

身体知解明へのアプローチ

Approaches toward Elucidation of Physical Skill

古川康一^{*1}

Koichi Furukawa

尾崎知伸^{*1†1}

Tomonobu Ozaki

植野研^{*2}

Ken Ueno

^{*1} 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科
Graduate School of Media and Governance, Keio University

^{*2} 慶應義塾大学 SFC 研究所
SFC Research Institute, Keio University

In this paper, we describe fundamental problems in elucidating physical skills. Firstly, we notice the importance of performance skill representation. We introduce three different representation targets: task, performance states and dynamic integrity constraints. We propose Propositional Logic as its representation language. Secondly, we state the importance of viscoelastic mechanics for describing human motion. We introduce the whip's equation of motion derived by [McMillen03] and then we apply the solution to model whip like motion in cello playing and show how to control the whip wave propagation time by adjusting elasticity in human body. Thirdly, we claim the importance of attributes finding/selection in discovering useful rules for skillful performance. We introduce three possible approaches for attributes finding/selection: meta-cognition approach, fundamental attributes combination approach and attributes finding/selection support system approach. We conclude our paper by remarking the importance of taking individual differences into account.

1. はじめに

身体知の解明は、困難な課題である。従来は、スポーツ科学の分野を中心に種目ごとに多様なアプローチが採られてきた。しかしながら、それらの努力が 1 つの方向に収束しているようには見られない。その理由は、身体知自身の複雑性、および進化性にあると考えられる。第 1 の問題は、人工知能の分野で、いわゆる不良設定問題と呼ばれている困難性であると考えられる。それは、文脈依存性と言い換えても良い。第 2 の問題は、スキル自身が発展を続けている、という問題である。それは、高度な熟達者による新たな着想に基づく、スキルの新発見の可能性の問題である。本稿では、この二つの問題へのアプローチとして、知識表現の問題、力学モデルの問題、属性発見・選択の問題の 3 点を取り上げて論じる。

2. 演技スキルの知識表現

演技スキルは、動きが本質的である。そのため、知識表現自身、静的な論理表現の枠を超えなければならない。そのような表現としては、アクション言語、隠れマルコフモデル、Dynamic Bayesian Network などその候補と考えられる。本稿では、演技の各瞬間を表現する言語として、静的な命題論理を考え、演技の変化を捉える表現言語として、それらの時系列を考える。これは、アクション言語と関連があると考えられる。

演技スキル表現の構成要素としては、規範的な演技の表現のための演技課題の表現、実際の演技状態の表現、および望ましくない演奏状態の表現の三種類が考えられる。以下に、それらの表現を与える。

2.1 演技課題の表現

演技課題は、楽器演奏やダンス、ゴルフスイングなどの各種目ごとにその種別を決めなければならない。演技を定性的に捉

えると、ある時刻で瞬間的に発生する瞬時事象とある時間区間継続する連続事象に区別される。これは、定性プロセスモデルにおける事象とエピソードに対応している。定性推論での定式化との違いは、我々のアプローチは楽譜や、ダンスの振り付けのような、指定されたパフォーマンス系列をターゲットとして与え、それを達成するためのプロセスや装置の制御列を生成しなければならない点である。さらに、演技課題には、連続した演技の瞬間事象および連続事象への分割とともに、もう一つの流れとして、各時点での演技の表情に対する要求がある。楽器の演奏の場合には、それは譜面に書かれた表情記号の列に対応する。すなわち、演技課題は、**演技事象系列と表現要求系列**のふたつの系列によって与えられる。

