数学:导数与微分

Frank Dellaert

January 25, 2022

第一部分 理论

1 优化

我们将关注最小化形式的非线性最小二乘目标, 其形式为

$$x^* = \arg\min_{x} \|h(x) - z\|_{\Sigma}^2$$
 (1.1)

其中 $x \in \mathcal{M}$ 是 n 维流形 (可以是 \mathbb{R}^n , 一个 n 维李群 G, 或是一个通用流形 \mathcal{M}) 上的一个点, $z \in \mathbb{R}^m$ 为观察到的一组测量值, $h: \mathcal{M} \to \mathbb{R}^m$ 是一个测量函数,它从 x 预测 z,并且 $\|e\|_{\Sigma}^2 \stackrel{\triangle}{=} e^T \Sigma^{-1} e$ 是用于协方差 Σ 的 Mahalanobis 平方的距离。

为最小化方程 (1.1),我们需要一个概念,即非线性测量函数 h(x) 在一个线性化点 a 邻域的行为方式。粗略地说,我们想要定义一个 $m\times n$ 雅可比矩阵 H_a ,以使得

$$h(a \oplus \xi) \approx h(a) + H_a \xi \tag{1.2}$$

其中 $\xi \in \mathbb{R}^n$,并且运算 \oplus "递增" $a \in \mathcal{M}$ 。下面我们更正式地扩展这个概念,首先是针对来自 $\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 的函数,然后是李群,且最后是流形。

一旦配备近似值方程 (1.2), 我们就可以相对于 δx 最小化目标函数方程 (1.1), 它被替换为:

$$\xi^* = \arg\min_{\xi} \|h(a) + H_a \xi - z\|_{\Sigma}^2$$
 (1.3)

这可以通过将方程 (1.3) 的导数设置为零来完成,以产生正则方程组 (normal equations),

$$H_a^T H_a \xi = H_a^T \left(z - h(a) \right)$$

这可以用 Cholesky 分解法求解。当然,我们可能需要多次迭代,并且当近似值方程 (1.2) 不好时,使用信赖域方法来限制 ξ 。

2 多元微分

2.1 导数

对于一个向量空间 \mathbb{R}^n , 增量的概念仅通过向量加法来完成

$$a \oplus \xi \stackrel{\Delta}{=} a + \xi$$

2 多元微分 2

并且对于近似值方程 (1.2),我们将使用多元微分的泰勒展开式。但是,不严格遵循文献 [2],我们使用一种可能不熟悉的方式来定义导数:

定义 1. 我们定义一个函数 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 在 a 处是可微的 (differentiable),若存在一个矩阵 $f'(a) \in \mathbb{R}^{m \times n}$,以使得

$$\lim_{\delta x \to 0} \frac{|f(a) + f'(a)\xi - f(a+\xi)|}{|\xi|} = 0$$

其中 $|e| \triangleq \sqrt{e^T e}$ 是通常的范数。如果 f 是可微的,则矩阵 f'(a) 被称为 f 在 a 处的**雅可比矩阵** (Jacobian matrix),并且线性映射 $Df_a: \xi \mapsto f'(a)\xi$ 被称为 f 在 a 处的**导数** (derivative)。当不可能产生混淆时,我们使用符号 $F_a \triangleq f'(a)$ 以强调 f'(a) 是一个矩阵。

使用这种定义的好处是它将标量导数 $f'(a): \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ 的概念从 $\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 推广到多元函数。特别地,导数 Df_a 将在 a 上的向量增量 ξ 映射到 f(a) 上的增量 $f'(a)\xi$,以使得该线性映射局部逼近 f:

$$f(a+\xi) \approx f(a) + f'(a)\xi$$

例 1. 函数 $\pi:(x,y,z)\mapsto (x/z,y/z)$ 投影一个 3D 点 (x,y,z) 到象平面,并有雅可比矩阵

$$\pi'(x, y, z) = \frac{1}{z} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -x/z \\ 0 & 1 & -y/z \end{bmatrix}$$

2.2 导数的性质

多元导数的概念遵循通常的规则:

定理 1. (链式规则) 如果 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^p$ 在 a 处可微, 并且 $g: \mathbb{R}^p \to \mathbb{R}^m$ 在 f(a) 处可微, 则 $h = g \circ f$ 在 a 处的雅可比矩阵 H_a 是 $m \times n$ 矩阵积

$$H_a = G_{f(a)}F_a$$

其中 $G_{f(a)}$ 是 g 在 f(a) 处评估的 $m \times p$ 雅可比矩阵, 并且 F_a 是 f 在 a 处评估的 $p \times n$ 雅可比矩阵。

例 2. 如果我们通过一个校准步骤 $\gamma:(x,y)\mapsto (u_0+fx,u_0+fy)$ 跟随投影 π , 具有

$$\gamma'(x,y) = \left[\begin{array}{cc} f & 0 \\ 0 & f \end{array} \right]$$

则组合函数 γοπ 具有雅可比矩阵

$$(\gamma \circ \pi)'(x,y) = \frac{f}{z} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -x/z \\ 0 & 1 & -y/z \end{bmatrix}$$

定理 2. (求逆) 如果 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n$ 是可微的,且有可微逆 $g \stackrel{\triangle}{=} f^{-1}$,则其在 a 处的雅可比矩阵 G_a 就是 f 在 g(a) 处评估的逆矩阵:

$$G_a = \left[F_{g(a)} \right]^{-1}$$

证明. 参见文献 [2]。 □ □

2 多元微分 3

例 3. 函数 $f:(x,y)\mapsto (x^2,xy)$ 具有雅可比矩阵

$$F_{(x,y)} = \left[\begin{array}{cc} 2x & 0 \\ y & x \end{array} \right]$$

并且,对于 $x \ge 0$,其逆函数为 $g:(x,y)\mapsto (x^{1/2},x^{-1/2}y)$,具有雅可比矩阵

$$G_{(x,y)} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x^{-1/2} & 0\\ -x^{-3/2}y & 2x^{-1/2} \end{bmatrix}$$

它很容易验证

$$g'(a,b)f'(a^{1/2},a^{-1/2}b) = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} a^{-1/2} & 0 \\ -a^{-3/2}b & 2a^{-1/2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2a^{1/2} & 0 \\ a^{-1/2}b & a^{1/2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

问题 1. 验证上述对于 (a,b) = (4,6) 的情况。用图形画出这种情况以获得灵感。

2.3 多元导数的计算

通过定义偏导数的概念, 计算导数变得简单:

定义 2. 对于 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$, f 在 a 处的偏导数 (partial derivative) 为,

$$D_{j}f(a) \stackrel{\Delta}{=} \lim_{h \to 0} \frac{f(a^{1}, \dots, a^{j} + h, \dots, a^{n}) - f(a^{1}, \dots, a^{n})}{h}$$

这是标量函数 $g(x) \stackrel{\triangle}{=} f(a^1, \dots, x, \dots, a^n)$ 的普通导数。

使用这个定义,我们可以证明,一个可微的多元 (multivariate) 函数 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 的雅可比矩阵 F_a 简单地由 $m \times n$ 偏导数 $D_i f^i(a)$ 组成,其在 $a \in \mathbb{R}^n$ 处评估:

$$F_a = \left[\begin{array}{ccc} D_1 f^1(a) & \cdots & D_n f^1(a) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ D_1 f^m(a) & \cdots & D_n f^m(a) \end{array} \right]$$

问题 2. 验证示例 1 至 3 的导数。

3 在李群上的多元函数

3.1 李群

李群不像向量空间 \mathbb{R}^n 那么容易处理,但仍然有很多结构可处理。为了推广上述所有导数的概念,我们只需要将在方程 (1.3) 中的 $a \oplus \xi$ 用在李群 G 中的一个合适的操作替换。特别地,指数映射的概念允许我们定义一个从**局部坐标** (local coordinates) ξ 返回到在 G 中 a 周围的一个邻域的映射,

$$a \oplus \xi \stackrel{\Delta}{=} a \exp\left(\hat{\xi}\right)$$
 (3.1)

其中对于一个 n 维李群, $\xi \in \mathbb{R}^n$ 。以上, $\hat{\xi} \in \mathfrak{g}$ 是对应于向量 ξ 的李代数元素, 并且 $\exp \hat{\xi}$ 是指数映射。注意, 若 G 等于 \mathbb{R}^n ,则与指数映射 $ae^{\hat{\xi}}$ 的组合就仅是向量加法 $a+\xi$ 。

例 4. 对于 3D 旋转的李群 SO(3),向量 ξ 标志为 ωt ,并表示一个角位移。李代数元素 $\hat{\xi}$ 是一个斜对称矩阵,标志为 $[\omega t]_{\chi} \in \mathfrak{so}(3)$,并给出为

$$[\omega t]_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} t$$

最后,增量 $a \oplus \xi = ae^{\hat{\xi}}$ 对应于一个增量旋转 $R \oplus \omega t = Re^{[\omega t]_{\times}}$ 。

3.2 局部坐标与切向量

在微分几何中, 在 a 处的**切向**量 (tangent vectors) $v \in T_aG$ 是李代数 \mathfrak{g} 的元素, 并被定义为

$$v \stackrel{\Delta}{=} \left. \frac{\partial \gamma(t)}{\partial t} \right|_{t=0}$$

其中 γ 是在 t=0 时通过 a 的一些曲线,即 $\gamma(0)=a$ 。特别是,对于任意固定的局部坐标 ξ ,映射方程 (3.1) 可用于定义在群流形上的一条**测地线曲线** (**geodesic curve**),其定义为 $\gamma:t\mapsto ae^{\hat{t}\xi}$,并且相应的切向量给出为

$$\left. \frac{\partial a e^{i\hat{\xi}}}{\partial t} \right|_{t=0} = a\hat{\xi} \tag{3.2}$$

这定义了局部坐标 $\xi \in \mathbb{R}^n$ 和实际切向量 $a\hat{\xi} \in g$ 之间的映射:向量 ξ 定义流形上的行进方向,但在局部坐标帧 a 中完成。

