

ベイジアンネットワークワークによるチェロ演奏スキルモデリング

五十嵐 創[†] 植野 研^{††} 尾崎 知伸[†] 森田 想平[†] 古川 康一[†]

[†] 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科 〒252-8520 神奈川県藤沢市遠藤 5322

^{††} 慶應義塾大学 SFC 研究所

E-mail: †{soh,ueno,tozaki,souhei,furukawa}@sfc.keio.ac.jp

あらまし チェロ演奏スキルは、訓練によって獲得される、筋骨格系の整合的な一連の動作を行う能力であり、身体知の一種である。身体知獲得の目的は、演奏、踊り、各種のスポーツなどのスキルを向上させることである。身体知の問題は、それが暗黙的であり、職業演奏家や、プロスポーツプレイヤーが自身で何を行っているのかを把握出来ない点である。本研究の目的は、身体知をモデル化し、その暗黙知を言語化することである。本論文では特に基本的なチェロ演奏スキルの一つとして、しなやかな弓の返し動作を取り上げ、そのモデル化にベイジアンネットワークを用いることを検討した。ここでは、その基本構想を明らかにする。

キーワード 身体知, 暗黙知, スキルモデリング, ベイジアンネットワーク, 音楽演奏, チェロ

Skill Modeling in Cello performance by Bayesian Networks

Soh IGARASHI[†], Ken UENO^{††}, Tomonobu OZAKI[†], Souhei MORITA[†], and Koichi FURUKAWA[†]

[†] Graduate School of Media and Governance, Keio University 5322 Endo, Fujisawa, Kanagawa 252-8520, JAPAN

^{††} Keio Research Institute at SFC

E-mail: †{soh,ueno,tozaki,souhei,furukawa}@sfc.keio.ac.jp

Abstract In this paper, we discuss the problem of modeling human skill in Bayesian network. The purpose of skill modeling is to use the model to improve performances in such activities as playing instruments, dancing, and playing various kinds of sports. The difficulty of human skill analysis comes from its tacitness: even professional violinists or cellists do not know how they are playing. This paper defines a basic framework of the research by proposing possible representations and structures of the Bayesian networks for human skill, and by defining the purpose of model usage. We furthermore discuss how to assign conditional probability tables in each node of the proposed Bayesian networks by accumulating observational data by a motion capturing system as well as by a surface electromyogram. We also discuss how to compare professional players with amateurs using Bayesian network representations.

Key words tacit knowledge, skill modeling, Bayesian networks, music, performance, cello

1. はじめに

ヒトが知的能力を発揮する場面は、言葉の理解に始まる論理的な側面にとどまらず、楽器の演奏、ダンス、スポーツなど、多岐にわたる身体能力の発現の場にも広く観察される。それは、動物の能力と比較することにより、明らかである。運動の身体能力だけに限れば、ヒトが他の動物に劣る点も数多く見受けられる。最も典型的な例は、鳥との比較である。鳥は飛べるが、人は飛べない。しかしながら、より複雑な動作になると、その

優劣は明らかである。それらは、楽器の演奏、ダンス、各種のスポーツなどであり、それらが本論文で取り上げる身体知が関与する動作の対象である。

暗黙知を獲得するためには、正しい練習法が必要不可欠である。弦楽器を例にとると、各種の練習法が知られている。鈴木メソッド、桐朋スクール、ロシアスクールなどは、その例である。このような練習法は、経験から生まれた、探索空間の発見的な枝刈り法となっている。バイオリンの奏法を例にとると、「最適」な奏法は、時代とともに、あるいは、流派によって異なる

る。弓を保持する腕は、ロシア派では、上腕を肩より上に構えることが推奨された。近代奏法では、これは否定されている。チェロの奏法の例では、これまでチェロをやや斜めにして、楽器の胴が身体の中心に来るように構えるのが習慣であったが、Victor Sazer は、チェロをもっと身体の左に寄せて、方向は正面から見て真っ直ぐになるようにした方が良く、と主張している[24]。また、彼はチェロを弾く際の最適な椅子の形について、後ろを数センチ高くするという大変ユニークな提案をしている。このように、最適解の発見への努力がいまだに続いていると言いうことができるであろう。