はじめに、チェロの運弓動作を例に、演技事象について考える。そこでの演技事象は、弓の速度、弓の運動方向、弓の使用箇所、および演奏モードによって決められる。弓の速度は、たとえば、低速、中速、高速の三段階とする。運弓方向には、下げ弓、上げ弓、上げ弓から下げ弓への弓の返し(上下弓返し)、下げ弓から上げ弓への弓の返し(下上弓返し)、の 4 通りがある。ここで、前 2 者は連続事象を構成し、後 2 者は瞬間事象を構成する。弓の使用箇所は、弓先、弓元、中央、全弓の 4 通りである。また、演奏モードには、スタッカート、テヌート、スラースタッカート、スラーテヌート、移弦、シンコーションなどがある。これらの演奏モードは多様であるが、ここでは一括りにして考える。各事象は、これらの組み合わせで決まる。例えば、「中速下げ弓全弓テヌート」、「低速上下弓返し弓元テヌート」などである。各事象には、その事象を達成するのに適した身体各部の活性化などの条件の記述が付随する。それらの条件の記述は、命題論理の選言標準形によって記述される。たとえば、「低速上下弓返し弓元テヌート」の条件は、以下のように記述される：

体伸び 肩柔軟 腰筋活性化 大腿筋高活性化 肩先肘後
体伸び 肩やや柔軟 上腕筋中活性化 手首先右後

ここで、前者の連言肢は腰と肩を使って弓を返す奏法に対応し、後者は上腕筋を使った手首の返しによる奏法を表す。つぎに、同じくチェロの演奏を例に、表現要求について考える。表現要求も、事象と同様、瞬時表現と連続表現とがある。たとえば、

連絡先: 古川康一, 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科, 藤沢市遠藤 5 3 2 2, 電話: 0466-49-3505, Fax: 0466-47-5350, [電子メールアドレス furukawa@sfc.keio.ac.jp](mailto:furukawa@sfc.keio.ac.jp)

†1: 現神戸大学 大学院自然科学研究科所属

sforzando は前者の例で, crescendo, decrescendoなどは後者の例である。また, 楽譜上の表情記号の他にも, 速いパッセージでは正確性を要求し, 遅いパッセージでは柔らかさを要求することが多いが, これらの要求も表現要求の一種と考えられる。

演技事象, 表現要求とも, 楽譜で指示されることが多いが, これらは時代によって, あるいは作曲家によって大きく異なる。一般的には, 時代が遡るにつれて, それらの指定は少なくなる傾向がある。また, 作曲家による暗黙的な演奏スタイルの存在も知られている。そのため, これらの情報を楽譜だけから抽出することは困難である。

2.2 演技状態の表現

演技課題の表現は, 指定された演技を遂行するのに適した体の動かし方を与える。ところが, 初心者がこのような理想的な体の動きが出来るわけではなく, 実際の動きはそれとは異なると予想される。そのような状況に対処するために, 我々は実際の演技の表現として演技状態列を導入する。演技状態列は, 演技状態の系列であり, 各演技状態は演技者による演技のある瞬間あるいは区間での状態を表す論理表現である。我々は事象を表現するために用いた「体伸び」, 「肩柔軟」, 「腰筋活性化」などの生体力学的状態を表すリテラルの連言によって演奏状態を表現する。与えられた演技課題についての事象列に付随する条件部と対応する演技状態の相違は, 各演技者の個人的な癖や欠陥を表す。

各演奏者の各試行に対して, 1つの演奏状態時系列が対応する。これらの表現は, 演奏データを解析して得られる。問題は, 演奏状態時系列データのセグメンテーションと, 演奏状態集合の抽出である。演奏状態は, 課題よりも種類が多いと考えられる。最悪で, 課題に現れるリテラルの矛盾しないすべての連言から成る巾集合(power set)となる。演奏状態時系列は, 課題の時系列と比較され, 演奏者の演奏の診断がなされる。

2.3 動作一貫性制約条件の表現

Ueno等[Ueno 00]は, スキルの達成のためには, 動作に関する一貫性制約条件(動作一貫性制約条件)を満たさなければならないことを指摘した。一貫性制約条件は, もともとデータベースにおいて定義された概念であり, データベース中のすべてのデータが満たすべき条件のことを指している。植野等は, その概念をスキルのドメインに応用した。

