

注意, $Z(t)$ 仅定义在曲线经过的点上, 这与定义在流形开集上的向量场 $V \in \mathfrak{X}(M)$ 不同。

定理 2: 诱导协变导数

令 M 是配备了联络 ∇ 的流形, $c: I \rightarrow M$ 是光滑曲线。那么存在唯一的算子 $\frac{D}{dt}: \mathfrak{X}(c) \rightarrow \mathfrak{X}(c)$ 满足以下性质: 对于任意的 $Y, Z \in \mathfrak{X}(c), V \in \mathfrak{X}(M), g \in \mathfrak{F}(I), a, b \in \mathbb{R}$, 我们有

1. \mathbb{R} -线性:

$$\frac{D}{dt}(aY + bZ) = a\frac{D}{dt}Y + b\frac{D}{dt}Z.$$

2. 莱布尼茨法则 (Leibniz rule):

$$\frac{D}{dt}(gZ) = g'Z + g\frac{D}{dt}Z.$$

3. 链式法则 (Chain rule):

$$\frac{D}{dt}(V \circ c)(t) = \nabla_{c'(t)}V.$$

如果 ∇ 是黎曼联络, 则还满足:

4. 乘积法则:

$$\frac{d}{dt}\langle Y(t), Z(t) \rangle_{c(t)} = \left\langle \frac{D}{dt}Y, Z \right\rangle + \left\langle Y, \frac{D}{dt}Z \right\rangle.$$

这个定理的证明需要用到局部框架, 这里我们跳过证明。算子 $\frac{D}{dt}$ 允许我们定义曲线的加速度 (即速度场的协变导数), 这将在下一次笔记学习测地线时起到关键作用。

注解 3: 利用诱导导数表示 Hessian

利用链式法则，我们可以将黎曼 Hessian 与诱导协变导数联系起来。令 $c(t)$ 是满足 $c(0) = x$ 和 $c'(0) = u$ 的曲线。根据定义 $\text{Hess } f(x)[u] = \nabla_u \text{grad } f$ ，利用定理 2 的链式法则性质，我们可以写成：

$$\text{Hess } f(x)[u] = \left. \frac{D}{dt} \text{grad } f(c(t)) \right|_{t=0}.$$

这直观地表明，Hessian 衡量的是当我们沿曲线移动时，梯度向量场的变化率。

2 嵌入子流形上的诱导协变导数

对于嵌入子流形，诱导协变导数的计算非常直观：它就是欧氏空间中的普通导数在切空间上的正交投影。

命题 4: 嵌入子流形上的诱导协变导数

令 \mathcal{M} 是欧几里得空间 \mathcal{E} 的黎曼子流形，配备诱导度量。对于曲线 c 上的向量场 $Z(t)$ ，其诱导协变导数为：

$$\frac{D}{dt} Z(t) = \text{Proj}_{c(t)} \left(\frac{d}{dt} Z(t) \right),$$

其中 $\frac{d}{dt} Z(t)$ 是 $Z(t)$ 作为 \mathcal{E} 中向量值函数的经典导数， $\text{Proj}_{c(t)}$ 是向切空间 $T_{c(t)}\mathcal{M}$ 的正交投影。

证明. 这里我们验证一下链式法则的满足，其他性质留给读者自行证明。令 $Z(t) = \bar{U}(c(t))$ ，其中 \bar{U} 是 \mathcal{E} 中的光滑扩展。我们在欧氏空间中有 $\frac{d}{dt} Z(t) = D\bar{U}(c(t))[c'(t)] = \bar{\nabla}_{c'(t)} \bar{U}$ （因为欧氏空间的联络即方向导数）。根据黎曼子流形联络的定义

$(\nabla_u \mathbf{u} = \text{Proj}_x(\bar{\nabla}_u \bar{\mathbf{u}}))$ ，我们有：

$$\text{Proj}_{c(t)} \left(\frac{d}{dt} \mathbf{Z}(t) \right) = \text{Proj}_{c(t)} (\bar{\nabla} \mathbf{c}'(t) \bar{\mathbf{u}}) = \nabla \mathbf{c}'(t) \mathbf{u}.$$

这正是诱导协变导数所需的链式法则性质。 □

例子 5: Hessian 的有限差分近似

对于欧几里得空间 \mathcal{E} 中黎曼子流形 \mathcal{M} 上的光滑函数 f ，我们可以应用命题 4（即嵌入子流形诱导协变导数公式）来计算 Hessian。根据 $\text{Hess } f(\mathbf{x})[\mathbf{u}] = \left. \frac{D}{dt} \text{grad } f(\mathbf{c}(t)) \right|_{t=0}$ ，我们有

$$\begin{aligned} \text{Hess } f(\mathbf{x})[\mathbf{u}] &= \text{Proj}_x \left(\lim_{t \rightarrow 0} \frac{\text{grad } f(\mathbf{c}(t)) - \text{grad } f(\mathbf{c}(0))}{t} \right) \\ &= \lim_{t \rightarrow 0} \frac{\text{Proj}_x(\text{grad } f(\mathbf{c}(t))) - \text{grad } f(\mathbf{x})}{t}, \end{aligned}$$

这里的向量减法是有意义的，因为对于所有的 t ， $\text{grad } f(\mathbf{c}(t))$ 都是线性嵌入空间 \mathcal{E} 中的元素。该式对于任何满足 $\mathbf{c}(0) = \mathbf{x}$ 且 $\mathbf{c}'(0) = \mathbf{u}$ 的光滑曲线 \mathbf{c} 都成立。

例如，如果我们选取一条**收缩曲线 (retraction curve)** $\mathbf{c}(t) = \mathbf{R}_x(t\mathbf{u})$ ，那么对于某个适当选取的步长 $\bar{t} > 0$ ，我们得到 Hessian 的**有限差分近似 (finite difference approximation)**：

$$\text{Hess } f(\mathbf{x})[\mathbf{u}] \approx \frac{\text{Proj}_x(\text{grad } f(\mathbf{R}_x(\bar{t}\mathbf{u}))) - \text{grad } f(\mathbf{x})}{\bar{t}}.$$

假设 $\text{grad } f(\mathbf{x})$ 是方便计算的，该公式为我们提供了一种直接的方法来近似计算 $\text{Hess } f(\mathbf{x})[\mathbf{u}]$ ，其计算开销非常低：仅需计算一次收缩映射、一次梯度和一次投影。

参考文献

- [Bou23] Nicolas Boumal. *An introduction to optimization on smooth manifolds*. Cambridge University Press, 2023.