暗黙知のモデル化、あるいは言語化は、このような、経験的に得られた練習法に対して科学的裏付けを提供する有力な方法である。練習法によって獲得される技能が、暗黙知の言語化によって明らかにされれば、各練習ステップの位置づけが明確になり、かつ、学習者にとっても納得のいくものとなるであろう。

身体知のモデル化、ないしは言語化の試みは、いくつか見られる。その第一は、仮説検証型のアプローチ[1],[11],[16],[17]で、それは、うまい演奏を可能にする要因を列挙し、各要因について仮説を立て、実験によりその仮説を検証する方法である。たとえば、渋谷らは、バイオリンの奏法に関して、熟達者と初心者者の弓の使い方を分析し、熟達者は、弓の位置によって圧力が大きく変化しないこと、および弓を返す時に熟達者の方が指の動きが大きいことを確かめた[28]。

第二は、熟練者および初心者者のパフォーマンスのデータから、データマイニングの技術を用いて、熟練者と初心者者の違いを明らかにする手法である。我々は、これまで、チェロの演奏について、決定木[21]や帰納論理プログラミング[9]を用いて、これらの差を抽出する研究を行ってきた[8],[13],[31],[32]。

本研究は、これまでの研究のアプローチでの困難性を解消することを目的としている。これまで我々は上の第二のアプローチにより、主にチェロの運弓動作の分析を進めてきた。その過程で上級者と初心者者の違いを抽出することは出来たが、その明確なルール化にはいまだ成功していない。その主な原因として、上級者と初心者者の違いには筋群の使われ方が大きく関係していると考えられる一方で、筋群の使われ方自体は確率的に変動し、また明確には観測できない点があげられる。一般に人間の身体は非常に高い自由度を持つ系であることが知られており、スキルの現れとしての身体動作は非決定的かつ確率的な現象として観測されるという特徴がある。また身体各部分は相互に連結しており、そこには複雑な因果関係が存在する。以上のことから、確率事象および因果性のモデリングツールとして、ベイジアンネットワーク[30]を本問題に適用する意義があると言える。

また、楽器の演奏は発話あるいは朗読とよく似たプロセスであることが分かる。楽譜を見ながらの演奏を考えると、楽譜の指示通りに手や指を動かし、楽譜が要求する音楽を生成する。それに対するのは朗読で、書いてある通りに読む。暗譜による演奏は、演劇での台詞の発話に相当し、ジャズなどでの即興演奏は、より自由な環境での発話に相当すると考えられる。これらのアナロジーは、発話の解析に隠れマルコフモデル(HMM)[20]やベイジアンネットワークを用いることから、楽

器演奏の解析に対しても同様の手法を適用することの妥当性を示唆している[3],[4],[12]。より具体的には、演奏の場合、あるプランに従って筋群を動かし曲を演奏するが、発話の場合には、発話の意図に従って口の周りの筋群を動かし発話する。

一方、演奏と言語の発話との相違点にも注意すべきである。発話の場合には、音素がネットワークのノードに置かれるが、運動スキルあるいは演奏の場合、この音素に対応するものは明確ではない。このことは、HMMやベイジアンネットワークでのモデル化の際に、問題をどのように表現すべきかに関わってくる。また、モデル化によって何を行うのかも、重要な問題である。発話の場合、その目的は予測による発話理解であるが、演奏の場合、予測が問題にされるわけではない。

本論文では、これらの問題を以下のように順次取り上げ、議論をしていきたい。2節ではモデル化の目的を、3節ではその具体的な対象を説明する。4節ではベイジアンネットワークによるモデル化について論じる。5節では、観測データの利用と条件確率の計算について論じる。6節では、まとめと今後の課題を与える。