動作一貫性制約条件違反は, 複合課題で起きる事もあれば, 継続した課題同士の組み合わせで起きる事もある。複合課題での動作一貫性制約条件は, その構成要素である異なった基本課題に含まれる選言子間での制約条件違反を表現する。たとえば, 高速移弦の課題は, その選言肢に上腕筋でのインピーダンスを弱くすることを要求しているが, もし弓の返しの課題が同時に存在したなら, そこでは上腕筋のインピーダンスを強めにしなければならないとすると, この2つの課題は, お互いに制約条件違反を起こすことになる。これは, 主働筋と拮抗筋の強い共起がその原因となる。また, 腰筋と指筋のように, 遠く離れた筋肉同士の間にも発生する。たとえば, 課題が指の柔軟な状態を要求している場合に, 腰筋によって連動して指筋が活性化してしまう場合, このような制約条件違反が発生する。このような離れた筋肉同士の同時活性化は, 体のバランスを取るなどの理由によって発生することがある。また, 同時刻ではないが, 継続して発生する課題の遷移の過程で, 制約条件違反を起こすことがある。

制約条件には, 上に述べた筋肉の活性箇所に関するもの他に, インピーダンス調節に関するもの, 姿勢に関するもの, 弓の軌跡に関するもの, および時間制約がある。

各個人で, どのような不必要な筋肉間の同時活性化が起こるかを知らず, その人の悪い演奏の原因を探る意味で, 重要である。

2.4 演技状態の抽出

時系列データから特徴抽出を行うアルゴリズムとしては, 音声認識における隠れマルコフモデルや, 時間軸上の伸縮を許したマッチングを行うDynamic Time Warping(DTW)などが知られているが, 多変量時系列データに対してこれらのアルゴリズムを適用することは容易ではない。一方, 麻生等[Asoh 05]は, ダイナミックベイジアンネットワークを解くアルゴリズムとして知られているParticle Filter Algorithmを用いて, 複数のマイクロフォンと画像データから移動話者の場所を推定する問題を解いている。

ここでは, モーションキャプチャリングデータから得られる肩, 肘, 手首などの種々の回転角および角速度, 筋電計からの各筋肉の活性度, 床反力系からの重心位置などの複数のデータから, 現在の演奏状態を推定する問題を上記のアルゴリズムを用いて解くことが出来ないか, その可能性を検討中である。

3. 力学モデルの問題

従来, 身体知の研究で取り上げられていた力学モデルは, 主に剛体近似に基づくモデルである。我々がこれまでに考察してきた振り子モデルにしても, 回転と慣性モーメントにしても, 引張り運動にしても, すべて剛体近似に基づいている。しかしながら, 身体のしなやかな動きのモデル化には, 剛体近似は充分ではない。我々が必要としているのは, 粘弾性体に基づくモデル化である。以下では, 弾性体に基づくモデル化の例として, 鞭運動の力学を紹介する。

3.1 鞭の力学モデル

鞭運動は, 様々な動作を理解するのに適したモデルである。たとえば, チェロの右手による運弓動作, 野球の投球動作, 剣道の打ち込み動作などは, その例である。しかし, 鞭運動の力学的解析は, 最近になってようやくなされた[McMillen 03]。その解析結果は, 以下のとおりである。鞭の密度を ρ , 座標 (x, y) での断面積を A , (F, G) を (x, y) での力, E をヤング率, I を座標 (x, y) での断面2次モーメントとすると,

$$\rho A \ddot{x} = F' \quad (1)$$

$$\rho A \ddot{y} = G' \quad (2)$$

$$\rho I \ddot{\varphi} = (EI\varphi')' + G \cos \varphi - F \sin \varphi \quad (3)$$

が成り立つ。ここで, 正規化のために, 以下の変換を行う。

$$t = \frac{R_0}{2} \sqrt{\frac{\rho}{E}} \tilde{t}, \quad s = \frac{R_0}{2} \tilde{s}, \quad \mathbf{r} = \frac{R_0}{2} \tilde{\mathbf{r}}, \quad \mathbf{F} = E \pi R_0^2 \tilde{\mathbf{F}}$$

$$c = \sqrt{\frac{E}{\rho}}, \quad \frac{\Delta s}{\Delta t} = c \frac{\Delta \tilde{s}}{\Delta \tilde{t}}, \quad \delta(s) = \frac{R^2(s)}{R_0^2}$$

