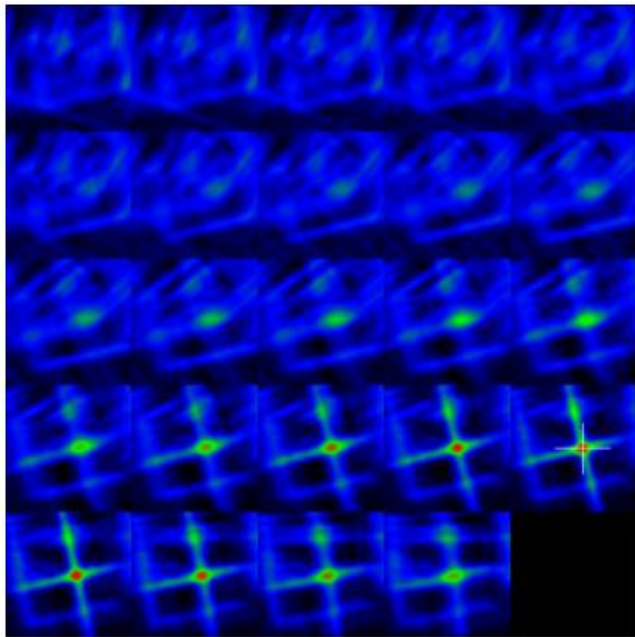
3、相关匹配方法及分支定界加速



相关方法(Correlation-based Method)



帧间匹配似然场



似然场示意图

- 高度非凸，存在很多的局部极值
- 对初值非常敏感
- 进行暴力匹配，排除初值影响
- 通过加速策略，降低计算量
- 计算位姿匹配方差

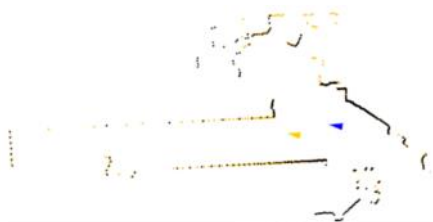


相关方法(Correlation-based Method)



算法流程

- 1. 构造似然场
- 2. 在指定的搜索空间内，进行搜索，计算每一个位姿的得分
- 3. 根据步骤2中位姿的得分，计算本次位姿匹配的方差





相关方法(Correlation-based Method)



位姿搜索

- 1. 暴力搜索

三层 for 循环(x, y, θ)枚举每一个位姿，分别计算每一个位姿的得分，计算量巨大。因为激光雷达数据在每一个位姿都要重新投影，投影需要计算 \sin 和 \cos 函数。

- 2. 预先投影搜索

把暴力搜索中的三层 for 循环(x, y, θ)交换一下顺序，最外层对 θ 进行搜索，这样内层 x, y 的投影变成的加法，需要计算 \sin 和 \cos 函数的位姿数从 $n_x n_y n_\theta$ 降为 n_θ 。能极大的加速算法的运行速度

- 3. 多分辨率搜索

(1)构造粗分辨率($25cm$)和细分辨率($2.5cm$)两个似然场

(2)首先在粗分辨率似然场上进行搜索，获取最优位姿

(3)把粗分辨率最优位姿对应的栅格进行细分辨率划分，然后再进行细分辨率搜索，再次得到最优位姿。

(4)粗分辨率地图的栅格的似然值为对应的细分辨率地图对应空间的所有栅格的最大值



相关方法(Correlation-based Method)



分枝定界算法

- 常用的树形搜索剪枝算法
- 求解整数规划问题
- 解的数量为有限个
- 把最优解求解问题转换为树形搜索问题，根节点表示整个解空间，叶子节点表示最优解，中间的节点表示解空间的某一部分子空间。
- 分枝：即根节点表示整个解空间，深度为1的节点表示解空间的子空间，深度为2的节点表示深度1空间的子空间，这样层层划分，直到划分到真实解，也就是叶子节点为止。
- 定界：对于搜索树的每一个节点，确定以该节点为根节点的子树的界。对于最小值问题，确定下界；对于最大值问题，确定上界。(SLAM中为上界)



相关方法(Correlation-based Method)