例 5. 假设一个刚体的姿态由 $R_b^n(t)$ 描述,其中,上下标分别标志导航帧 N 和机体帧 B。一个经过外部校准的陀螺仪在机体帧中测量角速度 ω^b ,以及相应的切向量为

$$\dot{R}_b^n(t) = R_b^n(t) \widehat{\omega^b}$$

3.3 导数

我们可以推广定义 1,将局部坐标 ξ 映射到 f(a) 上的增量 $f'(a)\xi$,以使得线性映射 Df_a 近似 函数 f 在 a 周围的一个邻域中从 G 到 \mathbb{R}^m 为:

$$f(ae^{\hat{\xi}}) \approx f(a) + f'(a)\xi$$

定义 3. 我们定义一个函数 $f: G \to \mathbb{R}^m$ 在 $a \in G$ 处是可微的 (differentiable), 如果存在一个矩阵 $f'(a) \in \mathbb{R}^{m \times n}$, 以使得

$$\lim_{\xi \to 0} \frac{\left| f(a) + f'(a)\xi - f(ae^{\hat{\xi}}) \right|}{|\xi|} = 0$$

如果 f 是可微的,则矩阵 f'(a) 被称为 f 在 a 处的**雅可比矩阵** (Jacobian matrix),并且线性映射 $Df_a: \xi \mapsto f'(a)\xi$ 被称为 f 在 a 处的**导数** (derivative)。

3.4 作用的导数

矩阵群 G 的 (通常的) 作用是在 \mathbb{R}^n 上的矩阵向量乘法, 即 $f: G \times \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n$, 其中

$$f(T,p) = Tp$$

由于这是一个定义在积 $G \times \mathbb{R}^n$ 上的函数, 所以导数是一个线性变换 $Df : \mathbb{R}^{m+n} \to \mathbb{R}^n$, 其中

$$Df_{(T,p)}\left(\xi,\delta p\right) = D_1 f_{(T,p)}\left(\xi\right) + D_2 f_{(T,p)}\left(\delta p\right)$$

其中m是流形G的维度。

定理 3. 群作用 f(T,p) = Tp 在 (T,p) 处的雅可比矩阵给出为

$$F_{(T,p)} = \begin{bmatrix} TH(p) & T \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} H(p) & I_n \end{bmatrix}$$

其中 $H: \mathbb{R}^m \to \mathbb{R}^{n \times m}$ 是一个依赖于 p 的线性映射, 并且 I_n 是 $n \times n$ 单位矩阵。

证明. 首先,相对于 p 的导数 D_2f 很容易,因为它的矩阵是简单的 T:

$$f(T, p + \delta p) = T(p + \delta p) = Tp + T\delta p = f(T, p) + D_2 f(\delta p)$$

对于导数 D_1f , 相对于第一个参数 T 的变化, 我们想找到线性映射 D_1f , 以使得

$$Tp + D_1 f(\xi) \approx f(Te^{\hat{\xi}}, p) = Te^{\hat{\xi}} p$$

由于矩阵指数由级数 $e^A = I + A + \frac{A^2}{2!} + \frac{A^3}{3!} + \dots$ 给出。我们有,对于一阶

$$Te^{\hat{\xi}}p \approx T(I+\hat{\xi})p = Tp + T\hat{\xi}p$$

并且 $D_1 f(\xi) = T\hat{\xi}p_o$ 因此,为了完成证明,我们需要证明

$$\hat{\xi}p = H(p)\xi \tag{3.3}$$

其中 H(p) 是依赖于 p 的一个 $n \times m$ 矩阵,按照李代数生成元 G^i 表达映射 $\xi \to \hat{\xi}$,使用张量和爱 因斯坦求和,我们有 $\hat{\xi}^i_i = G^i_{ik} \xi^k$,以允许我们计算 $\hat{\xi}p$ 为

$$\left(\hat{\xi}p\right)^i = \hat{\xi}^i_j p^j = G^i_{jk} \xi^k p^j = \left(G^i_{jk} p^j\right) \xi^k = H^i_k(p) \xi^k$$

例 6. 对于 3D 旋转 $R \in SO(3)$,我们有 $\hat{\omega} = [\omega]_{\star}$ 以及

$$G_{k=1}: \left(\begin{array}{ccc} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{array}\right) G_{k=2}: \left(\begin{array}{ccc} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{array}\right) G_{k=3}: \left(\begin{array}{ccc} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{array}\right)$$

4 瞬时速度 6

矩阵 $(G_k^i)_j$ 通过组装上述生成元的第 j^{th} 列来获得,产生的 H(p) 等于:

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} p^{1} + \begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} p^{2} + \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} p^{3} = \begin{pmatrix} 0 & p^{3} & -p^{2} \\ -p^{3} & 0 & p^{1} \\ p^{2} & -p^{1} & 0 \end{pmatrix} = [-p]_{\times}$$

因此, f(R,p) = Rp 的雅可比矩阵给出为:

$$F_{(R,p)} = R \left(\begin{array}{cc} [-p]_{\times} & I_3 \end{array} \right)$$

3.5 逆作用的导数

通过应用 $T \in G$ 的逆作用,产生一个函数 $g: G \times \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n$, 定义为

$$g(T, p) = T^{-1}p$$

定理 4. 逆群作用 $g(T,p) = T^{-1}p$ 的雅可比矩阵给出为

$$G_{(T,p)} = \begin{bmatrix} -H(T^{-1}p) & T^{-1} \end{bmatrix}$$

其中 $H: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^{n \times n}$ 是与前面相同的映射。

证明. 同样,相对于 p 的导数 D_2q 很容易,其矩阵是简单的 T^{-1} :

$$g(T, p + \delta p) = T^{-1}(p + \delta p) = T^{-1}p + T^{-1}\delta p = g(T, p) + D_2g(\delta p)$$

反之, 在T中的一个变化产生

$$g(Te^{\hat{\xi}},p) = \left(Te^{\hat{\xi}}\right)^{-1}p = e^{-\hat{\xi}}T^{-1}p$$

与之前类似,如果我们扩展矩阵指数化,我们得到

$$e^{-A} = I - A + \frac{A^2}{2!} - \frac{A^3}{3!} + \dots$$

所以

$$e^{-\hat{\xi}}T^{-1}p \approx (I - \hat{\xi})T^{-1}p = g(T, p) - \hat{\xi}(T^{-1}p)$$

例 7. 对于 3D 旋转 $R \in SO(3)$,我们有 $R^{-1} = R^T$, $H(p) = -[p]_{\times}$,并因此 $g(R,p) = R^T p$ 的雅可比矩阵给出为

$$G_{(R,p)} = \left(\begin{array}{cc} \left[R^T p \right]_{\times} & R^T \end{array} \right)$$

4 瞬时速度

对于矩阵李群,如果我们有依赖于一个参数 t 的一个矩阵 $T_b^n(t)$,即 $T_b^n(t)$ 跟随流形上的一条曲线,则我们有兴趣找到一个点 $q^n(t) = T_b^n(t)p^b$ 的速度,其受 $T_b^n(t)$ 的作用。我们可以同时在 n 帧和 b 帧中表达 q(t) 的速度:

$$\dot{q}^n = \dot{T}_b^n p^b = \dot{T}_b^n \left(T_b^n \right)^{-1} p^n \quad \text{and} \ \ \dot{q}^b = \left(T_b^n \right)^{-1} \dot{q}^n = \left(T_b^n \right)^{-1} \dot{T}_b^n p^b$$

两个矩阵 $\hat{\xi}_{nb}^n \triangleq \dot{T}_b^n (T_b^n)^{-1}$ 和 $\hat{\xi}_{nb}^b \triangleq (T_b^n)^{-1} \dot{T}_b^n$ 都为斜对称李代数元素,其描述**瞬时速度** (instantaneous velocity) [1, 对于旋转参见第 51 页, 对于 SE(3) 参见第 419 页]。对于旋转和刚性 3D 变换,我们将重新进行讨论。

5 微分:李群之间的平滑映射

5.1 动机与定义

前面显示了如何计算一个函数 $f:G\to\mathbb{R}^m$ 的导数。然而,如果 f 的参数本身是李群之间映射的结果呢?换句话说, $f=g\circ\varphi$,其中 $g:G\to\mathbb{R}^m$,并且这里 $\varphi:H\to G$ 是一个从 n 维李群 H 到 p 维李群 G 的平滑映射。在这种情况下,我们可以期望通过组合线性映射得到 Df_a ,如下所示:

$$f'(a) = (g \circ \varphi)'(a) = G_{\varphi(a)}\varphi'(a)$$

其中 $\varphi'(a)$ 是一个 $n \times p$ 矩阵,其是映射 $\varphi: H \to G$ 的最佳线性近似。相应的线性映射 $D\varphi_a$ 被称 为映射 φ 在 a 处是**可微的** (differential) 或**可前推的** (pushforward)。

因为一个严格的定义会让我们误入歧途,在这里我们只是非正式地定义 φ 在 a 处的前推,作为线性映射 $D\varphi_a: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^p$,以使得 $D\varphi_a(\xi) \stackrel{\triangle}{=} \varphi'(a)\xi$ 并且

$$\varphi\left(ae^{\hat{\xi}}\right) \approx \varphi\left(a\right) \exp\left(\widehat{\varphi'(a)\xi}\right)$$
 (5.1)

对于 $\xi \to 0$ 是相等的。我们称 $\varphi'(a)$ 为映射 φ 在 a 处的**雅可比矩阵** (Jacobian matrix)。下面我们显示,即使使用这个非正式的定义,我们也可以在一些有用的情况下推导出前推。