すると, (1), (2), (3) 式は, 以下のように正規化される。

$$\delta \ddot{x} = F', \quad (4)$$

$$\delta \ddot{y} = G', \quad (5)$$

$$\delta^2 \ddot{\varphi} = (\delta^2 \varphi)' + G \cos \varphi - F \sin \varphi \quad (6)$$

いま、無限長の鞭を考え、 $-\infty$ で水平方向を向いていて、そこでの張力を γ とする。そのとき、連立微分方程式(4)、(5)、(6)を解くと、

$$x(s, t) = s - 2\gamma \tanh\left(\frac{s - ct}{\gamma}\right), \quad (7)$$

$$y(s, t) = s - 2\gamma \operatorname{sech}\left(\frac{s - ct}{\gamma}\right) \quad (8)$$

が得られる。ここで、

$$\gamma^2 = \frac{\delta^2(c^2 - 1)}{\alpha^2 - \alpha}$$

である。この式を Mathematica により数値計算した結果を図 1 に示す。この図から分かるように、鞭運動は途中にループの出来る軌跡となっている。この式の意味は、以下の通りである。

(1) 速度が最大になる点が時間に比例している。 $s = ct$ 。

(2) さらに、その係数 $c = \sqrt{\frac{E}{\rho}}$ は、ヤング率 E の平方根に比例する。すなわち、剛性を 4 倍に高めると、その伝達速度は 2 倍になる。

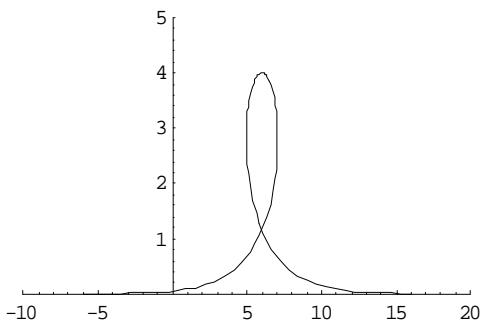


図 1 鞭の運動方程式の解が示す軌跡

3.2 鞭運動モデルによる演技の制御

この性質を利用すると、剛体の剛性を調節することによって、鞭の波動の伝播速度を変化させることが可能となる。実際に、体幹を弾性体として近似したときに、その剛性率(インピーダンス)を背筋力によって調節することを考える。背筋の力を弱めると、体を左右にゆっくりと揺らすモードにしたときのインピーダンスは、比較的小さい。一方、背筋力を強めて、左右の揺れを小さくすると、インピーダンスが上がり、体の左右の振動周期が短くなる。こうすると、腰から指先までの一連の動きを鞭運動と考えたときの動きのスピードと柔らかさのトレードオフを調節できる。たとえば、チェロの演奏における弓の動きを鞭運動でモデル化する場合、弓の速くて正確な返しは体幹のインピーダンスを大きくすることによって、達成できる。逆に、ゆったりとした弓の返しはインピーダンスを小さくすれば良い。こうすると、弓の返しが柔らかくなる。

3.3 なぜ粘弾性モデルか

粘弾性モデルは、剛体モデルでは表現出来ない、ヒトの動きがもつ柔らかさ、しなやかさを表現できる。すなわち、よりヒトの動きに近い動きをモデル化できることになる。また、これらの柔らかさやしなやかさなどは、芸術的に見て優れているだけでなく、技術的に見ても、より正確な運動を素早く行うためには、無くてはならない。上で述べた鞭モデルは、その一例であるが、その応用範囲は、ロボットの制御などを含めて、より広いものと考えられる。

4. 属性発見・選択問題

属性発見・属性選択問題は、知識の発見にとって最も重要で、かつ困難な問題である。スキルを解明する際に、どのような点に着目すればよいのかが分かれば、問題の半分以上は解決したようなものである。より具体的に言えば、演技の表現の節で与えた事象を実現するのに適した条件の記述に現れる命題アトムをどのように求めるかである。