分枝定界算法

Algorithm 2 Generic branch and bound

```
best_score  $\leftarrow -\infty$   
 $\mathcal{C} \leftarrow \mathcal{C}_0$   
while  $\mathcal{C} \neq \emptyset$  do  
  Select a node  $c \in \mathcal{C}$  and remove it from the set.  
  if  $c$  is a leaf node then  
    if  $\text{score}(c) > \text{best\_score}$  then  
      solution  $\leftarrow c$   
      best_score  $\leftarrow \text{score}(c)$   
    end if  
  else  
    if  $\text{score}(c) > \text{best\_score}$  then  
      Branch: Split  $c$  into nodes  $\mathcal{C}_c$ .  
       $\mathcal{C} \leftarrow \mathcal{C} \cup \mathcal{C}_c$   
    else  
      Bound.  
    end if  
  end if  
end while  
return best_score and solution when set.
```



相关方法(Correlation-based Method)



分枝定界在相关方法的加速作用

- 搜索树中的节点表示一个正方形的搜索范围: $(c_x, c_y, c_\theta, c_h)$

$$\overline{\overline{W}}_c = \left(\left\{ (j_x, j_y) \in \mathbb{Z}^2 : \begin{aligned} c_x &\leq j_x < c_x + 2^{c_h} \\ c_y &\leq j_y < c_y + 2^{c_h} \end{aligned} \right\} \times \{c_\theta\} \right)$$

- 分枝: 对于节点 $(c_x, c_y, c_\theta, c_h)$, 分枝为4个子节点, 四个子节点为:

$$\mathcal{C}_c = \left(\left(\{c_x, c_x + 2^{c_h-1}\} \times \{c_y, c_y + 2^{c_h-1}\} \times c_\theta \right) \cap \overline{W} \right) \times \{c_h - 1\}.$$

- 定界: 构造得分函数, 使得得分函数对于节点 l 的打分, 是以节点 l 为根节点的子树的上界:

$$\begin{aligned} score(c) &= \sum_{k=1}^K \max_{j \in \overline{\overline{W}}_c} M_{\text{nearest}}(T_{\xi_j} h_k) \\ &\geq \sum_{k=1}^K \max_{j \in \overline{W}_c} M_{\text{nearest}}(T_{\xi_j} h_k) \\ &\geq \max_{j \in \overline{W}_c} \sum_{k=1}^K M_{\text{nearest}}(T_{\xi_j} h_k). \end{aligned}$$

$$\overline{W}_c = \overline{\overline{W}}_c \cap \overline{W}.$$



相关方法(Correlation-based Method)



分枝定界在相关方法的加速作用

Algorithm 2 Generic branch and bound

```
best_score  $\leftarrow -\infty$ 
 $\mathcal{C} \leftarrow \mathcal{C}_0$ 
while  $\mathcal{C} \neq \emptyset$  do
    Select a node  $c \in \mathcal{C}$  and remove it from the set.
    if  $c$  is a leaf node then
        if  $\text{score}(c) > \text{best\_score}$  then
            solution  $\leftarrow c$ 
            best_score  $\leftarrow \text{score}(c)$ 
        end if
    else
        if  $\text{score}(c) > \text{best\_score}$  then
            Branch: Split  $c$  into nodes  $\mathcal{C}_c$ .
             $\mathcal{C} \leftarrow \mathcal{C} \cup \mathcal{C}_c$ 
        else
            Bound.
        end if
    end if
end while
return best_score and solution when set.
```

Algorithm 3 DFS branch and bound scan matcher for (BBS)

```
best_score  $\leftarrow \text{score\_threshold}$ 
Compute and memorize a score for each element in  $\mathcal{C}_0$ .
Initialize a stack  $\mathcal{C}$  with  $\mathcal{C}_0$  sorted by score, the maximum
score at the top.
while  $\mathcal{C}$  is not empty do
    Pop  $c$  from the stack  $\mathcal{C}$ .
    if  $\text{score}(c) > \text{best\_score}$  then
        if  $c$  is a leaf node then
            match  $\leftarrow \xi_c$ 
            best_score  $\leftarrow \text{score}(c)$ 
        else
            Branch: Split  $c$  into nodes  $\mathcal{C}_c$ .
            Compute and memorize a score for each element
            in  $\mathcal{C}_c$ .
            Push  $\mathcal{C}_c$  onto the stack  $\mathcal{C}$ , sorted by score, the
            maximum score last.
        end if
    end if
end while
return best_score and match when set.
```



参考资料

- [1] A Flexible and Scalable SLAM System with Full 3D Motion Estimation
- [2] The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching
- [3] Real-Time Correlative Scan Matching
- [4] Real-Time Loop Closure in 2D LIDAR SLAM



作业



详细见作业说明



结语

感谢各位聆听!

Thanks for Listening