2. モデル化の目的

暗黙知のモデル化の目的は、各動作の認識[14],[29]、あるいは予測[5]を行うためではない。その点が、HMMによる発話認識と大きく異なる。その目的は、ある水準に達した熟練者の演奏モデルと初心者者のそれを別々に構築し、その相違を明らかにすることである。あるいは、熟練者の通常時の演奏モデルと、時たま陥るスランプ時の演奏モデルとを比較して、スランプの原因を特定するのにも使いたい。そのためには、ベイジアンネットワークの構築問題に取り組みなければならない。また、モデル間の相違を主張するためには、モデル自身の信頼性、およびモデル間の差の有意差検定などを論じるための方法論を必要とする。

データマイニングによる暗黙知のモデル化の手法に、「行動のクローン化」(behavioral cloning)[22]が知られているが、そのターゲットは熟練者の行動を真似るクローンプログラムの生成である。それは、ルールの形で得られる。もし、そのルールが適当なロボットの制御プログラムとして組み込まれれば、まさに行動を真似るロボットが実現できることになる。実際には、熟練者の行動パターンを示す定性モデルの構築を行う。

本研究の狙いの一つは、このような定性モデルと、ここで展開しているベイジアンネットワークによる確率モデルを統合して、定性確率モデルを構築することである[6],[7],[18]。定性モデルは、物理システムの定性的な変化を記述するモデルであり、物理システム内の構成要素間の物理的因果関係に基づいて、その変化の可能なパターンを記述する。一方、ベイジアンネットワークが表現する結合確率分布は、必ずしも物理的因果関係に基づく関連だけを扱うものではないが、ヒトの四肢のような物理系の各構成要素間の事象は、物理的因果関係としても解釈できる。この両面を同時にモデル化する手法を目指したい。

3. モデル化の対象

一口にチェロ演奏のためのスキルと言っても、そこには実に様々な要素が含まれる。今回我々は、音をつなぐためのしなやかな弓の返し動作に着目する。その理由は、しなやかな弓の返し動作がチェロ演奏における極めて基本的な技術であると同時に、熟練者と初心者の間でのスキルレベルの違いが如実に現れるタスクであると考えられるからである。我々の以前の研究の結果、弓の返し動作の際、熟練者においては肩、肘、手首の順でそれぞれの関節角度変化のピークが出現するのに対し、初心者ではそのような現象が見られないということが分かった[33]。熟練者に見られるこの関節間協調動作は、しなやかな弓の返し動作を実現するための重要なスキルの一つと考えられる。そこで我々は、弓の返し時におけるこのような関節間での角度変化ピークの遷移をベイジアンネットワークによってモデル化することを試みる。そしてしなやかな返し動作が実現できているか否かといった、熟練者と初心者の間でのスキルの違いを、ベイジアンネットワークの構造の違いとして表現することを目標とする。

4. ベイジアンネットワークによるモデル化

ベイジアンネットワークによる身体知のモデル化の表現を決めるためには、ネットワークの各ノードにどのような事象を置けばよいかを決め、さらにノード間の相互関係を定める必要がある。また、各ノードの条件確率表の確率値を決定する必要がある。ここでは、その中で、前二者について論じる。表現を決める上で問題となるのは、ノードに置かれる事象の複雑さである。表現自体を単純化する目的で、それらを命題記号のみで表現することも考えられる。しかしその場合、非常に強い相関を持つ事象同士などは、ノードとしてそれらの事象の連言を用いた方が良いかもしれない。以上の観点から、我々は[10]において、**筋骨格系ベイジアンネットワーク**と**モデル遷移ベイジアンネットワーク**という名の二つのネットワーク構造を提案した。これらを簡単に説明すると、以下ようになる。まず背中から指に至る筋骨格系の力学的状態を命題論理のリテラルで表現することとする。筋骨格系ベイジアンネットワークでは、各ノードにアトムが置かれ、筋骨格系に沿った構造を形作るのに対し、モデル遷移ベイジアンネットワークは、各ノードにリテラルの連言を置くことにより、ある時点における身体の状態(モデル)を表現し、その状態が時間軸に沿って遷移するという構造を持つ。

