

高度熟練技能の知能技術化に関する研究

東京大学 生産技術研究所 機械・生体系部門 土屋研究室

高度熟練技能の現状

- 産業形態の潮流変化および高度熟練技術者不足
 - ⇒ 高度熟練技能の知能技術化の必要性
- 高度熟練技能の継承に関する公開された理論は見当たらない
 - ① 技能の記号的・定量的表現が困難
 - ② 経験と口承のみによる技能習得、長年を要する
 - ③ 作業結果の出来ばえの評価は、熟練者の目視や主観に依存
 - ⇒ 理論に相当するものが構築できない



高度熟練技能の中核部分を適切に表現できる数理モデルおよびその構造解析法の構築は急務

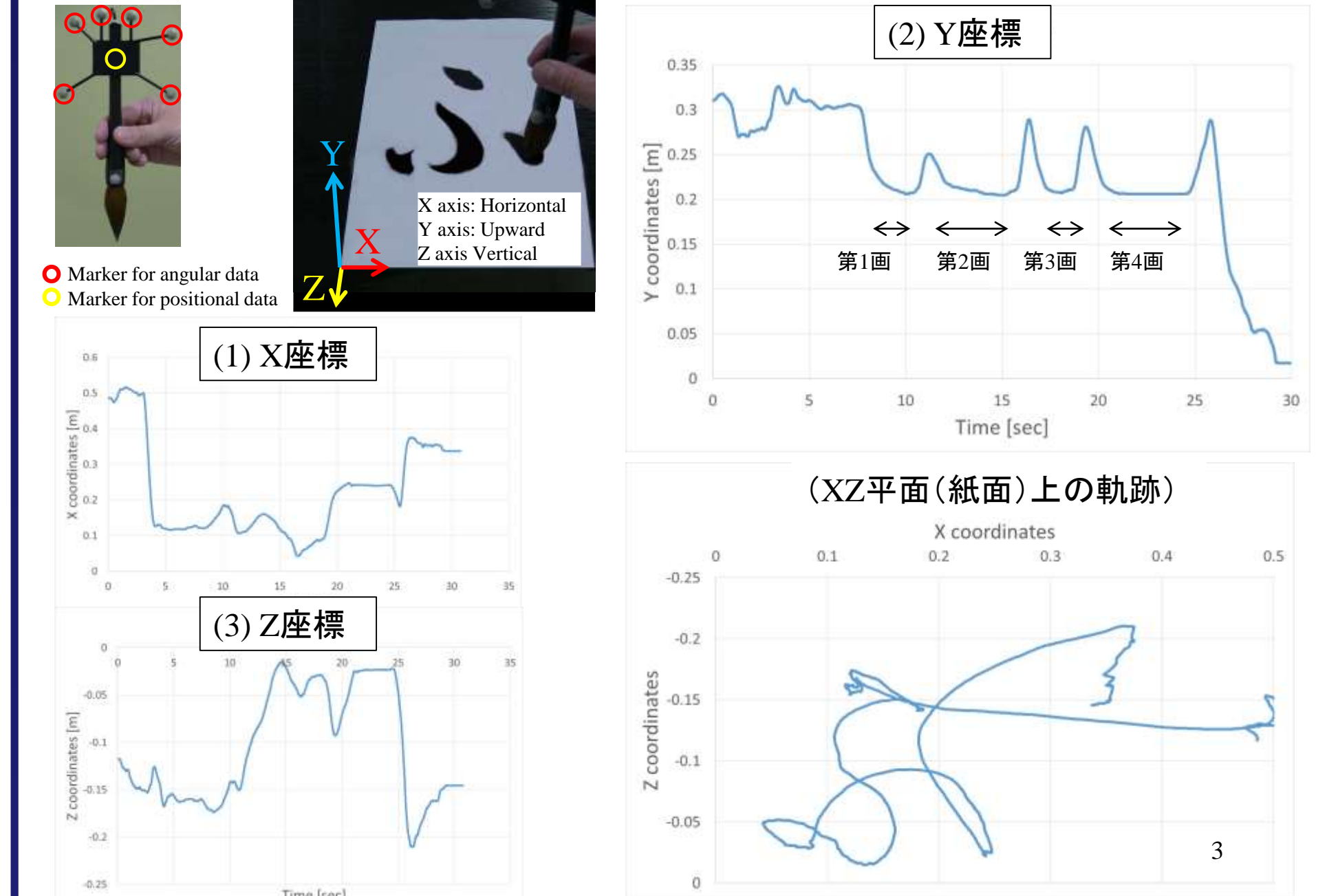