それが困難である理由は、問題自身の複雑性にあることはいうまでも無い。スキルを実現する方法は、様々な文脈に依存するので、文脈を与えずにスキルを解明することは出来ない。すなわち、スキルの解明には、文脈込みでの言語化が必要である。我々は、これまでに、チェロの奏法に関する研究の過程で、いくつかの着眼点を得てきた。それらの経験を基に、属性発見・選択問題へのアプローチを整理すると、可能なアプローチとしては、以下の3つが考えられる。

- メタ認知、あるいは内省
- 基本属性の合成
- 属性発見支援

以下に、それらのアプローチについての考察を行う。

4.1 メタ認知

メタ認知は、諏訪[諏訪 04]によって導入された手法で、演技中に、演技者が自分の演技に対する自己分析を行うことにより、着眼点を見出す方法である。とくに、上手い演技について、その理由を考察することによって、上手い演技を一過性の現象ではなく持続的にスキルの向上に役立てることを可能にする。この方法は演技スキルの進化性を実現する上で不可欠なものである。それによって、新たな演技法、奏法を発見することが出来る。このことは、もちろん名人が、新たな方法を開発する場面で行われているが、実は各個人のスキルの向上に対しても、重要な役割を果たしていると思われる。実際に教師が細かく指示しても、その場で理解出来ないかもしれないが、自分で試行錯誤を繰り返して、突然それらの指示の意味を理解できることがある。そのとき、メタ認知によって、自分なりにポイントを掴んだことにより、教師の指示の意味が把握できるようになるのであろう。その場合、言語化のプロセスは不可欠である。それは、言語化によって初めて、新たな奏法の着眼点を整理でき、後々まで役に立つスキルとして定着するからである。また、ここで獲得された言語化の要素、すなわち、基本属性は、それが一般的な着眼点であればあるほど、将来の技術の発展に役立つ表現言語の一部となるであろう。諏訪[諏訪 04]は、これらの循環プロセスの重要性を指摘している。

古川[古川 04]は、力学モデルを利用して、チェロの演奏にとって有用な演奏ルールをいくつか発見しているが、そのときもメ

タ認知的な手法を採用している。それは、力学モデルが先か、メタ認知が先か、微妙なところであるが、力学的な考察から有効な演奏法の仮説を生成し、それを実際にチェックしてより有効なルールとして言語化する、というプロセスを踏んでいる。メタ認知における力学モデルなどの背景知識の利用は、今後の課題である。

4.2 基本属性の合成

もし、充分多くの属性が列挙されている場合、それらの中から、適当な属性を選んだり、あるいは、いくつかの基本属性を組み合わせて新たな属性を合成することによって、新属性を生成することが可能である。これは、様々な機械学習システムがサポートしてくれる。

第1は、帰納論理プログラミング(ILP)の利用である。ILPでは、想定される多くの属性を背景知識としてあらかじめ定義することにより、それらを使ったルールを自動的に合成する。そのとき、ルール中に現れる属性が選ばれた属性となる。すなわち、ILPでは属性の選択は容易に実現できる。しかしながら、属性の合成は、簡単には出来ない。新述語を導入する手法はいくつか提案されているが、決定的なものはまだ無い。

五十嵐[Igarashi 02]は、演奏中の呼吸のパターンを抽出することを目的として、ILPを用いた。そして、熟練者の演奏時の呼吸には、フレージングなど楽曲の音楽構造に即したパターンが存在することを発見し、身体知の一端を解明することに成功している。しかしながら、同時にILPによって得られたルールから明確な知見を読み取るためには、専門知識を持つ人間によるメタ的視点からの考察が必要であったことが指摘されており、ここでも属性選択問題の重要性、より洗練された方法論の必要性が認識されている。

第2は、時系列関連ルールマイニングによるモチーフや系列パターンの発見である。前者は、Lin等[Lin 02]による定性符号表現を用いたパターンの発見手法がよく知られている。金城等[金城 05]は、モチーフ長を関連ルールマイニングのリフト値を使って決める方法を提案している。これらの研究は、信号レベルからの属性発見の試みと考えられる。一方、後者の系列パターンの発見では、Agrawal等[Agrawal 96]による系列関連ルールの発見アルゴリズム Generalized Sequential Patterns(GSP)が代表的な研究である。植野等[植野 05]は、多変量時系列データからピークタイミングを抽出するアルゴリズム PRESTOを開発し、その出力結果に対して GSP を適用して、チェロ演奏時の鞭動作を確認している。