今回我々は、特に先述したしなやかな弓の返し動作に必要なスキルを表現するために、**運動学的ベイジアンネットワーク**および**運動力学的ベイジアンネットワーク**と呼ぶ二つのモデルを新たに提案する。これらは前二者との関係で言えば、筋骨格系ベイジアンネットワークをより詳細化したものと考えられることができる。二つの新しい提案モデルの命名は、それぞれのネットワーク構造が、運動学(kinematics, キネマティクス)および運動力学(kinetics, キネディクス)の視点に立っていることによる。運動学および運動力学は、共に運動分析における重要な

考え方であり、相互補完的な関係にある[27]。直感的には、運動学はいわば動作そのものを分析の対象とするのに対し、運動力学はその動作の原因であるところの力をも考察の対象とする立場であると言うことができる。楽器演奏スキルのモデル化という本研究の文脈に照らして考えた場合、よく見られる重要な問題として、熟練者の演奏も初心者の演奏も、一見したところそれほど外見上の違いはないということが挙げられる。にも関わらず、結果としての演奏には大きな質的差異が認められる。このような現象の説明として、同じ動作がいくつかの異なる筋の組み合わせによって実現されうということが考えられる。つまり、初心者は、見かけ上は熟練者と同じような動作をしていても、それに使用する筋群の選択を誤っているために、上手く演奏できないということである。このような現象を扱うためには、運動学的な動作データ分析のみならず、その原動力たる筋の働きをも考慮した運動力学的な方法論が望まれる。

我々の提案する二つのベイジアンネットワークは、以上のような考え方を反映したモデルとなっている^(注1)。以下では、それぞれの方式の詳細について論じる。

4.1 運動学的ベイジアンネットワーク

運動学的ベイジアンネットワークは、演奏者の動作を表現するモデルであると言うことができる。先に述べた通り、今回特に着目するのは弓の返しの滑らかさ、すなわち熟練者の弓の返し時において発生する、肩から手首にいたる右腕の各関節間での、角度変化ピークの遷移の有無である。この遷移を表現することが、運動学的ベイジアンネットワークの役割である。

具体的には運動学的ベイジアンネットワークの各ノードには、肩、肘、手首などの上肢の各関節が、ある時点 t において角度変化のピークを迎えたか否かという2値の確率変数が割り当てられる。ごく簡単な例として、肩関節と手首のみを対象とした場合の運動学的ベイジアンネットワークを図1に示す。肩関節は、(1)腕を腕自身を軸として内側あるいは外側に回転させる(内外旋)、(2)腕を前に上げる(屈曲伸展)、および(3)腕を横に上げる(外転)の3つの自由度を持っている。そのため、肩関節の状態を表現するために、ネットワーク中でも3自由度に対応する3つのノードを用意する。一方、肘は曲げるか伸ばすか(屈曲伸展)という1自由度しか持たない関節であるため、対応するノードは一つである。図1においては、 t_1 から t_4 までの4つの異なる時点を考える。ここでは各時点 t は、具体的に何ミリ秒間を表すというようなものではなく、単なるイベントの系列であると考えて差し支えない。ある時点における関節角度の状態は、その次の時点の関節角度の状態に影響を与えると考えられる。ネットワーク中での時間軸に沿った各関節角度毎の水平方向のリンクは、そのような依存関係を表している。そし

(注1): 本論文で提案する運動力学的ベイジアンネットワークは、厳密には運動力学上の議論に耐えうるものではない。なぜなら本研究で使用を想定している表面筋電図データからは、筋の発揮する力の絶対値を求めることはできないからである。後述するように、そこから得られるのは、測定値毎の変化のみである。しかし逆に言えば、作用する各筋の(on/offか、のような)活動状態は推定できる。本研究の目指すものは、それらの情報を用いた、いわば定性的な運動力学であるとの考えから、あえて運動力学という言葉を用いることとした。