本研究の対象と特徴

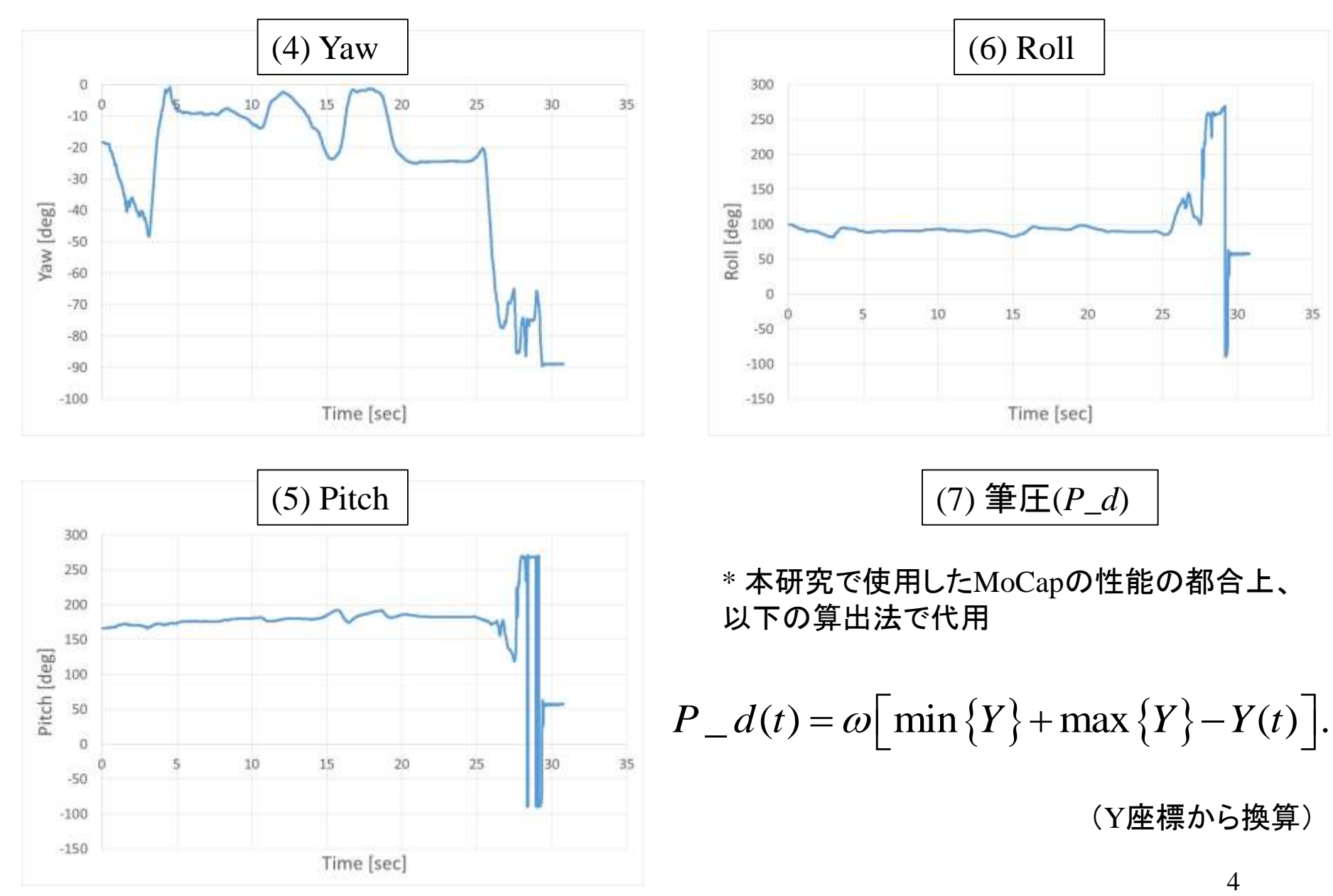
- 対象：次世代の生産システムの構築に必要な高度熟練技能
 - 当面は単一剛体ツールを使ったものに限定(例：シーリングガン、サンディングツール)
 - 動的挙動に着目
 - モーションキャプチャーシステム(MoCap)を用いたデータ計測
 - 企業秘密などの都合で、適切な代替物を例として取り組む
- 特徴：
 - 動的挙動を「軌道」として捉える
 - 高度熟練技能の数理モデルおよびその構造解析法を構築する
- 適用例：
 - 書道の技法(書道のシミュレーションシステムの構築自体が目的ではない)
 - 対象としている高度熟練技能一般と親和性が高い