5.2 用常数左乘

定理 5. 假设 G 是一个 n 维李群, 并且 $\varphi: G \to G$ 被定义为 $\varphi(g) = hg$, 其中 $h \in G$ 是一个常数。则 $D\varphi_a$ 是特征映射, 并且

$$\varphi'(a) = I_n$$

证明. 如在方程 (5.1) 中定义 $y = D\varphi_a x$, 我们有

$$\varphi(a)e^{\hat{y}} = \varphi(ae^{\hat{x}})$$

$$hae^{\hat{y}} = hae^{\hat{x}}$$

$$y = x$$

5.3 逆映射的前推

李群的一个众所周知的性质是,在不同帧 g 中应用增量变化 $\hat{\xi}$,可以通过在原始帧中应用变化 $Ad_g\hat{\xi}$,以在单个步骤中完成应用,

$$ge^{\hat{\xi}}g^{-1} = \exp\left(Ad_g\hat{\xi}\right) \tag{5.2}$$

其中 $Ad_q: \mathfrak{g} \to \mathfrak{g}$ 是伴随表示 (adjoint representation)。这在以下方面很方便:

定理 6. 假设 $\varphi: G \to G$ 定义为从元素 g 到其**逆** (inverse) g^{-1} 的映射,即 $\varphi(g) = g^{-1}$,则前推 $D\varphi_a$ 满足

$$(D\varphi_a x)\hat{} = -Ad_a \hat{x} \tag{5.3}$$

换句话说,并且事后来看,这是很直观的,近似逆映射是通过对 $\hat{\xi}$ 取反来完成的,同时还有一个伴随,以确保它被应用在正确的帧中。但是,请注意方程 (5.3) 不会立即产生雅可比矩阵 $\varphi'(a)$ 的一个有用表达式,但是在许多重要情况下,这将变得很容易。

证明. 如在方程 (5.1) 中定义 $y = D\varphi_a x$, 我们有

$$\varphi(a)e^{\hat{y}} = \varphi(ae^{\hat{x}})$$

$$a^{-1}e^{\hat{y}} = (ae^{\hat{x}})^{-1}$$

$$e^{\hat{y}} = ae^{-\hat{x}}a^{-1}$$

$$\hat{y} = -Ad_a\hat{x}$$

例 8. 对于 3D 旋转 $R \in SO(3)$, 我们有

$$Ad_g(\hat{\omega}) = R\hat{\omega}R^T = [R\omega]_{\times}$$

并因此,对于逆映射 $\varphi(R) = R^T$ 的前推有矩阵 $\varphi'(R) = -R$ 。

5.4 用常数右乘

定理 7. 假设 $\varphi: G \to G$ 被定义为 $\varphi(g) = gh$, 其中 $h \in G$ 是一个常数。则 $D\varphi_a$ 满足

$$(D\varphi_a x)^{\hat{}} = Ad_{h^{-1}}\hat{x}$$

证明. 如在方程 (5.1) 中定义 $y = D\varphi_a x$, 我们有

$$\varphi(a)e^{\hat{y}} = \varphi(ae^{\hat{x}})$$

$$ahe = ae^{\hat{x}}h$$

$$e^{\hat{y}} = h^{-1}e^{\hat{x}}h = \exp(Ad_{h^{-1}}\hat{x})$$

$$\hat{y} = Ad_{h^{-1}}\hat{x}$$

例 9. 在 3D 旋转的情况下,通过映射 $\varphi(A) = AR$ 来完成与一个恒定旋转 R 的右乘,并满足

$$\left[D\varphi_A x\right]_{\times} = Ad_{R^T} \left[x\right]_{\times}$$

对于 3D 旋转 $R \in SO(3)$ 我们有

$$Ad_{R^T}(\hat{\omega}) = R^T \hat{\omega} R = \left[R^T \omega \right]_{\star}$$

并因此, φ 在 A 处的雅可比矩阵为 $\varphi'(A) = R^T$ 。

5.5 组合的前推

定理 8. 如果我们定义映射 $\varphi: G \times G \to G$ 为两个群元素 $g,h \in G$ 的乘积,即 $\varphi(g,h) = gh$,则前推将满足

$$D\varphi_{(a,b)}(x,y) = D_1\varphi_{(a,b)}x + D_2\varphi_{(a,b)}y$$

其中

$$(D_1\varphi_{(a,b)}x)^{\hat{}}=Ad_{b^{-1}}\hat{x}$$
 and $D_2\varphi_{(a,b)}y=y$

证明. 看第一个参数,证明非常类似于用常数 b 的右乘法。事实上,如在方程 (5.1) 中定义 $y=D\varphi_ax$, 我们有

$$\varphi(a,b)e^{\hat{y}} = \varphi(ae^{\hat{x}},b)$$

$$abe^{\hat{y}} = ae^{\hat{x}}b$$

$$e^{\hat{y}} = b^{-1}e^{\hat{x}}b = \exp(Ad_{b^{-1}}\hat{x})$$

$$\hat{y} = Ad_{b^{-1}}\hat{x}$$
(5.4)

换句话说,要将一个增量更改 \hat{x} 应用于 a,我们首先需要撤消 b,然后应用 \hat{x} ,并然后再次应用 b。使用方程 (5.2),这可以通过简单地应用 $Ad_{b^{-1}}\hat{x}$ 来一步完成。

第二个参数要简单得多,并简单产生特征映射:

$$\varphi(a,b)e^{\hat{y}} = \varphi(a,be^{\hat{x}})$$

$$abe^{\hat{y}} = abe^{\hat{x}}$$

$$y = x \tag{5.5}$$

例 10. 对于 3D 旋转 $A, B \in SO(3)$,我们有 $\varphi(A, B) = AB$,并且 $Ad_{B^T}[\omega]_{\times} = [B^T\omega]_{\times}$,因此组合两个旋转的雅可比矩阵 $\varphi'(A, B)$ 给出为

$$\varphi'(A,B) = \left[\begin{array}{cc} B^T & I_3 \end{array} \right]$$

5.6 相差 (Between) 的前推

最后,让我们找到**相差** (between) 的前推,定义为 $\varphi(g,h)=g^{-1}h$ 。对于第一个参数,我们的理由是:

$$\varphi(g,h)e^{\hat{y}} = \varphi(ge^{\hat{x}},h)
g^{-1}he^{\hat{y}} = (ge^{\hat{x}})^{-1}h = e^{-\hat{x}}g^{-1}h
e^{\hat{y}} = (h^{-1}g)e^{-\hat{x}}(h^{-1}g)^{-1} = \exp Ad_{(h^{-1}g)}(-\hat{x})
\hat{y} = -Ad_{(h^{-1}g)}\hat{x} = -Ad_{\varphi(h,g)}\hat{x}$$
(5.6)

第二个参数产生特征映射。

例 11. 对于 3D 旋转 $A, B \in SO(3)$,我们有 $\varphi(A, B) = A^T B$,并且 $Ad_{B^T A} [-\omega]_{\times} = [-B^T A\omega]_{\times}$,因此,相差 (between) 的雅可比矩阵 $\varphi'(A, B)$ 给出为

$$\varphi'(A,B) = \left[\begin{array}{cc} \left(-B^T A \right) & I_3 \end{array} \right]$$

5.7 数值前推

让我们检查

$$f(g)e^{\hat{y}} = f(ge^{\hat{x}})$$

并在两侧都用 $f(g)^{-1}$ 相乘:

$$e^{\hat{y}} = f(g)^{-1} f(ge^{\hat{x}})$$

然后我们取 \log (在我们的案例中返回 y, 而不是 \hat{y}):

$$y(x) = \log \left[f(g)^{-1} f(ge^{\hat{x}}) \right]$$

让我们查看当 x = 0, 并在方向 i 上进行扰动, $e_i = [0, 0, 1, 0, 0]$ 。然后取导数,

$$\frac{\partial y(d)}{\partial d} \stackrel{\triangle}{=} \lim_{d \to 0} \frac{y(d) - y(0)}{d} = \lim_{d \to 0} \frac{1}{d} \log \left[f\left(g\right)^{-1} f\left(ge^{\widehat{de_i}}\right) \right]$$

这是一个数值导数方案的基础。

5.8 指数映射的导数

定理 9. 函数 $f: \mathbb{R}^n \to G$ 应用楔形算子和指数映射,即 $f(\xi) = \exp \hat{\xi}$,对于 $\xi = 0$,其导数是特征映射。

证明. 对于 $\xi = 0$, 我们有

$$f(\xi)e^{\hat{y}} = f(\xi + x)$$

$$f(0)e^{\hat{y}} = f(0 + x)$$

$$e^{\hat{y}} = e^{\hat{x}}$$

推论 1. 逆函数 f^{-1} 的导数也是特征式,即对于 T=e,其为在 G 中的特征元素。

对于 $\xi \neq 0$,事情并不简单。与上面的前推一样,我们将寻找一个 $n \times n$ 雅可比矩阵 $f'(\xi)$,以 使得

$$f(\xi + \delta) \approx f(\xi) \exp\left(\widehat{f'(\xi)\delta}\right)$$
 (5.7)

微分几何告诉我们,对于任意李代数元素 $\hat{\xi}\in\mathfrak{g}$,存在一个线性映 $d\exp_{\hat{\xi}}:T_{\hat{\xi}}\mathfrak{g}\to T_{\exp(\hat{\xi})}G$,其被给出为¹

$$d\exp_{\hat{\xi}}\hat{x} = \exp(\hat{\xi}) \frac{1 - \exp(-ad_{\hat{\xi}})}{ad_{\hat{\xi}}} \hat{x}$$

$$(5.8)$$

其中 $\hat{x} \in T_{\hat{\xi}}\mathfrak{g}$, 并且 $ad_{\hat{\xi}}$ 它本身是一个线性映射, 把 \hat{x} 带到 $[\hat{\xi},\hat{x}]$, 即李括号。上面的实际公式并没有线性映射存在的事实那么重要,尽管它直接根据切向量来表达 \mathfrak{g} 和 G。方程 (5.8) 是一个切向量,并且与方程 (3.2) 相比,我们看到它映射到局部坐标 y,如下所示:

$$\hat{y} = \frac{1 - \exp(-ad_{\hat{\xi}})}{ad_{\hat{\xi}}} \hat{x}$$

这可被用来构造雅可比矩阵 $f'(\xi)$ 。

例 12. 对于 SO(3), 当使用 3 元向量表示 $\mathfrak{so}(3)$ 时,算子 $ad_{\hat{\xi}}$ 简单地是一个矩阵乘法,即 $ad_{\hat{\xi}}x=\hat{\xi}x$,并且对应于 d exp 的 3×3 雅可比矩阵为

$$f'(\xi) = \frac{I_{3\times 3} - \exp(-\hat{\xi})}{\hat{\xi}} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(k+1)!} \hat{\xi}^k$$