て、各関節角度間のピークの遷移は、ある時点 t_i においてピークを迎えたノードから、その次の時点 t_{i+1} でピークを迎えたノードへのリンクとして表現される。図1では、肩関節の内外旋角、屈曲伸展角、肘関節、そして肩関節の外転角の順で角度変化のピークが遷移する様子が表されている。

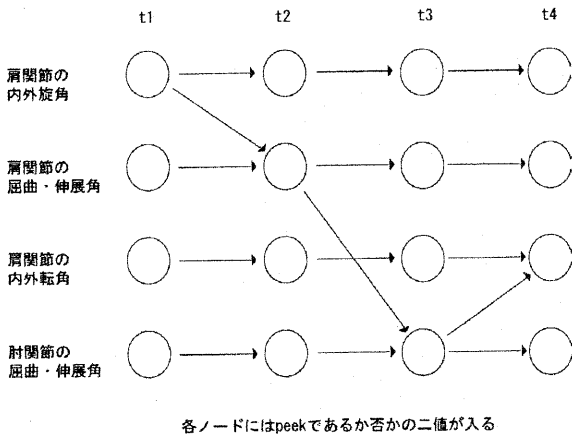


図1 運動学的ベイジアンネットワークワーク

4.2 運動力学的ベイジアンネットワーク

運動学的ベイジアンネットワークが、しなやかな弓の返しという、いわば動作そのものを表現するモデルだったのに対し、運動力学的ベイジアンネットワークは、その動作の原因を表現するモデルだと言える。ここではネットワーク中のノードが表現するものは、関節の角速度、角加速の状態、およびそれらの関節に作用する筋の活動状態である。そして一種のゴールとして、動作の成功と失敗(しなやかな返しが行えたか否か)を表すノードを用意する。図2に運動力学的ベイジアンネットワークの例を示す。このモデル中での筋ノードから関節角ノードへのリンクは、返し動作に際し、各筋がそれぞれの関節角に作用したかという関係を表す。つまりこのモデルにより、先に述べたような、見た目はほぼ同じ動作であっても、筋群の使われ方が異なるためにスキルレベルの違いが生じるという現象が表現できる。

我々は、しなやかな弓の返しのためには、各関節が、通常の主働筋よりも体幹方向に一つ以上前の筋群によって動かされる必要がある、という仮説を想定している。例えば手首の関節は、通常の人間の動作においては尺側手根伸筋、橈側手根伸筋、長掌筋などの、主として前腕部の筋群によって制御されている。つまりこれらの筋が手首関節にとっての通常の主働筋である。それに対し、しなやかな弓の返し動作においては、体幹方向の一つ以上前の筋群、すなわちより体幹に近い上腕二頭筋、上腕三頭筋などによって手首関節の返し動作が行われているというのが我々の仮説である。その理由としては、各関節の柔軟性の問題を挙げることができる。しなやかな弓の返し動作を行うためには、各関節を、細かなコントロールのできる、いわゆる柔らかい状態にしておくことが必要であると考えられるが、例え