I. 動的挙動の計測(その1)：書道の運筆活動のMoCapデータ計測^[1]



I. 動的挙動の計測(その2)：書道の運筆活動のMoCapデータ計測^[1]



II. 数理モデルの構築：MoCapデータの連続関数化^[1]

MoCap生データは離散データ⇒連続関数化
 - Wavelet解析法によるノイズ除去
 - Cubic spline関数によるカーブフィット

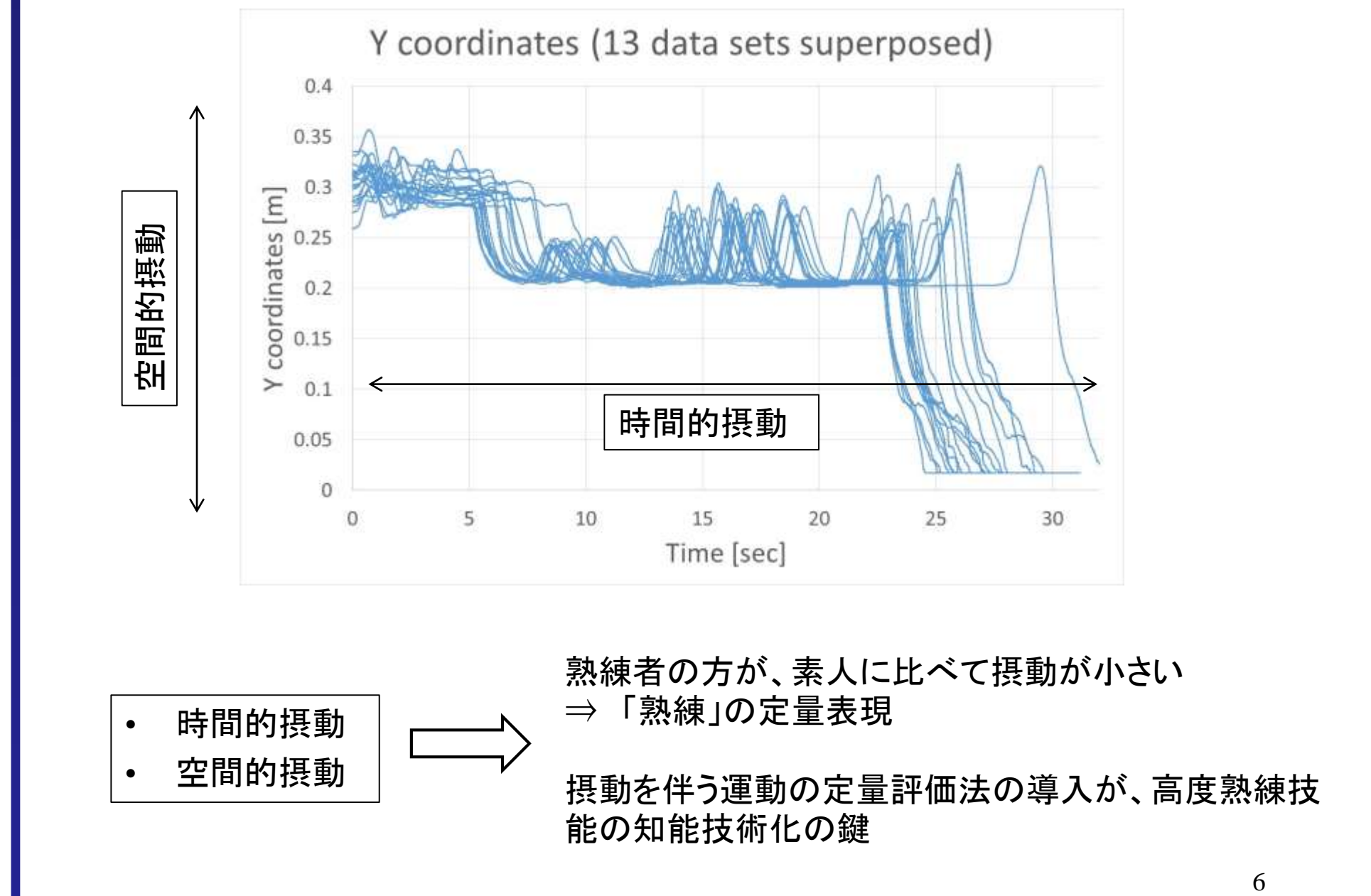
7次元データ束(X, Y, Z, Yaw, Pitch, Roll, 筆圧)

$$\Omega(t) = \begin{bmatrix} X(t), Y(t), Z(t), Yaw(t) \\ Pitch(t), Roll(t), P_d(t) \end{bmatrix}$$

* 位置データ(X, Y, Z) $\Omega[1,3](t) = (\Omega_x(t), \Omega_y(t), \Omega_z(t))$
 * 姿勢データ(Yaw, Pitch, Roll) $\Omega[4,6](t) = (\Omega_yaw(t), \Omega_pitch(t), \Omega_roll(t))$
 $\in C[t_a, t_d] \times C[t_a, t_d] \times \dots \times C[t_a, t_d]$
 $= C^7[t_a, t_d]$ (Product Space).