其类似于指数映射,对于 SO(3)有一个简单的封闭形式的表达式。

¹参见 http://deltaepsilons.wordpress.com/2009/11/06/ 或 https://en.wikipedia.org/wiki/Derivative_of_the_exponential_map 。

6 一般流形

6.1 收回

非李群的一般流形不具有指数映射,但仍然可以通过定义**收回** (retraction) $\mathcal{R}: \mathcal{M} \times \mathbb{R}^n \to \mathcal{M}$ 来处理,以使得

$$a \oplus \xi \stackrel{\Delta}{=} \mathcal{R}_a(\xi)$$

一个收回 [?] 需要在 a 处与在流形 \mathcal{M} 上的测地线相切。我们可以为流形 \mathcal{M} 定义许多种收回,甚至是对于那些具有更多结构的流形。对于向量空间 \mathbb{R}^n ,收回仅为向量加法,对于李群,明显的收回仅为指数收回,即 $\mathcal{R}_a(\xi) = a \cdot \exp \hat{\xi}$ 。然而,我们可以选择其它的,可能在计算上有吸引力的收回,只要在 a 周围,它们与指数映射诱导的测地线一致,即,

$$\lim_{\xi \to 0} \frac{\left| a \cdot \exp \hat{\xi} - \mathcal{R}_a(\xi) \right|}{|\xi|} = 0$$

例 13. 对于 SE(3),与其使用真正的指数映射,不如定义收回,它使用平移更新的一阶近似值,在 计算上更有效率

$$\mathcal{R}_T\left(\left[\begin{array}{c} \omega \\ v \end{array}\right]\right) = \left[\begin{array}{cc} R & t \\ 0 & 1 \end{array}\right] \left[\begin{array}{cc} e^{[\omega]_\times} & v \\ 0 & 1 \end{array}\right] = \left[\begin{array}{cc} Re^{[\omega]_\times} & t + Rv \\ 0 & 1 \end{array}\right]$$

6.2 导数

通过配备一个收回,则我们可以将导数的概念推广到从一般的一个流形 \mathcal{M} 到 \mathbb{R}^m 的函数 f 上:

定义 4. 我们定义一个函数 $f: \mathcal{M} \to \mathbb{R}^m$ 在 $a \in \mathcal{M}$ 处是可微的 (differentiable),如果存在一个 矩阵 f'(a),以使得

$$\lim_{\xi \to 0} \frac{|f(a) + f'(a)\xi - f(\mathcal{R}_a(\xi))|}{|\xi|} = 0$$

其中,对于 n 维流形 $\xi \in \mathbb{R}^n$,并且 $\mathcal{R}_a : \mathbb{R}^n \to \mathcal{M}$ 是 \mathcal{R} 在 a 处的一个收回。若 f 是可微的,则 f'(a) 被称为 f 在 a 处的**雅可比矩阵** (Jacobian matrix),并且线性变换 $Df_a : \xi \mapsto f'(a)\xi$ 被称为 f 在 a 处的**导数** (derivative)。

对于同样是李群的流形,无论使用什么收回 \mathcal{R} ,任意函数 $f:G\to\mathbb{R}^m$ 的导数都将同意。

第二部分 实践

下面我们将理论部分推导出的结果应用于在 GTSAM 中使用的几何对象。在上面,对于偏导数我们倾向于使用现代符号 $D_1 f$ 。下面 (因为这是早些时候写的) 我们使用更经典的符号

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}$$

此外,对于李群,我们将滥用符号,并取

$$\frac{\partial \varphi(g)}{\partial \xi}\bigg|_{\mathfrak{S}}$$

为映射 φ 在 $a \in G$ 处的雅可比矩阵 $\varphi'(a)$, 其与前推 $D\varphi_a$ 相关。

7 SLAM 示例

让我们检查一个可视化 SLAM 示例。我们有 2D 测量值 z_{ii} ,其中每个测量值由下式预测为

$$z_{ij} = h(T_i, p_j) = \pi(T_i^{-1}p_j)$$

其中 T_i 是第 i 个相机的 3D 位姿, p_j 是第 j 个点的位置,并且 $\pi:(x,y,z)\mapsto(x/z,y/z)$ 是来自示例 1 的相机投影函数。

8 BetweenFactor

BetweenFactor 是在 GTSAM 中的一个因子,广泛用于处理指示两个未知位姿 T_1 和 T_2 之间的相对位姿的测量值。让我们假设测量的相对位姿为 Z,则计算在 BetweenFactor 中的误差的代码首先计算预测的相对位姿 T_{12} ,然后计算测量的相对位姿与预测的相对位姿之间的误差:

T12 = between(T1, T2);
return localCoordinates(Z, T12);

在这里,我们回顾一下,函数 between 在群论的符号中给出为

$$\varphi(q,h) = q^{-1}h$$

函数 localCoordinates 它本身也会调用 between, 并转换到规范坐标:

localCoordinates(Z,T12) = Logmap(between(Z, T12));

因此, 给定两个元素 T_1 和 T_2 , **BetweenFactor** 评估 $g: G \times G \to \mathbb{R}^n$,

$$g(T_1,T_2;Z) = f^{-1}\left(\varphi(Z,\varphi(T_1,T_2)) = f^{-1}\left(Z^{-1}\left(T_1^{-1}T_2\right)\right)\right)$$

其中 f^{-1} 是映射 $f: \xi \mapsto \exp \hat{\xi}$ 的逆。如果我们假设测量只有很小的误差,则 $Z \approx T_1^{-1}T_2$,并因此我们有 $Z^{-1}T_1^{-1}T_2 \approx e$,并且我们可以援引定理 9,也就是说,指数映射 $f: \xi \mapsto \exp \hat{\xi}$ 的导数在 $\xi = 0$ 时是特征式,同时也是它的逆。

最后,由于 between 的导数在其第二个参数中是特征式,因此 BetweenFactor 的误差的导数等同于在第 5.6 节中推导的 $\varphi(T_1,T_2)$ 的前推的导数。

9 POINT3

9 Point3

一个叉积 $a \times b$ 可被写为一个矩阵乘法

$$a\times b=[a]_{\times}\,b$$

其中 $[a]_{\times}$ 是一个斜对称矩阵,被定义为

$$[x, y, z]_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & -z & y \\ z & 0 & -x \\ -y & x & 0 \end{bmatrix}$$

我们还有

$$a^{T} [b]_{\times} = -([b]_{\times} a)^{T} = -(a \times b)^{T}$$

叉积的导数为

$$\frac{\partial(a \times b)}{\partial a} = [-b]_{\times} \tag{9.1}$$

$$\frac{\partial(a \times b)}{\partial b} = [a]_{\times} \tag{9.2}$$

10 2D 旋转

10 2D 旋转

10.1 在 GTSAM 中的 Rot2

一个旋转存储为 $(\cos \theta, \sin \theta)$ 。使用三角加和的规则应用一个增量旋转:

$$\cos \theta' = \cos \theta \cos \delta - \sin \theta \sin \delta$$

$$\sin \theta' = \sin \theta \cos \delta + \cos \theta \sin \delta$$

其中 δ 是一个增量旋转角。

10.2 作用的导数

在 SO(2) 的情况下,向量空间是 \mathbb{R}^2 ,并且群作用 f(R,p) 对应于旋转 2D 点 p

$$f(R,p) = Rp$$

根据定理 3, f 的雅可比矩阵给出为

$$f'(R,p) = \left[\begin{array}{cc} RH(p) & R \end{array} \right]$$

其中 $H: \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}^{2 \times 2}$ 是一个依赖于 p 的线性映射。在 SO(2) 的情况下,我们可以通过等式 (如在方程 (3.3) 中所示) 寻找 H(p):

$$[w]_+ p = \begin{bmatrix} 0 & -\omega \\ \omega & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -y \\ x \end{bmatrix} \omega = H(p)\omega$$

请注意

$$H(p) = \begin{bmatrix} -y \\ x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = R_{\pi/2}p$$

并由于 2D 旋转可交换, 我们也有, 其中 q = Rp:

$$f'(R,p) = \begin{bmatrix} R(R_{\pi/2}p) & R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{\pi/2}q & R \end{bmatrix}$$

10.3 映射的前推

因为 $Ad_R[\omega]_+ = [\omega]_+$,我们有**逆** (inverse) 的导数,

$$\frac{\partial R^T}{\partial \omega} = -Ad_R = -1$$

组合 (compose),

$$\frac{\partial \left(R_{1}R_{2}\right)}{\partial \omega_{1}}=Ad_{R_{2}^{T}}=1\text{ and }\frac{\partial \left(R_{1}R_{2}\right)}{\partial \omega_{2}}=1$$

以及相差 (between):

$$\frac{\partial \left(R_{1}^{T}R_{2}\right)}{\partial \omega_{1}}=-Ad_{R_{2}^{T}R_{1}}=-1 \text{ and } \frac{\partial \left(R_{1}^{T}R_{2}\right)}{\partial \omega_{2}}=1$$

11 2D 刚性变换 15

2D 刚性变换 11

11.1 作用的导数

在 2D 点上 SE(2) 的作用通过使用齐次坐标将点嵌入 \mathbb{R}^3 来完成

$$f(T,p) = \hat{q} = \left[\begin{array}{c} q \\ 1 \end{array} \right] = \left[\begin{array}{cc} R & t \\ 0 & 1 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} p \\ 1 \end{array} \right] = T\hat{p}$$

为找到导数, 我们将量 $\hat{\xi}\hat{p}$ 写为 3×3 矩阵 H(p) 与 ξ 的乘积:

$$\hat{\xi}\hat{p} = \begin{bmatrix} [\omega]_{+} & v \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [\omega]_{+} p + v \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{2} & R_{\pi/2}p \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = H(p)\xi$$
 (11.1)