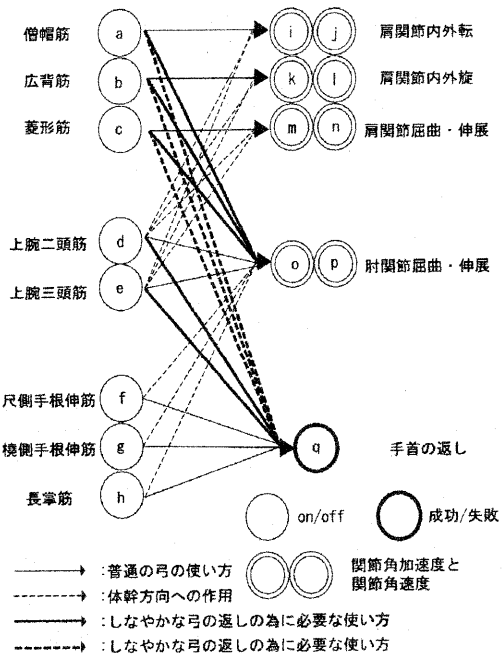


図2 運動力学的ベイジアンネットワークワーク

ば手首関節の場合、通常の主働筋である前腕部の筋を使った場合、どうしても手首が固くなり、細かなコントロールができなくなってしまいます。熟練者は恐らく、このような現象を回避し、手首の柔軟性を保つために、あえて通常とは異なる筋群の使い方をしていると考えられる。計測データに基づいて運動力学的ベイジアンネットワークを構築し、実際に条件確率表を計算することにより、以上の仮説の検証を行うことができる。

5. 計測データに基づく条件確率計算

計測データとしては、モーションキャプチャリングデータ、筋電図データ、楽器に取り付けられた圧力センサーからのデータなどがある。この中で、モーションキャプチャリングデータから、身体各関節部分の位置、角速度、角加速の情報が得られる。実際には、時系列データに対して、適当な前処理を施して、セグメント化をしなければならない。セグメント化については、現在、新たなアルゴリズムを開発中であり、別の機会に報告する予定である。これらの観測データから、各状態間の遷移確率を推定できる。これらの遷移確率は、ベイジアンネットワークの関節ノードの条件確率を推定するのに利用できる。すなわち、関節ノードの各条件ごとに、その遷移の発生する頻度を集計すればよい。

厄介なのは、筋電図の扱いである。一般的に利用できるのは表面筋電図であるが、それは個別の筋の活動のみを計測できるわけではなく、周りの筋群の活動も加わった、誤差の多いデータしか得られない。この問題を解決する一つの方法は、センサー毎に、関連する筋群を含めてモデル化し、各筋の成分を、たとえば別のベイジアンネットワークにより推定する方法であ

る。もし各筋を独立に動かしたときの動きが分かれば、このような手法も有効であろう。もう一つの問題は、筋電図が力の絶対値を測定出来ない点である。また、それに伴い、各測定値間の力の比も調べる事が出来ない。できるのは測定値ごとの変化の観測のみである。本研究では、そのため、筋については、オン、オフの2値、あるいは中間的な力を含めた数段階の多値による離散化を考えることとする。

6. まとめと今後の展望

本論文では、ベイジアンネットワークによるチェロ演奏スキルのモデル化の基本構想を明らかにした。そして運動学および運動力学という、運動分析上の二つの重要な観点から、二つのネットワークモデルを提案した。

次のステップは、観測データから、実際に各ノードにおける条件確率表を求め、ベイジアンネットワークによって、さまざまな事象の確率値を予測し、それによって、種々の仮説を検証することである。本論文では特にしなやかな弓の返しという動作に絞って考察を進めたが、このような個々の動作のモデル化の妥当性が検証できれば、あるいは計測データから自動的にモデル化を行うことができ、その精度が推定できれば、熟練者と初心者間の、また通常時とスランプ時の動作の違いは、モデルの違いとして表現することができる。そして、得られたモデルを解釈することにより、暗黙的な演奏スキルの明示化、言語化が可能になると考えられる。

解決すべき個別的な問題としては、筋電図データの扱いが挙げられる。先に述べたように、表面筋電図からは筋の発揮する力の絶対値は得られない。この問題に対する一つの解決法として、ネットワーク中で筋群に対応するノードを隠れ層とみなし、それらのノードの条件確率表をEMアルゴリズムやMCMCアルゴリズムなどによって推定するという方法が考えられる[25]。

より一般的な課題としては、我々はベイジアンネットワークと定性推論の関連づけの重要性を認識した。両者は共に対象領域の因果性を表現するという共通性がある。であるから、両者の変換可能性を考えることは有意義な課題であろう。また、状況と振る舞いの組がいくつも訓練例として与えられたならば、そこに決定木生成や帰納論理プログラミングなどの機械学習アルゴリズムを適用することにより、定性モデルを構築することができるはずである[22],[26]。さらに時間軸の扱いを考慮すると、より表現力の大きい、PRISM[23]やSLP[19]などの確率論理プログラミングの導入も検討する価値がある。

