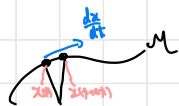


解像体 Σ 上 $x \in \Sigma$ における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。

接空間 $T_x \Sigma$ は $x \in \Sigma$ における x の接空間である。

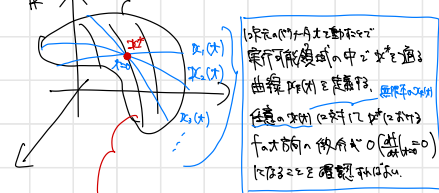


考

実可能領域 Σ 上の点 x における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。

$\Sigma(x=0) = \{x \in \Sigma \mid x=0\}$

実可能領域 $\Sigma = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x=0\}$ における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。



実可能領域 Σ 上の点 x における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。
 曲線 $\Sigma(x=0)$ 上の点 x における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。
 任意の点 $x \in \Sigma$ における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。
 任意の点 $x \in \Sigma$ における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。

実可能領域 Σ 上の点 x における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。
 曲線 $\Sigma(x=0)$ 上の点 x における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。
 任意の点 $x \in \Sigma$ における x の接空間 $T_x \Sigma$ は x の接空間である。

接空間 $T_x M$ の例

例: $\|x\|_2 = 1$ の接空間 $T_x M$

$$x^T x = 1 \quad \text{eq}$$

$$\left(\frac{dx}{dt}\right)^T x + x^T \frac{dx}{dt} = 0 \quad (\Leftrightarrow) \quad \left(\frac{dx}{dt}\right)^T x = 0$$

$$T_x M: \{v \mid v^T x = 0\}$$

例: $\Sigma = \{x \in \mathbb{R}^n \mid x^T x = 1\}$ の接空間 $T_x M$

$$\left(\frac{dx}{dt}\right)^T x + x^T \left(\frac{dx}{dt}\right) = 0 \quad \text{eq}$$

$$T_x M: \{v \mid v^T x + x^T v = 0\}$$

例6.8: シュテューフェル多様体

$$\text{St}(p, n) = \{X \in \mathbb{R}^{n \times p} \mid X^T X = I_p\} \quad (p \leq n)$$

$X \in \mathbb{R}^{n \times p}$ 各列两两正交
 (两两正交)

の接ベクトル空間は

$$T_X \text{St}(p, n) = \{Z \in \mathbb{R}^{n \times p} \mid Z^T X + X^T Z = 0\}$$

これは $(X \ X_{\perp})$ が直交行列となるような $n \times (n-p)$ 行列 X_{\perp} を用いて以下のようにも書ける。

$$T_X \text{St}(p, n) = X \text{Skew}_p + X_\perp \mathbb{R}^{(n-p) \times p}$$

最初の表現は $X(t)^T X(t) = I_p$ を t で微分する事によって得られる。

ここで、 X はフルランクであるから $n \times (n-p)$ 行列 X_{\perp} で

$$X^T X_{\perp} = 0, \quad X_{\perp}^T X_{\perp} = I_{n-p}$$

n $\begin{matrix} p \\ p \end{matrix}$ $\begin{matrix} n-p \\ n-p \end{matrix}$ $\left[\begin{array}{c|c} X & X_{\perp} \end{array} \right]$ X_{\perp} の列の直交補空間の基底
を X_{\perp} にして行列

となるようなもの、すなわち $X^T X = I_p$ と合わせて $(X \ X_\perp)$ が直交行列となるようなものが存在する。よって、適当な $n \times p$ 行列 P が存在して

$$\dot{\underline{X}} = (\underline{X} \quad \underline{X}_\perp) P$$

積和空間 $\alpha \in \mathbb{C} \ni \mathbb{C} = \begin{bmatrix} x & x_{\perp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ k \end{bmatrix}$ 表現

と表せる。ここで P を $p \times p$ 行列 Ω と $(n-p) \times p$ 行列 K によってブロック化する事で

$$\dot{X} = (X \ X_{\perp}) \begin{pmatrix} \Omega \\ K \end{pmatrix} = X\Omega + X_{\perp}K$$

接心知空問：嗔心 = 癡心可上心
嗔心已盡心

と表せる。これを $\dot{X}^T X + X^T \dot{X} = 0$ に代入して

$$(X\Omega + X_{\perp}K)^T X + X^T(X\Omega + X_{\perp}K) = \Omega^T + \Omega = 0$$