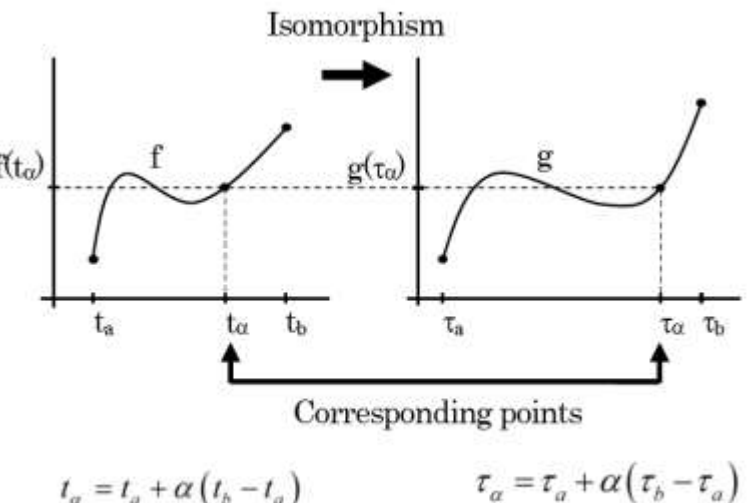
n回のデータ計測(n個のデータセット)：「n-7次元手動操作軌道束」
 $\mathfrak{R}(n) = \{\Omega^k(t) \in C^7[t_a, t_d] : 1 \leq k \leq n\}$

III. 振動の調整(その1)：人間の手作業の振動(ぶれ・ばらつき)^[1]



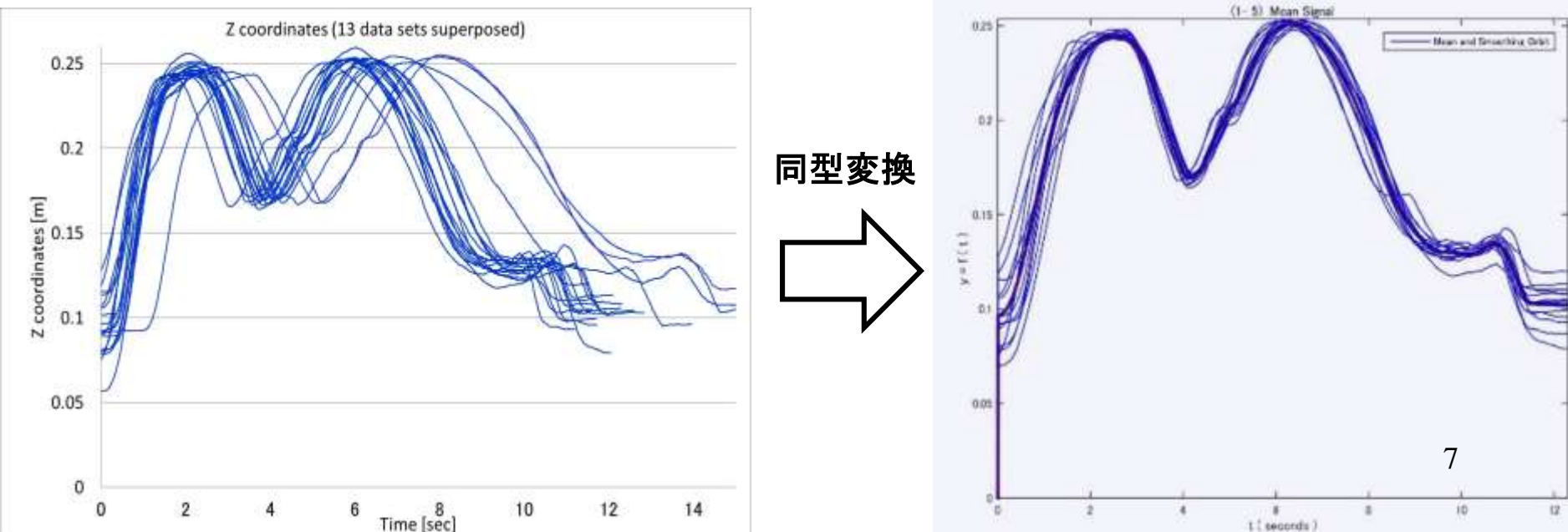
III. 振動の調整(その2)：時間的振動^[1]