因此,根据定理3我们有

$$\frac{\partial \left(T\hat{p}\right)}{\partial \xi} = TH(p) = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_2 & R_{\pi/2}p \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & RR_{\pi/2}p \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R & R_{\pi/2}q \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
(11.2)

注意,仅查看方程 (11.1) 和 (11.2),我们可以认出量 $[\omega]_+ p + v = v + \omega \left(R_{\pi/2} p\right)$ 为 p 在 \mathbb{R}^2 中的速

$$\frac{\partial (T^{-1}\hat{p})}{\partial \xi} = -H(T^{-1}p) = \begin{bmatrix} -I_2 & -R_{\pi/2}(T^{-1}p) \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

11.2 映射的前推

我们可以仅用伴随映射定义所有的导数,在 SE(2) 的情况下,在运动旋量坐标帧中,伴随映射 是线性映射

$$Ad_T \xi = \left[\begin{array}{cc} R & -R_{\pi/2}t \\ 0 & 1 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} v \\ \omega \end{array} \right]$$

并且我们有

$$\frac{\partial T^{-1}}{\partial \xi} = -Ad_T$$

$$\frac{\partial \left(T_{1}T_{2}\right)}{\partial \xi_{1}} \quad = \quad Ad_{T_{2}^{-1}} \text{ and } \frac{\partial \left(T_{1}T_{2}\right)}{\partial \xi_{2}} = I_{3}$$

$$\frac{\partial \left(T_{1}^{-1}T_{2}\right)}{\partial \xi_{1}} = -Ad_{T_{2}^{-1}T_{1}} = -Ad_{between(T_{2},T_{1})} \text{ and } \frac{\partial \left(T_{1}^{-1}T_{2}\right)}{\partial \xi_{2}} = I_{3}$$

12 3D 旋转 16

12 3D 旋转

12.1 作用的导数

在 SO(3) 的情况下,向量空间是 \mathbb{R}^3 ,并且群作用 f(R,p) 对应于旋转一个点

$$q = f(R, p) = Rp$$

为计算在定理 3 中使用的 H(p), 我们利用

所以 $H(p) \triangleq [-p]_{\times}$ 。因此,一个作用的最终的导数,在它的第一个参数中为

$$\frac{\partial (Rp)}{\partial \omega} = RH(p) = -R[p]_{\times}$$
(12.1)

同样,根据定理4,逆作用的导数给出为

$$\frac{\partial \left(R^T p\right)}{\partial \omega} = -H(R^T p) = \left[R^T p\right]_{\times}$$

12.2 瞬时速度

对于从机体帧 b 到导航帧 n 的 3D 旋转 R_b^n , 我们有空间角速度 ω_{nb}^n , 其在导航帧中测量,

$$\left[\omega_{nb}^n\right]_{\times} \stackrel{\Delta}{=} \dot{R}_b^n \left(R_b^n\right)^T = \dot{R}_b^n R_n^b$$

并且有机体的角速度 ω_{nb}^b , 其在机体帧内测量:

$$\left[\omega_{nb}^b\right]_{\times} \stackrel{\Delta}{=} \left(R_b^n\right)^T \dot{R}_b^n = R_n^b \dot{R}_b^n$$

这些量可用于推导一个点 p 的速度,并且根据我们选择表示 p 的帧,我们在空间或机体角速度之间进行选择:

$$v^n = [\omega_{nh}^n]_{\times} p^n = \omega_{nh}^n \times p^n$$

$$v^b = \left[\omega_{nb}^b\right]_{\times} p^b = \omega_{nb}^b \times p^b$$

我们可以通过共轭将这些斜对称矩阵从导航帧变换到机体帧,

$$\left[\omega_{nb}^b\right]_{\times} = R_n^b \left[\omega_{nb}^n\right]_{\times} R_b^n$$

但因为伴随表示满足

$$Ad_{R}\left[\omega\right]_{\times}\overset{\Delta}{=}R\left[\omega\right]_{\times}R^{T}=\left[R\omega\right]_{\times}$$

我们甚至可以更容易地将空间角速度和机体角速度变换为 3 元向量:

$$\omega_{nb}^b = R_n^b \omega_{nb}^n$$

12.3 映射的前推

对于 SO(3) 我们有 $Ad_R[\omega]_{\times} = [R\omega]_{\times}$,并且,根据角速度: $Ad_R\omega = R\omega$ 。因此,**逆** (inverse) 映射的雅可比矩阵为 (参见方程 (5.3))

$$\frac{\partial R^T}{\partial \omega} = -Ad_R = -R$$

对于组合 (compose), 我们有 (方程 (5.4) 和 (5.5)):

$$\frac{\partial \left(R_{1}R_{2}\right)}{\partial \omega_{1}}=R_{2}^{T} \text{ and } \frac{\partial \left(R_{1}R_{2}\right)}{\partial \omega_{2}}=I_{3}$$

以及相差 (between) (方程 (5.6)):

$$\frac{\partial \left(R_1^T R_2\right)}{\partial \omega_1} = -R_2^T R_1 = -between(R_2, R_1) \text{ and } \frac{\partial \left(R_1 R_2\right)}{\partial \omega_2} = I_3$$

12.4 Retractions

Absil [?, page 58] 讨论了对于 SO(3),矩阵 $R[\omega]_{\times}$ 基于 QR 分解或极性分解的两种可能的收回,但它们是昂贵的。另一种收回基于 Cayley 变换 $\mathcal{C}:\mathfrak{so}(3)\to SO(3)$,一种从斜对称矩阵到旋转矩阵的映射:

$$Q = \mathcal{C}(\Omega) = (I - \Omega)(I + \Omega)^{-1}$$

有趣的是, 逆 Cayley 变换 $\mathcal{C}^{-1}:SO(3)\to\mathfrak{so}(3)$ 具有相同的形式:

$$\Omega = \mathcal{C}^{-1}(Q) = (I - Q)(I + Q)^{-1}$$

然而, 收回需要一个系数 $-\frac{1}{2}$, 以使其与测地线局部对齐:

$$R' = \mathcal{R}_R(\omega) = R\mathcal{C}(-\frac{1}{2}[\omega]_{\times})$$

注意, 给定 $\omega = (x, y, z)$, 它具有以下封闭形式表达式

$$\frac{1}{4+x^2+y^2+z^2} \begin{bmatrix} 4+x^2-y^2-z^2 & 2xy-4z & 2xz+4y \\ 2xy+4z & 4-x^2+y^2-z^2 & 2yz-4x \\ 2xz-4y & 2yz+4x & 4-x^2-y^2+z^2 \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{4+x^2+y^2+z^2} \begin{cases} 4(I+[\omega]_\times) + \begin{bmatrix} x^2-y^2-z^2 & 2xy & 2xz \\ 2xy & -x^2+y^2-z^2 & 2yz \\ 2xz & 2yz & -x^2-y^2+z^2 \end{bmatrix} \end{cases}$$

因此它可以看作是 $(I + [\omega]_{\star})$ 的二阶修正。对数映射的相应近似值为:

$$[\omega]_{\times} = \mathcal{R}_R^{-1}(R') = -2\mathcal{C}^{-1}\left(R^T R'\right)$$

13 3D 刚性变换

13.1 作用的导数

在 3D 点上 SE(3) 的作用通过使用齐次坐标将点嵌入 ℝ⁴ 来完成

$$\hat{q} = \left[\begin{array}{c} q \\ 1 \end{array} \right] = f(T,p) = \left[\begin{array}{cc} R & t \\ 0 & 1 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} p \\ 1 \end{array} \right] = T\hat{p}$$

量 $\hat{\xi}\hat{p}$ 对应于在 \mathbb{R}^4 中的速度 (在局部 T 帧中), 并如方程 (3.3) 所示将其等同于 $H(p)\xi$ 以产生 4×6 矩阵 H(p) 2:

$$\hat{\xi}\hat{p} = \begin{bmatrix} [\omega]_{\times} & v \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega \times p + v \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [-p]_{\times} & I_3 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ v \end{bmatrix} = H(p)\xi$$

请注意,速度如何类似于射影几何中无穷远的点:它们对应于自由向量指示一个方向和幅值的变化。 根据定理 3, 在齐次坐标中群作用的导数则为

$$\frac{\partial (T\hat{p})}{\partial \xi} = TH(p) = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [-p]_{\times} & I_3 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R [-p]_{\times} & R \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$
$$\frac{\partial (T\hat{p})}{\partial \hat{p}} = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

在 \mathbb{R}^3 中它变为 $R\begin{bmatrix} -[p]_{\times} & I_3 \end{bmatrix}$ 。 逆作用 $T^{-1}p$ 的导数由定理 4 给出为:

$$\frac{\partial (T^{-1}\hat{p})}{\partial \xi} = -H \left(T^{-1}\hat{p} \right) = \begin{bmatrix} \left[T^{-1}\hat{p} \right]_{\times} & -I_3 \end{bmatrix}$$
$$\frac{\partial (T^{-1}\hat{p})}{\partial \hat{p}} = \begin{bmatrix} R^T & -R^Tt \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

例 14. 让我们检查一个可视化 SLAM 示例。我们有 2D 测量值 z_{ij} , 其中每个测量值由下式预测为

$$z_{ij} = h(T_i, p_j) = \pi(T_i^{-1}p_j) = \pi(q)$$

其中 T_i 是第 i 个相机的 3D 位姿, p_i 是第 j 个点的位置, $q = (x', y', z') = T^{-1}p$ 是相机坐标中的 点,并且 $\pi:(x,y,z)\mapsto(x/z,y/z)$ 是来自示例 1 的相机投影函数。根据链式规则,我们则有

$$\frac{\partial h(T,p)}{\partial \xi} = \frac{\partial \pi(q)}{\partial q} \frac{\partial (T^{-1}p)}{\partial \xi} = \frac{1}{z'} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -x'/z' \\ 0 & 1 & -y'/z' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [q]_{\times} & -I_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi'(q) [q]_{\times} & -\pi'(q) \end{bmatrix}$$
$$\frac{\partial h(T,p)}{\partial p} = \pi'(q)R^{T}$$