Ω は 正定対称行列の逆
 K は 任意の行列

という条件を得る。次元について確認すると Ω は $p \times p$ 歪対称行列なので独立な成分の数は $p(p-1)/2$ 、 K は任意の $(n-p) \times p$ 行列なので、ベクトル空間としての次元は

$$p(n-p) + p(p-1)/2 = np - p(p+1)/2$$

となり、確かに $\text{St}(p, n)$ の次元と一致する。

3次元ユークリッド空間 Σ の点 X における接面空間の元 U は
 任意の直交行列 Ω と任意の行列 K を用いて、

$$U = X\Omega + X_{\perp}K \quad \text{と書ける。}$$

$$T_X \text{St}(p, n) = \{X\Omega + X_\perp K \mid \Omega^T = -\Omega, K \in \mathbb{R}^{(n-p) \times p}\}$$

接点空間の直交射影の計算

$$T_X \text{St}(p, n) = \{X\Omega + X_\perp K \mid \Omega^T = -\Omega, K \in \mathbb{R}^{(n-p) \times p}\}$$

であったので $\text{St}(p, n)$ の X での接ベクトルは $U = X\Omega + X_\perp K$ と書ける。これと $T_X \mathbb{R}^{n \times p} \simeq \mathbb{R}^{n \times p}$ のベクトル V の内積は

$$\langle U, V \rangle = \text{tr}(U^T V) = \text{tr}(\Omega^T X^T V) + \text{tr}(K^T X_\perp^T V)$$

となる。これが任意の U に対して 0 になる為にはまず $X_\perp^T V = 0$ となる事が必要で、その為には $V \in X S$ と表せる事が必要十分条件である(

$\because \text{span}(X) \subset \text{span}(X_\perp)^\perp = \text{span}(X)$ であれば良いから) $V = X S$ と表わせば $\langle U, V \rangle$ の第2項は 0

すると $\langle U, V \rangle = \text{tr}(\Omega^T S)$ となるが Ω^T は歪対称行列であるのでこれが、これが任意の Ω に対して 0 となる必要十分条件は S が対称行列である事。よって $T_X \text{St}(p, n)$ の法線ベクトル空間は

$$(T_X \text{St}(p, n))^\perp = \{X S \mid S \in \text{Sym}_p\}$$

となる。 $V \in \mathbb{R}^{n \times p}$ の直交分解は、

$$\text{sym}(A) = \frac{A + A^T}{2}, \text{skew}(A) = \frac{A - A^T}{2}$$

とおくと $V \in \mathbb{R}^{n \times p}$ に対して $V = X \text{sym}(X^T V) + X \text{skew}(X^T V)$ と表せる。ここで $X \text{sym}(X^T V)$ は $\text{span}(X)$ の成分、 $X \text{skew}(X^T V)$ は $\text{span}(X)^\perp$ の成分である。

$$P_X(X^T V) = (I - X X^T) X^T V + X X^T V = X X^T V$$

となる。実際に計算してみると $\text{sym}(A) + \text{skew}(A) = A$ であるから

$$P_X(X^T V) + P_X(X^T V) = (I - X X^T) X^T V + X X^T V = X X^T V$$

であり、内積を計算すると

$$\langle P_X(X^T V)^T, P_X(X^T V) \rangle = \text{tr}(\text{sym}(X^T V) \text{skew}(X^T V)) = 0$$

となって確かに直交する。

0. 任意の $U \in T_X \text{St}(p, n)$ に対して $V \in T_X \text{St}(p, n)$ に対して $\langle U, V \rangle = 0$ となる場合。

$$\text{grad} f = P_X(\nabla f(x))$$

$$= \nabla f(x) - P_X^\perp(\nabla f(x))$$

$$= \nabla f(x) - X \text{sym}(X^T \nabla f(x))$$

$$= \nabla f(x) - \frac{1}{2} \{X X^T \nabla f(x) + X \nabla f(x)^T X\}$$

例9.9: シュティーフェル多様体のQR分解によるレトラクション

シュティーフェル多様体 $\text{St}(p, n)$ の点 X と $V \in T_X \text{St}(p, n)$ に対して

$$R_X(V) = \text{qf}(X + V)$$

$\text{qf}(A)$ は行列 A のQR分解 $A = QR$ の Q の成分である。

アルゴリズム 5.2 リーマン多様体 M 上の曲線上の探索を用いる最適化アルゴリズム

- 1: 初期点 $x_0 \in M$ を選ぶ。
- 2: for $k = 0, 1, 2, \dots$ do
- 3: 探索方向 $\eta_k \in T_{x_k} M$ とステップ幅 $t_k > 0$ を求める。
- 4: 次の点 x_{k+1} を $x_{k+1} := R_{x_k}(t_k \eta_k)$ によって計算する。
- 5: end for

\mathbb{R}^2 上の \mathbb{R}^2 -valued 関数の最適化

$$\begin{aligned} \max_x & f(x) \\ \text{s.t.} & X^T X = I \end{aligned}$$

Wikipedia (最適化問題)

$$\nabla f(x)$$



接点の空間の法線

$$\text{grad } f = \nabla f(x) - \frac{1}{2} \{ x x^T \nabla f(x) + x \nabla f(x)^T x \}$$