- 同型変換 ⇒ 時間的振動を除去



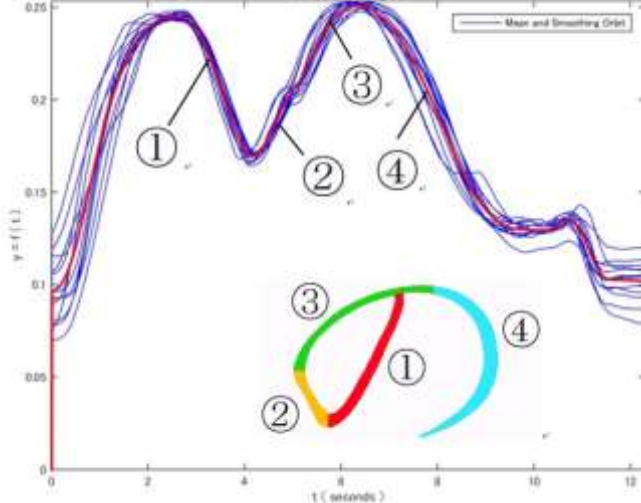
$$\frac{d}{dt} f(t_a) = \frac{\tau_b - \tau_a}{t_b - t_a} \cdot \frac{d}{d\tau} g(\tau_a)$$

$$t_a = t_a + \alpha(t_b - t_a) \quad \tau_a = \tau_a + \alpha(\tau_b - \tau_a) \quad (0 \leq \alpha \leq 1)$$

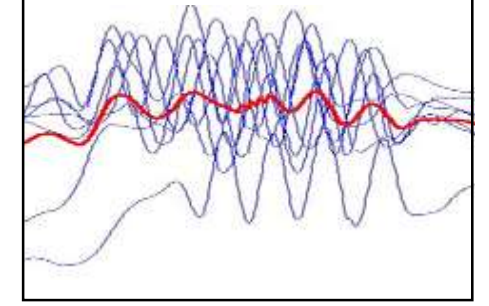


III. 振動の調整(その3)：空間的振動^[1]

- 単純平均軌道



- データの正負号や周期が異なる運動では、もとの性質を保持できない



⇒ 「平均との差異」を基礎とする通常の統計的概念(標準偏差など)は不適

新たな定量的評価指標が必要

IV. 計量構造の導入(その1)^[1]

- Sobolev normの導入
 - 本研究の力学系におけるノルム空間を構築(ばらつきの評価尺度)

$$\|\Omega\|^S = \sum_{i=1}^7 \omega_i \|\Omega_i\| + \sum_{i=1}^7 \omega_{i+7} \left\| \frac{d}{dt} \Omega_i \right\| \quad \|\Omega\|^S : \text{Sobolev norm}$$

- Sobolev center: ばらつきの中心に最も近い生データの軌道
 - ⇒ 「最も出来栄が良い」と解釈できるもの
 - ⇒ 平均のように、元のデータの性質が損なわれたりしない
 - ⇒ 平均に代わる新しい基準とする

$$\max_{1 \leq k \leq n} \|\Omega^k - \Omega^0\|^S = \min_{1 \leq j \leq n} \max_{1 \leq k \leq n} \|\Omega^k - \Omega^j\|^S$$

Ω^0 : Sobolev center

IV. 計量構造の導入(その2)^[1]

- 習熟度の評価が可能
 - Sobolev centerを中心とするばらつきの大きさを習熟度を定量的評価

$$\mathfrak{Z}(n_R) = \min_{1 \leq j \leq n} \max_{1 \leq k \leq n} \|\Omega^k - \Omega^j\|^S, \quad (\text{Sobolev centerからの距離})$$

$$\mathfrak{Z}(n_ratio) = \frac{\mathfrak{Z}(n_R)}{\|\Omega^0(t)\|^S} \text{ if } \|\Omega^0(t)\|^S \neq 0, \quad (\text{相対誤差})$$

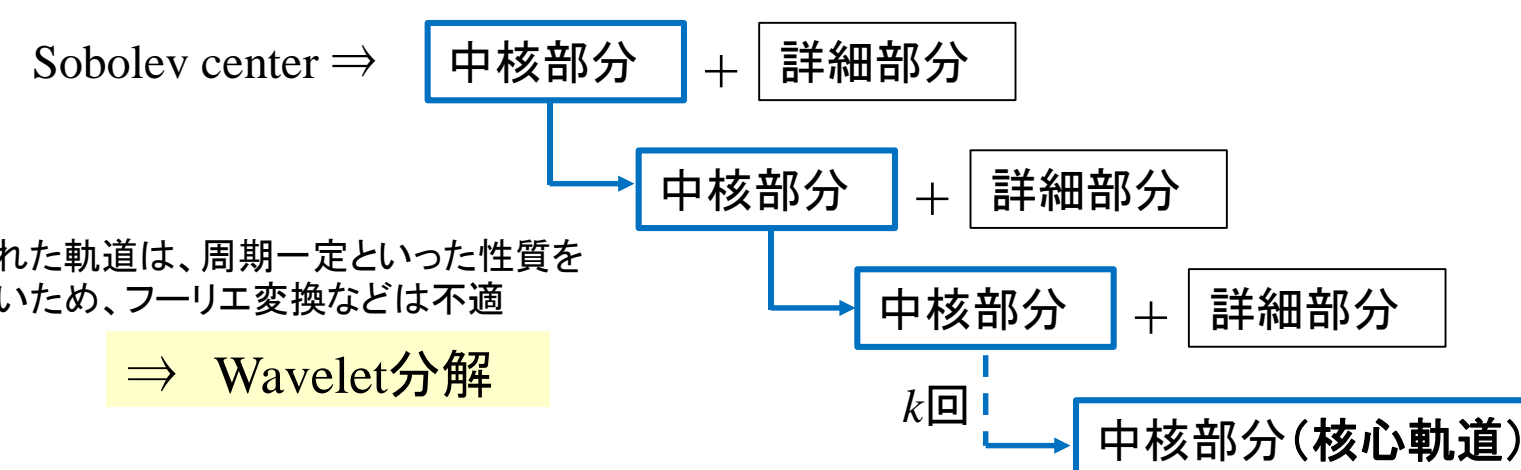
$$\mathfrak{Z}(n_index) = -\log(\mathfrak{Z}(n_ratio)) \text{ if } \|\Omega^0(t)\|^S \neq 0, \quad (\text{指標化})$$