13.2 伴随的导数

考虑 $f: SE(3) \times \mathbb{R}^6 \to \mathbb{R}^6$ 被定义为 $f(T, \xi_b) = Ad_T \hat{\xi}_b$ 。导数用符号表示为 (参见第 3.4 节):

$$Df_{(T,\xi_b)}(\xi,\delta\xi_b) = D_1 f_{(T,\xi_b)}(\xi) + D_2 f_{(T,\xi_b)}(\delta\xi_b)$$

首先, 计算 $D_2 f_{(T,\xi_b)}(\xi_b)$ 很容易, 因为它的矩阵是简单的 Ad_T :

$$f(T, \xi_b + \delta \xi_b) = Ad_T(\widehat{\xi_b} + \delta \xi_b) = Ad_T(\widehat{\xi_b}) + Ad_T(\delta \widehat{\xi_b})$$

$$D_2 f_{(T,\xi_b)}(\xi_b) = A d_T$$

 $^{^{2}}H(p)$ 也可通过将 6 个生成元中的每个生成元的第 j 列乘以 \hat{p} 的分量来获得

我们将用两种方法推导出 $D_1 f_{(T,\xi_b)}(\xi)$ 。首先,我们将定义 $g(T,\xi) \triangleq T \exp \hat{\xi}$ 。从第 3.4 节开始,

$$D_2 g_{(T,\xi)}(\xi) = T\hat{\xi}$$
$$D_2 g_{(T,\xi)}^{-1}(\xi) = -\hat{\xi} T^{-1}$$

现在我们可以使用伴随表示 $Ad_q\hat{\xi} = g\hat{\xi}g^{-1}$ 的定义 (又称 g 共轭), 然后应用乘积规则并简化:

$$\begin{split} D_1 f_{(T,\xi_b)}(\xi) &= D_1 \left(A d_{T \exp(\hat{\xi})} \hat{\xi}_b \right) (\xi) = D_1 \left(g \hat{\xi}_b g^{-1} \right) (\xi) \\ &= \left(D_2 g_{(T,\xi)}(\xi) \right) \hat{\xi}_b g^{-1}(T,0) + g(T,0) \hat{\xi}_b \left(D_2 g_{(T,\xi)}^{-1}(\xi) \right) \\ &= T \hat{\xi} \hat{\xi}_b T^{-1} - T \hat{\xi}_b \hat{\xi} T^{-1} \\ &= T \left(\hat{\xi} \hat{\xi}_b - \hat{\xi}_b \hat{\xi} \right) T^{-1} \\ &= A d_T (a d_{\hat{\xi}} \hat{\xi}_b) \\ &= -A d_T (a d_{\hat{\xi}_b} \hat{\xi}) \\ D_1 F_{(T,\xi_b)} &= -(A d_T) (a d_{\hat{\xi}_b}) \end{split}$$

其中 $ad_{\hat{\xi}}: \mathfrak{g} \to \mathfrak{g}$ 是李代数的伴随映射。

第二,也许是推导 $D_1 f_{(T,\xi_b)}(\xi_b)$ 的更直观的方法,将使用以下事实:根据伴随 ad_ξ 的定义,在原点处的导数为 $D_1 Ad_I \hat{\xi}_b = ad_{\hat{\xi}_b}$ 。然后应用性质 $Ad_{AB} = Ad_A Ad_B$,

$$D_1Ad_T\hat{\xi}_b(\xi) = D_1Ad_{T*I}\hat{\xi}_b(\xi) = Ad_T\left(D_1Ad_I\hat{\xi}_b(\xi)\right) = Ad_T\left(ad_{\hat{\xi}}(\hat{\xi}_b)\right) = -Ad_T\left(ad_{\hat{\xi}_b}(\hat{\xi})\right)$$

13.3 伴随转置的导数

伴随的转置, $Ad_T^T: \mathfrak{g}^* \to \mathfrak{g}^*$,作为改变在对偶空间中向量的参考帧的一种方法,它非常有用(注意符号 * 标志我们现在在对偶空间中)。更具体地说,尽管 $Ad_T\hat{\xi}_b$ 从 T 帧转换运动旋量 (twist) ξ_b ,而 $Ad_T^T\hat{\xi}_b^*$ 从 T 帧转换动力旋量 (wrench) ξ_b^* 。对于 $Ad_T^T\hat{\xi}_b^*$ 的导数,很难应用在第 13.2 节中类似的推导,因为 Ad_T^T 不能自然地定义为共轭,所以我们要通过代数来进行计算。省略细节,但结果的形式模糊相似于 (但并不完全匹配于) $ad(Ad_T^T\hat{\xi}_b^*)$:

$$\begin{bmatrix} \omega_T \\ v_T \end{bmatrix}^* \triangleq A d_T^T \hat{\xi}_b^*$$

$$D_1 A d_T^T \hat{\xi}_b^* (\xi) = \begin{bmatrix} \hat{\omega}_T & \hat{v}_T \\ \hat{v}_T & 0 \end{bmatrix}$$

13.4 瞬时速度

对于从机体帧 b 到导航帧 n 的刚性 3D 变换 T_b^n ,我们有瞬时空间运动旋量 ξ_{nb}^n ,其在导航帧中测量,

$$\hat{\xi}_{nb}^{n} \stackrel{\Delta}{=} \dot{T}_{b}^{n} \left(T_{b}^{n} \right)^{-1}$$

并有瞬时机体运动旋量 ξ_{nb}^b , 其在机体帧中测量:

$$\hat{\xi}_{nb}^{b} \stackrel{\Delta}{=} (T_{b}^{n})^{T} \, \dot{T}_{b}^{n}$$

13.5 映射的前推

因为我们可以根据运动旋量坐标表达伴随表示, 我们有

$$\left[\begin{array}{c}\omega'\\v'\end{array}\right]=\left[\begin{array}{cc}R&0\\\left[t\right]_{\times}R&R\end{array}\right]\left[\begin{array}{c}\omega\\v\end{array}\right]$$

因此,与 SO(3)一样,我们现在可以简单地假定**逆** (inverse)的导数为,

$$\frac{\partial T^{-1}}{\partial \xi} = -Ad_T = -\begin{bmatrix} R & 0\\ [t]_{\times} R & R \end{bmatrix}$$

在其第一个参数中的组合 (compose) 为,

$$\frac{\partial \left(T_1 T_2\right)}{\partial \xi_1} = A d_{T_2^{-1}}$$

在其第二个参数中的组合为,

$$\frac{\partial \left(T_1 T_2\right)}{\partial \xi_2} = I_6$$

在其第一个参数中的相差 (between) 为,

$$\frac{\partial \left(T_1^{-1} T_2\right)}{\partial \xi_1} = -A d_{T_2^{-1} T_1} = \begin{bmatrix} -R_2^T R_1 & 0\\ R_2^T \left[t_2 - t_1\right]_{\times} R_1 & -R_2^T R_1 \end{bmatrix}$$

并且在其第二个参数中的相差为,

$$\frac{\partial \left(T_1^{-1} T_2\right)}{\partial \xi_2} = I_6$$

13.6 收回

对于 SE(3),与其使用真实的指数映射,不如设计其它收回,这在计算上更有效率。指数映射的一阶近似并不能完全解决这个问题,因为它产生了一个不在 SE(3) 中的 4×4 矩阵:

$$T \exp \hat{\xi} \approx T(I + \hat{\xi})$$

$$= T \left(I_4 + \begin{bmatrix} [\omega]_{\times} & v \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \right)$$

$$= \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_3 + [\omega]_{\times} & v \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} R \left(I_3 + [\omega]_{\times} \right) & t + Rv \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

然而,我们可以通过使用为 SO(3) 定义的任意收回来将其变成一个收回,包括如下,使用指数映射 $Re^{[\omega]_\times}$:

$$\mathcal{R}_T\left(\left[\begin{array}{c}\omega\\v\end{array}\right]\right) = \left[\begin{array}{cc}R&t\\0&1\end{array}\right] \left[\begin{array}{cc}e^{[\omega]_\times}&v\\0&1\end{array}\right] = \left[\begin{array}{cc}Re^{[\omega]_\times}&t+Rv\\0&1\end{array}\right]$$

类似地,对于一个二阶近似,我们有

$$T \exp \hat{\xi} \approx T(I + \hat{\xi} + \frac{\hat{\xi}^2}{2})$$

$$= T\left(I_4 + \begin{bmatrix} [\omega]_{\times} & v \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} [\omega]_{\times} & v \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\omega]_{\times} & v \\ 0 & 0 \end{bmatrix}\right)$$

$$= \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} I_3 + [\omega]_{\times} + \frac{1}{2} [\omega]_{\times}^2 & v + \frac{1}{2} [\omega]_{\times} v \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\right)$$

$$= \begin{bmatrix} R\left(I_3 + [\omega]_{\times} + \frac{1}{2} [\omega]_{\times}^2\right) & t + R\left[v + (\omega \times v)/2\right] \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

以激励收回

$$\mathcal{R}_{T}\left(\left[\begin{array}{c} \omega \\ v \end{array}\right]\right) = \left[\begin{array}{cc} R & t \\ 0 & 1 \end{array}\right] \left[\begin{array}{cc} e^{\left[\omega\right]_{\times}} & v + \left(\omega \times v\right)/2 \\ 0 & 1 \end{array}\right] = \left[\begin{array}{cc} Re^{\left[\omega\right]_{\times}} & t + R\left[v + \left(\omega \times v\right)/2\right] \\ 0 & 1 \end{array}\right]$$

14 球面 S^2

14.1 定义

球面 S^2 是 \mathbb{R}^3 中的所有单位向量的集合,即三维空间中的所有方向:

$$S^2 = \{ p \in \mathbb{R}^3 | \|p\| = 1 \}$$

在点 p 处的切空间 T_pS^2 由三元向量 $\hat{\xi}$ 组成,以使得 $\hat{\xi}$ 在点 p 处与 S^2 相切,即,

$$T_p S^2 \stackrel{\Delta}{=} \left\{ \hat{\xi} \in \mathbb{R}^3 | p^T \hat{\xi} = 0 \right\}$$