清水等[清水 05]は、ラフセットのアイデアを用いて、属性選択の可能性を探っている。身体動作自身を属性候補とし、その中から適切な属性を選択するのに、ラフ集合上の縮約、近似などの操作により、有効な属性を選択するという考えである。清水等は、その考えをバイオリンの演奏データに適用して、適切な属性を選択する試みを行っている。

4.3 属性発見支援

属性発見・選択の問題を全自動にするのは困難なので、支援システムを構築するアプローチが妥当である。生の演技や力学モデルのシミュレータなどにより演技の状態を視覚化して専門家に提供したり、上に述べたような各種のデータマイニングアルゴリズムによる解析結果を提示したりすることにより、属性発見・選択の支援が可能であろう。

5. おわりに

本論文では、身体知の解明に向けて、身体知の表現、粘弾性力学モデル、および属性発見・選択の問題の重要性について論じた。これらの問題は、いずれもさらに研究を進めなければならない問題である。

本稿で取り上げなかった問題で、スキルの解明にとって避けて通れない問題として、個人差の問題がある。この問題の重要性は、筆者がこれまで多くの機会に指摘してきた。その有力な方法として、不確実性を扱うベイジアンネットワークによるアプローチが考えられる。

参考文献

- [Agrawal 96] Agrawal, R., and Srikant, R.: Mining Sequential Patterns. Proc. of the 11th International Conference on Data Engineering, IEEE, 3-17, 1996.
- [Asoh 05] Asoh, H., Asano, F., Yamamoto, K.: Tracking human speech events using particle filters, Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 2005), II-1153-1156, 2005.
- [古川 04] 古川 康一, 植野 研, 尾崎 知伸, 神里 志穂子, 川本 竜史, 渋谷 恒司, 白鳥 成彦, 諏訪 正樹, 曾我 真人, 瀧 寛和, 藤波 努, 堀 聡, 本村 陽一, 森田 想平: 身体知研究の潮流 --身体知の解明に向けて--, 人工知能学会論文誌, Vol. 19, No. 2, 117-128, 2004.
- [Igarashi 02] Igarashi, S., Ozaki, T., and Furukawa, K.: Respiration Reflecting Musical Expression: Analysis of Respiration during Musical Performance by Inductive Logic Programming. In Proceedings of the 2nd International Conference on Music and Artificial Intelligence (ICMAI 2002), 94-106, Edinburgh, Scotland, 2002.
- [金城 05] 金城 敬太, 尾崎 知伸, 澤井 圭吾, 古川康一: 関連ルールとネットワーク分析による時系列データからの知識獲得, 第19回人工知能学会全国大会, 2005.
- [Lin 02] Lin J., Keogh E., Patel P., and Lonardi S.: Finding Motifs in Time Series, In proceedings of the 2nd Workshop on Temporal Data Mining, at the 8th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Edmonton, Alberta, Canada. July 23-26, 2002.
- [McMillen03] McMillen T. and Goriely A.: Whip Wave, Physica D: Nonlinear Phenomena, Vol. 184, Issues 1-4, 192-225, 2003.
- [清水 05] 清水 聡史, 吉永 早織, 古川 康一: ラフ集合を用いたヴァイオリン演奏者の特徴抽出, 第19回人工知能学会全国大会, 2005.
- [諏訪 04] 諏訪正樹: 「こと」の創造: 行為・知覚・自己構築・メタ記述のカップリング, 認知科学, 11(1), 26-36, 2004.
- [植野 05] 植野 研, 古川 康一: ピークタイミングシナジーによる動作スキル理解, 人工知能学会論文誌, Vol. 20, No. 3, 237-246, 2005.
- [Ueno 00] Ken Ueno, Koichi Furukawa, and Michael Bain: Motor Skill as Dynamic Constraint Satisfaction, Electronic Transactions on Artificial Intelligence, Vol. 4, Section B, 83-96, December 2000.