$$\mathfrak{Z}(n_pfy) = \mathfrak{Z}(n_index) \quad \leftarrow \text{Skill level (大きいほど熟練度が高い } \sim \infty)$$

習熟度の定量的表現

V. 可制御性の導入(その1)：核心軌道^[1]

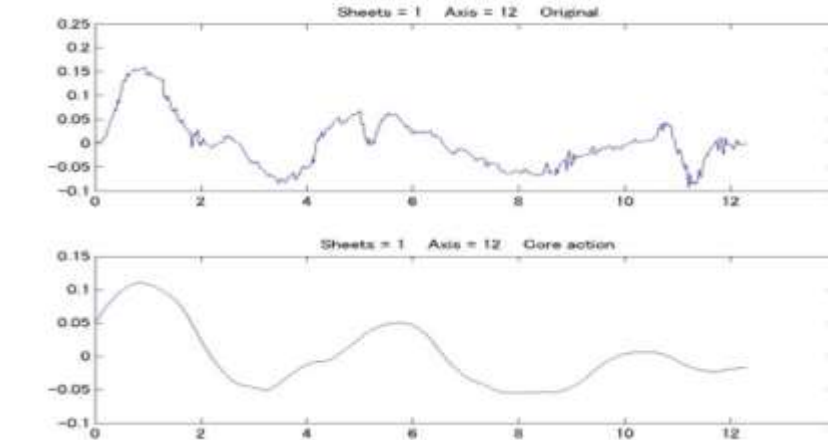
- 熟練者が作業中にイメージしていた、理想的な軌道は何か? ⇒ 自動化の鍵



計測された軌道は、周期一定といった性質を持たないため、フーリエ変換などは不適

⇒ Wavelet分解

k回 ⇒ 中核部分(核心軌道)



* 7次元軌道束の各データに個別に上記の操作を適用するため、異種データ間での整合性が崩れる可能性がある ⇒ 可制御性(後述)を考慮することによって対応する

V. 可制御性の導入(その2)：Target curve^[1]

Target curve: $\Omega^T(t) = (\Omega_x^T(t), \Omega_y^T(t), \dots, \Omega_n^T(t))$

⇒ 以下の条件(1)~(3)を満たす軌道として定義する

- (1) 核心軌道近傍性の条件

$$\Omega_x^T(t) = (1 + \rho(t)) \cdot \Omega_x(t), \quad 1 \leq k \leq 7, t \in [t_a, t_d], \quad \text{where } |\rho(t)| \leq \mathfrak{Z}(n_ratio)$$

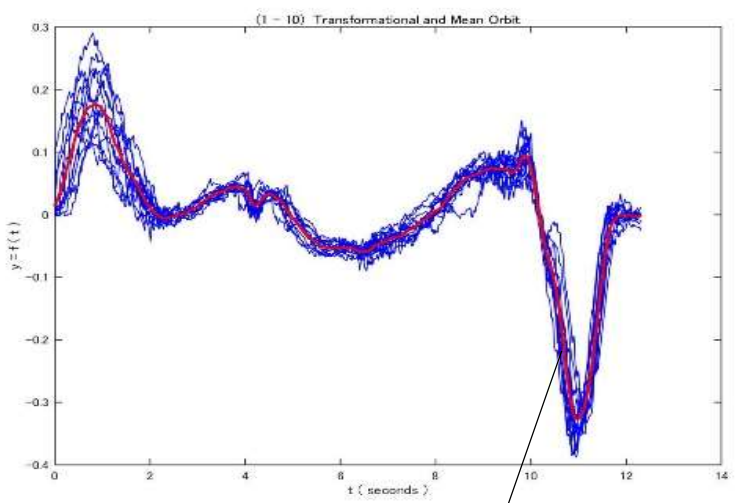
- (2) 全変動極小性の条件

$$\int_{t_a}^{t_d} \left| \frac{d}{dt} \Omega_x^T(t) \right| dt \leq \min_{1 \leq j \leq n} \int_{t_a}^{t_d} \left| \frac{d}{dt} \Omega_x^j(t) \right| dt, \quad 4 \leq k \leq 6.$$