虽然不是一个李群,但我们可以定义一个指数映射,这在 Ma et. al [?] 中给出,以及在 Anuj Srivastava 的 CVPR 教程中也给出: http://stat.fsu.edu/~anuj/CVPR_Tutorial/Part2.pdf。

$$\exp_{p} \hat{\xi} = \cos\left(\left\|\hat{\xi}\right\|\right) p + \sin\left(\left\|\hat{\xi}\right\|\right) \frac{\hat{\xi}}{\left\|\hat{\xi}\right\|}$$

后者也给出逆映射,即从p到q得到切向量z:

$$z = \log_p q = \frac{\theta}{\sin \theta} (q - p \cos \theta) p$$

其中 $\theta = \cos^{-1}(p^T q)_{\circ}$

14.2 局部坐标

对于切空间 T_pS^2 ,我们可以找到一个基 B_p ,其中 $B_p=[b_1|b_2]$,一个 3×2 矩阵,它通过以下两种方式之一找到

- 1. 分解 p = QR, 其中 Q 为正交矩阵, 并且 R 的形式为 $[100]^T$, 并因此 $p = Q_1$ 。该基为 $B_p = [Q_2|Q_3]$,即 Q 的最后两列。
- 2. 形式 $b_1 = p \times a$, 其中 a (一致地) 选择与 p 不平行, 并且 $b_2 = p \times b_1$ 。

现在我们可以用 $\xi \in R^2$ 写出 $\hat{\xi} = B_p \xi$,在切平面基 B_p 中的 2D 坐标。

14.3 收回

指数映射使用 cos 和 sin,并且这超出我们优化的需要。假设我们有一个点 $p \in S^2$ 和一个 3 元 向量 $\hat{\xi} \in T_p S^2$,Absil [?] 告诉我们,我们可以简单地把 $\hat{\xi}$ 加到 p 上,然后重新正规化以得到球面上的一个新点 q。这就是他所说的**收回** (retraction) $\mathcal{R}_p(\hat{\xi})$,

$$q = \mathcal{R}_p(\hat{\xi}) = \frac{p + \hat{\xi}}{\|p + z\|} = \frac{p + \hat{\xi}}{\alpha}$$

其中 α 为 $p+\hat{\xi}$ 的范数。

我们也可以从局部坐标 $\xi \in \mathbb{R}^2$ 定义一个收回:

$$q = \mathcal{R}_p(\xi) = \frac{p + B_p \xi}{\|p + B_p \xi\|}$$

14 球面 S^2 23

逆收回

如果 $\hat{\xi} = B_p \xi$, 其中 $\xi \in \mathbb{R}^2$ 是在切平面基 B_p 中的 2D 坐标, 我们有

$$\xi = \frac{B_p^T q}{p^T q}$$

证明. 我们寻求

$$\alpha q = p + B_p \xi$$

如果我们将两边都乘以 B_p^T (在基 B_p 上投影), 我们获得

$$\alpha B_p^T q = B_p^T p + B_p^T B_p \xi$$

并且因为 $B_p^Tp=0$ 和 $B_p^TB_p=I$,我们很容易获得 ξ 作为标度投影 B_p^Tq

$$\xi = \alpha B_p^T q$$

为了恢复比例因子 α ,我们在两侧都乘以 p^T ,然后我们得到

$$\alpha p^T q = p^T p + p^T B_p \xi$$

因为 $p^T p = 1$ 和 $p^T B_p \xi = 0$,则我们获得 $\alpha = 1/(p^T q)$,从而完成了证明。

14.4 在 3D 方向上的旋转作用

旋转在球面上的一个点 $p \in S^2$ 显然会产生在其上的另一个点 $q = Rp \in S^2$,因为旋转保持范数。 f(R,p) 相对于 R 的导数可以通过下式找到

$$Rp + B_{Rp}\xi = R(I + [\omega]_{\times})p = Rp + R[\omega]_{\times}p$$
$$B_{Rp}\xi = -R[p]_{\times}\omega$$
$$\xi = -B_{Rp}^{T}R[p]_{\times}\omega$$

而相对于 p, 我们有

$$Rp + B_{Rp}\xi_q = R(p + B_p\xi_p)$$
$$\xi_q = B_{Rp}^T R B_p \xi_p$$

换句话说,雅可比矩阵给出为

$$f'(R,p) = \begin{bmatrix} -B_{Rp}^T R \left[p \right]_{\times} & B_{Rp}^T R B_p \end{bmatrix}$$

14.5 3D 方向之间的误差

我们想要定义两个方向 $p,q \in S^2$ 之间的距离度量 e(p,q)。一个明显的选择是

$$\theta = \cos^{-1}\left(p^T q\right)$$

这正是在球面上沿最短路径 (测地线) 的距离,也就是说,这是与指数相关的距离度量。其优点是,它在任何地方都有定义,但它涉及 \cos^{-1} 。相对于在 q 中的一个变化的导数,通过 ξ ,则为

$$\frac{\partial \theta(p,q)}{\partial \xi} = \frac{\partial \cos^{-1}(p^T q)}{\partial \xi} = \frac{p^T B_q}{\sqrt{1 - (p^T q)^2}}$$

15 本质矩阵流形 24

其中对于 p = q, 这也是未定义的。

一个更简单的度量由收回推导出来,但仅当 $q \approx p$ 时成立。它简单地将 q 投影到由 p 定义的局部坐标基 B_p 上,并取范数:

$$\theta(p,q) = \left\| B_p^T q \right\|$$

相对于在 q 中的一个变化的导数,通过 ξ ,则为

$$\frac{\partial \theta(p,q)}{\partial \xi_q} = \frac{\partial}{\partial \xi_q} \sqrt{\left(B_p^T q\right)^2} = \frac{1}{\sqrt{\left(B_p^T q\right)^2}} \left(B_p^T q\right) B_p^T B_q = \frac{B_p^T q}{\theta(q;p)} B_p^T B_q$$

注意,对于 $\theta = 0$,这也是未定义的。

对于在概率因子中的使用,一个有符号的向量-值误差不会具有不连续性:

$$\theta(p,q) = B_n^T q$$

注意,这是一个标量的逆收回。相对于在q中的一个变化的导数,通过 ξ ,通过下式找到:

$$\frac{\partial \theta(p,q)}{\partial \xi_a} = B_p^T \frac{\partial q}{\partial \xi_a} = B_p^T B_q$$

应用

我们可以利用上述方法来寻找一个相机和一个 IMU 之间的未知的旋转。如果我们测量两帧之间的旋转为 $c_1 Z c_2$,并且来自 IMU 的预测旋转为 $i_1 R i_2$,则我们可以预测

$$c_1 Z c_2 = iRc^T \cdot i_1 R i_2 \cdot iRc$$

并且增量旋转的轴线的关系为

$$p = iRc \cdot z$$

其中 p 为在 IMU 帧中的角速度轴,而 z 为两个相机之间的测量旋转轴。注意,这仅在旋转不为零时才有意义。因此,对于 IMU 和相机之间的未知旋转 iRc,给定一个初始估计 R,误差的导数为 (使用方程 (12.1))

$$\frac{\partial \theta(Rz;p)}{\partial \omega} = B_p^T(Rz) B_p^T B_{Rz} \frac{\partial (Rz)}{\partial \omega} = B_p^T(Rz) B_p^T R[z]_{\times}$$

这里,该 2×3 矩阵 $B_{Rz}^T[z]_{\times}$ 将在 R 中的变化转换为在 Rz 中的变化,并且该 1×2 矩阵 $B_p^T(Rz)$ 描述在误差度量上的下游效应。

15 本质矩阵流形

我们将本质矩阵参数化为一对 (R,t), 其中 $R\in SO(3)$, 并且 $t\in S^2$ 是单位球面。则对极矩阵给出为

$$E = [t]_{\times} R$$

并且给定两个对应点 a 和 b 的对极误差为

$$e(R, t; a, b) = a^T E b$$

我们当然对相对于方向的导数感兴趣(使用方程(12.1))

$$\frac{\partial (a^T[t]_\times Rb)}{\partial \omega} = a^T[t]_\times \frac{\partial (Rb)}{\partial \omega} = -a^T[t]_\times R\left[b\right]_\times = -a^T E[b]_\times$$

并且相对于在方向 t 中的变化的导数为

$$\frac{\partial e(a^T[t]_\times Rb)}{\partial \xi} = a^T \frac{\partial (B\xi \times Rb)}{\partial v} = -a^T [Rb]_\times B$$

这里我们利用了收回可以被写为 $t+B\xi$ 的事实, 其中 B 是一个局部基, 并且我们利用了方程(9.1):

$$\frac{\partial(a\times b)}{\partial a} = [-b]_{\times}$$

16 2D 线段 (Ocaml)

在 Line3.ml 中定义了一条无限直线 (a,b,c) 和一条 2D 线段 ((x1,y1),(x2,y2)) 之间的误差。

17 Line3vd (Ocaml)

直线的一种表示形式是通过 2 个向量 (v,d),其中 v 是方向,而向量 d 从原点指向直线上最近的点。

在这种表示中,将一条 3D 线从世界坐标帧变换到在 (R_w^c, t^w) 处的相机帧通过下式完成

$$v^{c} = R_{w}^{c}v^{w}$$

$$d^{c} = R_{w}^{c}\left(d^{w} + (t^{w}v^{w})v^{w} - t^{w}\right)$$

18 Line3

对于 3D 直线,我们使用 C.J. Taylor 的参数化,使用 1 个旋转矩阵 R 和 2 个标量 a 和 b 进行。直线方向 v 只是旋转帧的 Z 轴,即 $v=R_3$,而向量 d 由 $d=aR_1+bR_2$ 给出。