解の更新 (1つずつ)

$$X_{k+1} = R_{k+1} (X_k + \alpha_k \text{grad } f)$$

$$= f(X_k + \alpha_k \text{grad } f)$$



min の場合 $\alpha \rightarrow 0$

max の場合 $\alpha \rightarrow \infty$

144-問 (2重正交基底上の最適化)

$$\max_{X \in \mathbb{R}^{n \times m}} f(X) = \text{tr}(X^T A X)$$

$$\text{s.t. } X^T X = I_m \quad (n \geq m)$$

Aは実対称行列

$$(A \in \mathbb{S}^{n \times n})$$

$$\left(\begin{aligned} \text{tr}(X^T A X) &= \sum_{i=1}^m x_i^T A x_i \quad \text{ } x_i \text{ は最大固有値} \\ X &= [x_1 \dots x_m] \end{aligned} \right) \quad \begin{aligned} &\text{対応する固有値を } \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n \text{ とする} \\ &\text{最適} \end{aligned}$$

$$\nabla f(X) = \frac{d}{dX} \text{tr}(X^T A X) = (A + A^T) X$$

Wolfe (勾配法を用いた最適化)

$$\nabla f(X)$$

↓ 最適化方向の決定

$$\text{grad } f = \nabla f(X) - \frac{1}{2} \{ X X^T \nabla f(X) + X \nabla f(X)^T X \}$$

↓ 最適化方向の決定 (144-問)

$$X_{k+1} = R_k (x_k \text{ grad } f)$$

$$= \text{sf}(X_k + x_k \text{ grad } f)$$

$$\text{最適解は } X^* = U \quad (A = U \Lambda U^T)$$

$$\text{最大値は } f(X^*) = \sum_{i=1}^m \lambda_i$$

複素数と最適化

$$\nabla f = \frac{d}{dX^*} \text{tr}(X^* A X) = \frac{d}{dX^*} \text{tr}(A X^T X^*) = A X$$

↓

$$\text{grad } f = \nabla f(X) - \frac{1}{2} \{ X X^* \nabla f(X) + X \nabla f(X)^* X \}$$

↓

$$X_{k+1} = \text{sf}(X_k + x_k \text{ grad } f)$$

複素数と最適化 + 2重正交基底上の最適化

$$f: \mathbb{C}^{n \times m} \rightarrow \mathbb{C}$$

$$df = \text{tr} \left\{ \left(\frac{dX^*}{dX} \right)^T dX \right\} + \text{tr} \left\{ \left(\frac{dX}{dX^*} \right)^T dX^* \right\}$$

$$\begin{aligned} dX^* &= \begin{bmatrix} d\bar{x}_1 \\ \vdots \\ d\bar{x}_m \end{bmatrix} \\ f(X) &= \text{tr}(X^* A X) = \sum_{i=1}^m \bar{x}_i^T A x_i \\ dX &= \begin{bmatrix} dx_1 \\ \vdots \\ dx_m \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} dx_1 \\ \vdots \\ dx_m \end{bmatrix} d\bar{x}_1 + \begin{bmatrix} dx_1 \\ \vdots \\ dx_m \end{bmatrix} d\bar{x}_2 \end{aligned}$$

複素数と最適化 + 2重正交基底上の最適化

複素数と最適化 + 2重正交基底上の最適化

$$f(X) = \text{tr}(X^* A X) = \sum_{i=1}^m \bar{x}_i^T A x_i$$

$$= \text{tr}(A) + \text{tr} \left(\frac{dX^*}{dX} \right)^T dX + \text{tr} \left(\frac{dX}{dX^*} \right)^T dX^*$$

$$= \text{tr}(A) + \text{tr} \left(\frac{dX^*}{dX} \right)^T dX + \text{tr} \left(\frac{dX}{dX^*} \right)^T dX^*$$

$$f(X) = \text{tr}(X^* A X) = \sum_{i=1}^m \bar{x}_i^T A x_i$$

$$= \text{tr}(A) + \text{tr} \left(\frac{dX^*}{dX} \right)^T dX + \text{tr} \left(\frac{dX}{dX^*} \right)^T dX^*$$

$$= \text{tr}(A) + \text{tr} \left(\frac{dX^*}{dX} \right)^T dX + \text{tr} \left(\frac{dX}{dX^*} \right)^T dX^*$$

$$= \text{tr}(A) + \text{tr} \left(\frac{dX^*}{dX} \right)^T dX + \text{tr} \left(\frac{dX}{dX^*} \right)^T dX^*$$

$$= \text{tr}(A) + \text{tr} \left(\frac{dX^*}{dX} \right)^T dX + \text{tr} \left(\frac{dX}{dX^*} \right)^T dX^*$$