- (3) 可制御性の条件

$$\Phi^T(t) = \int_{t_a}^{t_d} \left[\Omega_x^T(t) - \lambda^T(t) \left\{ \sum_{i=1}^6 \delta_i \frac{d}{dt} \Omega_x^i(t) \right\}^2 \right] dt.$$

where $\Phi^T(t) \geq 0 \quad \forall t \in [t_a, t_d], \Phi^T(t_a) = 0.$

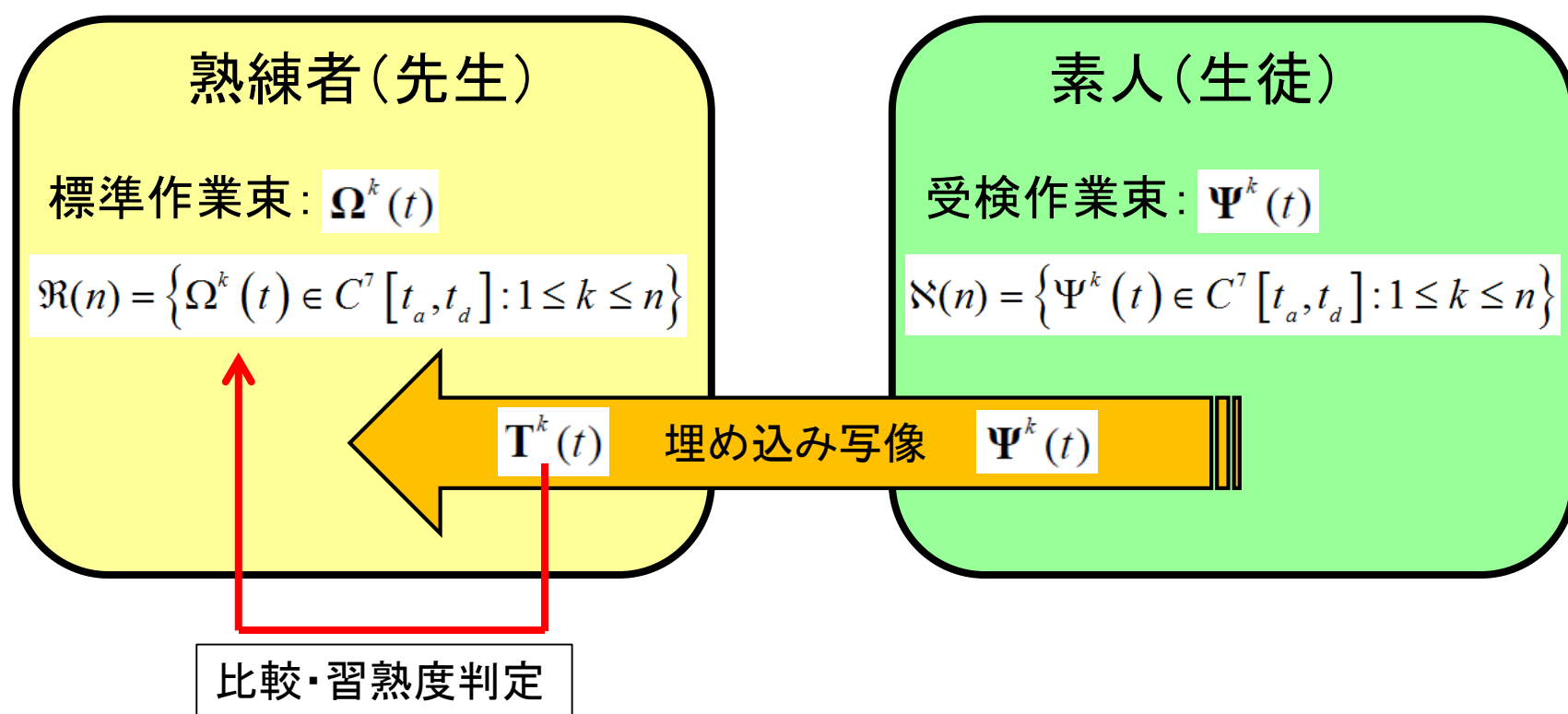


馬渡正道, 土屋健介, 高度熟練技能における数理モデルおよび制御解析法の構築ならびに書道の運筆活動における振動への適用, 計測自動制御学会論文集, 52, 6, (2016)