现在,我们将**不**使用我们对于旋转已使用的增量旋转方案:因为矩阵 R 从直线坐标帧变换到世界坐标帧,我们需要在右侧应用增量旋转:

$$R' = R(I + \Omega)$$

18.1 投影 Line3

将一条直线投影到 2D 可以很容易地完成,因为 v 和 d 也是投影线上两点的 2D 齐次坐标,并因此我们有

$$l = v \times d$$

$$= R_3 \times (aR_1 + bR_2)$$

$$= a(R_3 \times R_1) + b(R_3 \times R_2)$$

$$= aR_2 - bR_1$$

这可被写为一个点的一个旋转,

$$l = R \left(\begin{array}{c} -b \\ a \\ 0 \end{array} \right)$$

18 LINE3 26

但是因为增量旋转现在是在右侧完成的,我们需要再次计算导数:

$$\frac{\partial (R(I+\Omega)x)}{\partial \omega} = \frac{\partial (R\Omega x)}{\partial \omega} = R \frac{\partial (\Omega x)}{\partial \omega} = R [-x]_{\times}$$
 (18.1)

并因此, 投影 l 相对于 3D 线的旋转矩阵 R 的导数为

$$\frac{\partial(l)}{\partial\omega} = R \left[\begin{pmatrix} b \\ -a \\ 0 \end{pmatrix} \right]_{\times} = \left[aR_3 bR_3 - (aR_1 + bR_2) \right]$$
 (18.2)

或相对于 a,b 标量的导数为:

$$\frac{\partial(l)}{\partial a} = R_2$$

$$\frac{\partial(l)}{\partial b} = -R_1$$

18.2 在直线上 SE(3) 的作用

将 3D 线 (R,(a,b)) 从一个世界坐标帧变换为一个相机帧 $T_c^w = (R_c^w,t^w)$ 由下式完成

$$R' = R_w^c R$$
$$a' = a - R_1^T t^w$$
$$b' = b - R_2^T t^w$$

其中 R_1 和 R_2 是 R 的列,如前所述。

为找到导数,一条直线 $l^w=(R,a,b)$ 从世界坐标帧到相机坐标帧 T_c^w (在世界坐标帧中指定)的变换可被写为一个函数 $f:SE(3)\times L\to L$,如上所述,即,

$$f(T_c^w, l^w) = ((R_c^w)^T R, a - R_1^T t^w, b - R_2^T t^w).$$

让我们寻找 f 相对于第一个参数 T_c^w 的雅可比矩阵 J_1 , 它应该服从于

$$f(T_c^w e^{\hat{\xi}}, l^w) \approx f(T_c^w, l^w) + J_1 \xi$$

请注意

$$T_c^w e^{\hat{\xi}} \approx \begin{bmatrix} R_c^w \left(I_3 + [\omega]_{\times} \right) & t^w + R_c^w v \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

让我们分别为每一个 R, a, b 写出:

$$(R_c^w (I_3 + [\omega]_{\times}))^T R \approx (R_c^w)^T R (I + [J_{R\omega}\omega]_{\times})$$

$$a - R_1^T (t^w + R_c^w v) \approx a - R_1^T t^w + J_{av} v$$

$$b - R_2^T (t^w + R_c^w v) \approx b - R_2^T t^w + J_{bv} v$$

简化后,我们得到:

$$- [\omega]_{\times} R' \approx R' [J_{R\omega}\omega]_{\times}$$
$$-R_1^T R_c^w \approx J_{av}$$
$$-R_2^T R_c^w \approx J_{bv}$$

19 对齐 3D 扫描 27

这对于 J_{av} 和 J_{bv} 给出了表达式。可以进一步简化顶行:

$$- [\omega]_{\times} R' \approx R' [J_{R\omega}\omega]_{\times}$$

$$-R'^{T} [\omega]_{\times} R' \approx [J_{R\omega}\omega]_{\times}$$

$$- [R'^{T}\omega]_{\times} \approx [J_{R\omega}\omega]_{\times}$$

$$-R'^{T} \approx J_{R\omega}$$

对于第二个参数 R, 我们现在简单地有:

$$AB(I + \Omega') = AB(I + \Omega)$$

 $\Omega' = \Omega$
 $\omega' = \omega$

标量导数可以通过以下实现来找到

$$\begin{pmatrix} a' \\ b' \\ \dots \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a \\ b \\ 0 \end{pmatrix} - R^T t^w$$

这里我们不关心第三行。因此

$$\frac{\partial \left(\left(R(I+\Omega_2)\right)^T t^w\right)}{\partial \omega} = -\frac{\partial \left(\Omega_2 R^T t^w\right)}{\partial \omega} = -\left[R^T t^w\right]_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & R_3^T t^w & -R_2^T t^w \\ -R_3^T t^w & 0 & R_1^T t^w \\ \dots & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

19 对齐 3D 扫描

下面是 Pose3.align 的基本解释,即使用 SVD 对齐两个点云。该灵感来自 CVOnline,但经过修改...

我们的模型是

$$p^c = R(p^w - t)$$

即 R 是从相机到世界的变换,并且 t 是相机在世界坐标中的位置。目标函数为

$$\frac{1}{2}\sum (p^{c} - R(p^{w} - t))^{2} = \frac{1}{2}\sum (p^{c} - Rp^{w} + Rt)^{2} = \frac{1}{2}\sum (p^{c} - Rp^{w} - t')^{2}$$
(19.1)

其中 t' = -Rt 是在相机帧中原点的位置。相对于 t' 取导数并将其设置为零,我们有

$$\sum \left(p^c - Rp^w - t' \right) = 0$$

或者

$$t' = \frac{1}{n} \sum (p^c - Rp^w) = \bar{p}^c - R\bar{p}^w$$
 (19.2)

这里 \bar{p}^c 和 \bar{p}^w 是点云的中心。将其代回方程 (19.1), 我们得到

$$\frac{1}{2} \sum \left(p^c - R(p^w - t) \right)^2 = \frac{1}{2} \sum \left(\left(p^c - \bar{p}^c \right) - R\left(p^w - \bar{p}^w \right) \right)^2 = \frac{1}{2} \sum \left(\hat{p}^c - R\hat{p}^w \right)^2$$

现在,要最小化上述内容,只需将其最大化即可(参见 CVOnline)

$$trace\left(R^{T}C\right)$$

19 对齐 3D 扫描 28

其中 $C = \sum \hat{p}^c \left(\hat{p}^w\right)^T$ 是相关矩阵。直观地说,点云被旋转以与主轴对齐。这可以通过在 C 上的 SVD 分解来实现

$$C = USV^T$$

并设置

$$R = UV^T$$

显然, 从方程 (19.2), 我们也则恢复最优 t 为

$$t = \bar{p}^w - R^T \bar{p}^c$$

附录

微分规则

Spivak [2] 还注意到一些按分量定义的多元导数规则, 但它们在实践中不太有用:

• 因为 $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 是按照 m 的分量函数 f^i 定义的,则 f 在 a 处是可微的,当且仅当每一个 f^i 是,并且雅可比矩阵 F_a 是 $m \times n$ 矩阵,它们的第 i 行是 $(f^i)'(a)$:

$$F_a \stackrel{\Delta}{=} f'(a) = \left[\begin{array}{c} \left(f^1\right)'(a) \\ \vdots \\ \left(f^m\right)'(a) \end{array} \right]$$

• 标量微分规则: 如果 $f, g: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$ 在 a 处是可微的,则

$$(f+g)'(a) = F_a + G_a$$

$$(f \cdot g)'(a) = g(a)F_a + f(a)G_a$$

$$(f/g)'(a) = \frac{1}{g(a)^2} [g(a)F_a - f(a)G_a]$$

切空间与切丛

以下内容改编自在文献 [1] 中的附录 A。

一个流形 M 在一个点 $p \in M$ 处的**切空间** (tangent space) T_pM 是在 p 处的**切向量** (tangent vectors) 的向量空间。**切丛** (tangent bundle) TM 是所有切向量的集合

$$TM \stackrel{\Delta}{=} \bigcup_{p \in M} T_p M$$

一个**向量场** (vector field) $X: M \to TM$ 为每一个点 p 分配一个单一的切向量 $x \in T_pM$ 。

如果 $F: M \to N$ 是从流形 M 到流形 N 的一个平滑映射,则我们可以定义 F 在 p 处的**切映射** (tangent map) 为线性映射 $F_{*p}: T_pM \to T_{F(p)}N$,它将在 T_pM 中在 p 处的切向量映射到在 $T_{F(p)}N$ 中在象 F(p) 处的切向量。

同态

以下内容**可能**与 [?, page 45] 相关: 假设 $\Phi: G \to H$ 是一个映射 (李群同态)。则存在一个唯一的线性映射 $\phi: \mathfrak{g} \to \mathfrak{h}$

$$\phi(\hat{x}) \stackrel{\Delta}{=} \lim_{t \to 0} \frac{d}{dt} \Phi\left(e^{t\hat{x}}\right)$$

以使得

1.
$$\Phi(e^{\hat{x}}) = e^{\phi(\hat{x})}$$

2.
$$\phi(T\hat{x}T^{-1}) = \Phi(T)\phi(\hat{x})\Phi(T^{-1})$$

3.
$$\phi([\hat{x}, \hat{y}]) = [\phi(\hat{x}), \phi(\hat{y})]$$

换句话说,映射 ϕ 是 Φ 在特征处的导数。举例来说,假设 $\Phi(g)=g^{-1}$,则**在特征处**相应的导数为

$$\phi(\hat{x}) \stackrel{\Delta}{=} \lim_{t \to 0} \frac{d}{dt} \left(e^{t\hat{x}}\right)^{-1} = \lim_{t \to 0} \frac{d}{dt} e^{-t\hat{x}} = -\hat{x} \lim_{t \to 0} e^{-t\hat{x}} = -\hat{x}$$

在一般情况下,只需对 \mathfrak{g} 的一个基计算 ϕ 即可。

参考文献

- [1] Richard M Murray, Zexiang Li, S Shankar Sastry, and S Shankara Sastry. A mathematical introduction to robotic manipulation. CRC press, 1994.
- [2] Michael Spivak. Calculus on manifolds, volume 1. WA Benjamin New York, 1965.