また、今回着目した弓の返し時における関節角度間のピークの遷移については、我々のその後の実験により、ピークが遷移する順序は演奏のテンポおよび返しの種類(下げ弓から上げ弓か、上げ弓から下げ弓か)によって異なることが確認された。一般的には、テンポが比較的遅いときはまず肩関節に返し動作が起こり、その後、肘、手首と遷移する。一方テンポが速くなると、まず肘に返し動作が起きる傾向が認められた。この現象の解釈として、弓の返し動作を、支点が振動する単振り子[2]という力学モデルで近似するという方法が考えられる。重力加速度を g 、支点からおもりまでの距離を l としたとき、支点が振

動する単振り子の振動数 ω_0 は、 $\omega_0 = \sqrt{g/l}$ となることが知られている。弓の返し時において一番最初に返し動作が起きる関節を支点と考えれば、このモデルによって、テンポが速くなると一番最初に返し動作が起きる関節が肩から肘に移るという現象は、周波数 ω_0 の増大に伴う l の縮小として解釈できる。

さらにこのような返し動作における関節角度ピークの遷移という現象は、投球動作などと共通した、鞭動作[15]の一種であるとも考えられる。鞭動作についての正確な力学モデルは、いまだ与えられていない。将来的に、以上のような力学モデルをもベイジアンネットワーク上に表現することができれば、大変興味深いであろう。

文 献

- [1] J.K. Aggarwal, and Q. Cai, "Human motion analysis: a review," Computer Vision and Image Understanding, vol.73, no.3, pp.428-440, 1999.
- [2] V.D. Barger, and M.G. Olsson, Classical Mechanics: A Modern Perspective, McGraw-Hill, 1973. (戸田盛和, 田上由紀子共訳, 力学: 新しい視点にたつて, 培風館, 1975.)
- [3] B. Balentine, and D.P. Morgan, How to Build a Speech Recognition Application: Second Edition: A Style Guide for Telephony Dialogues, Enterprise Integration Group, 2001.
- [4] R. Bowden, "Learning statistical models of human motion," Proc. IEEE Workshop on Human Modeling, Analysis and Synthesis, pp.10-17, June 2000.
- [5] T. Caelli, "Learning image feature extraction: modeling tracking and predicting human performance," Proc. 15th International Conf. on Pattern Recognition: ICPR2000, New York, IEEE Press, vol.2, pp.215-218, 2000.
- [6] J. Fernyhough, A.G. Cohn, and D.C. Hogg, "Event recognition using qualitative reasoning on automatically generated spatio-temporal models from visual input," Proc. IJCAI97 workshop on Spatial and Temporal Reasoning, 1997.
- [7] J.H. Fernyhough, A.G. Cohn, and D.C. Hogg, "Constructing qualitative event models automatically from video input," Image and Vision Computing, vol.18, pp.81-103, 2000.
- [8] K. Furukawa, "A Framework for verbalizing unconscious knowledge based on inductive logic programming," In K. Furukawa, D. Michie, and S. Muggleton (eds.), Machine Intelligence, vol.15, Oxford Press, pp.18-24, 1999.
- [9] 古川康一, 尾崎知伸, 植野研, 帰納論理プログラミング, 共立出版, 2002.
- [10] K. Furukawa, S. Igarashi, K. Ueno, T. Ozaki, S. Morita, N. Tamagawa, T. Okuyama, and I. Kobayashi, "Modeling human skill in bayesian networks," Electric Transaction of Artificial Intelligence (ETAI), Linkoping University Electronic Press, 2002.
- [11] D.M. Gavrila, "The visual analysis of human movement: a survey," Computer Vision and Image Understanding, vol.73, no.1, pp.82-98, 1999.
- [12] X. Huang, "Spoken Language Processing: A Guide to Theory, Algorithm and System Development," Prentice Hall, 2001.
- [13] S. Igarashi, T. Ozaki, and K. Furukawa, "Respiration reflecting musical expression: analysis of respiration during musical performance by inductive logic programming," Proc. 2nd International Conf. on Music and Artificial Intelligence, pp.94-106, Edinburgh, Scotland, UK, Sept. 2002.
- [14] S. Ioffe, and D. Forsyth, "Human tracking with mixtures of trees," Proc. International Conf. on Computer Vision, vol.1, pp.690-695, 2001. (<http://citeseer.nj.nec.com/ioffe01human.html>)
- [15] 小嶋武次, "ボール投げでは、なぜ身体の中心から末端の方へ順に動作が起きるのか," 日本機械学会シンポジウム論文集, pp.33-34, 1991.