VI. 個人差の比較と埋め込み写像(その1)^[2]

- 個人間では環境(書く文字の大きさ、位置など)が異なるため、単純な軌道の比較は意味を成さない ← 束論(Lattice)の適用で対応

⇒ 「埋め込み写像」によって、一方の作業束を、他方の作業束が構成する「座標枠」内へと投影した後、熟練度を算出して比較する



比較・習熟度判定

VI. 個人差の比較と埋め込み写像(その2)：個人間での熟練度の比較^[2]

- 熟練者と素人が、毛筆で「ふ」という文字を13回ずつ書いた場合

Index	熟練者 $\Omega^k(t)$	素人(埋め込み前) $\Psi^k(t)$	素人(埋め込み後) $\Gamma^k(t)$
SCN	1.3112544e+3	1.2744194e+3	3.2543829e+3
$\mathfrak{Z}(n_R)$	4.7689943e+2	4.8694177e+2	2.3109283e+3
$\mathfrak{Z}(n_ratio)$	3.6369710e-1	3.8208910e-1	7.1009724e-1
$\mathfrak{Z}(n_level)$	6.3630290e-1	6.1791090e-1	2.8990276e-1
Skill level	63.6	61.8	29.0

素人の書いた文字は、いわゆる「癖字」であり、一人で評価した場合の軌道は安定しているが、埋め込み写像で熟練者の軌道と比較した場合、文字の形状は好ましいものではなく、熟練度は低い

VII. 中核部分の特定と抽出：空間特性の曲率・振率による定量的解析^[3]

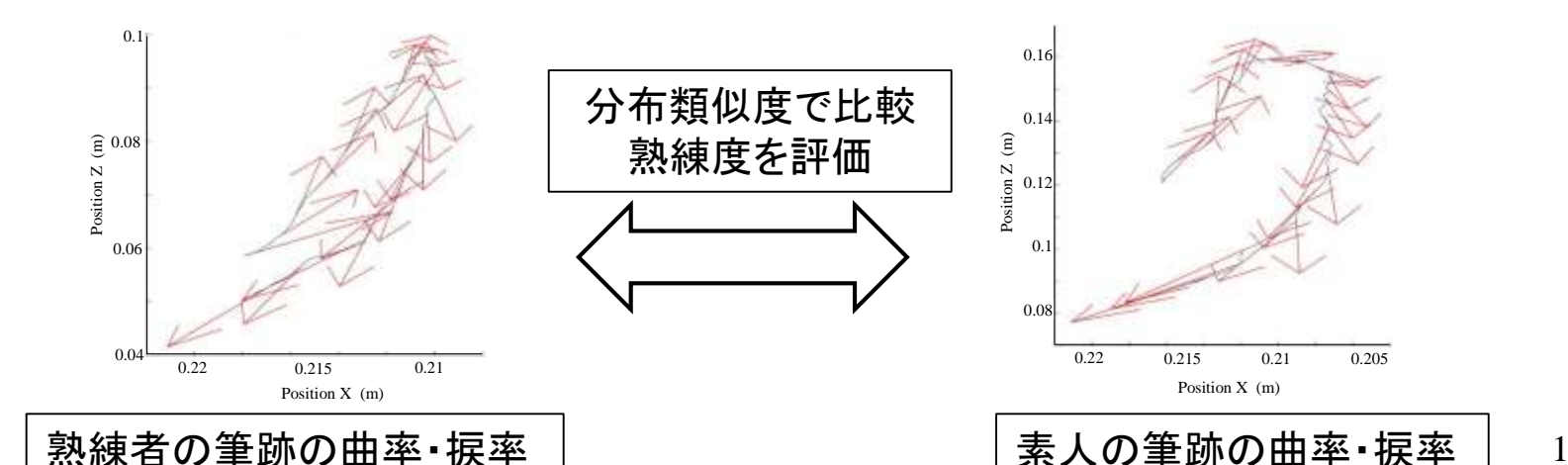
- 3次元空間曲線は、曲率および振率によって決定される(微分幾何学の知見)
 - ⇒ 3次元軌道の曲率・振率を抽出することで、高度熟練技能の特性を定量化できる



$$\text{曲率: } \kappa(s) = \lim_{\Delta s \rightarrow 0} \left| \frac{d\theta}{ds} \right|$$

$$\text{振率: } \tau(s) = \lim_{\Delta s \rightarrow 0} \left| \frac{d\phi}{ds} \right| = \left| \xi_1, \xi_2, \frac{d\xi_2}{ds} \right|$$

⇒ 受検作業束との比較も、曲率および振率によって行うことができる
 * 「分布類似度」という評価尺度を考案し、熟練度を定量化



馬渡正道, 土屋健介, Sobolev centerと埋め込み写像を利用した、高度熟練技能における空間的個人差の解析法の構築, 日本計測学会論文集, 2016 (2016) p. 20160009