- [16] L. Molina Tanco, and A. Hilton, "Realistic synthesis of novel human movements from a database of motion capture examples," Proc. IEEE Workshop on Human Motion, 2000.
- [17] L. Molina Tanco, and A. Hilton, "A statistical model for human motion synthesis," BMVA meeting on Probabilistic Models in Vision and Signal Processing, May 2001.
- [18] D. Moore, and I. Essa, "Recognizing multitasked activities using stochastic context-free grammar," Proc. Workshop on Models versus Exemplars in Computer Vision, held in Conjunction with IEEE CVPR 2001, Kauai, Hawaii, December 2001.
- [19] S. Muggleton, "Stochastic logic programs," In L. de Raedt, editor, *Advances in Inductive Logic Programming*, pp.254-264, IOS Press, 1996.
- [20] 中川聖一, "音声認識においてHMMとトライグラムを越えるもの," 人工知能学会誌, vol.17, no.1, pp.35-40, 2002.
- [21] J. R. Quinlan, *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1993.
- [22] C. Sammut, S. Hurst, D. Kedzier, and D. Michie, "Learning to fly," In D. Sleeman, and P. Edwards, eds., *Proc. 9th International Workshop on Machine Learning*, pp.385-393, Morgan Kaufmann, 1992.
- [23] T. Sato, and Y. Kameya, "PRISM: a language for symbolic-statistical modeling," Proc. IJCAI'97, pp.1330-1335, 1997.
- [24] V. Sazer, *New Directions in Cello Playing*, ofnote, 1995. (三本雅俊訳, 新しいチェロ奏法, 音楽之友社, 1998.)
- [25] Y. Song, L. Goncalves, and P. Perona, "Learning probabilistic structure for human motion detection," Proc. IEEE CVPR'01, December 2001.
- [26] D. Suc, and I. Bratko, "Qualitative trees applied to bicycle riding," *Linköping Electronic Articles in Computer and Information Science*, vol.5, 2000.
- [27] J.H. Susan, *Basic Biomechanics*, McGraw Hill College Div, 2000.
- [28] 渋谷恒司, 菅野重樹, 加藤一郎, "バイオリン右腕ボーイング動作におけるスキルの分析," 人間工学, vol.30, no.6, pp.395-403, 1994.
- [29] C. Terry, A. McCabe, and B. Gordon, "On learning the shape of complex actions," 4th International Workshop on Visual Form (IWVF4), Capri, Italy, May 2001.
- [30] S. Russell, and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Prentice Hall, 1995. (古川康一監訳, エージェントアプローチ人工知能, 共立出版, 1997.)
- [31] K. Ueno, K. Furukawa, M. Nagano, T. Asami, R. Yoshida, F. Yoshida, and I. Saito, "Good posture improve cello performance," Proc. 20th Annual International Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE-EMBS98), vol.20, pp.2386-2389, 1998.
- [32] K. Ueno, K. Furukawa, and K. Bain, "Motor skill as dynamic constraint satisfaction," *Electric Transaction of Artificial Intelligence (ETAI)*, Linköping University Electronic Press, 2000.
- [33] 植野研, 五十嵐創, 古川康一, "楽器演奏における関節間協調動作の役割," 第22回バイオメカニズム学会学術講演会予稿集, pp.25-26, 2001.