

## 重回帰分析を用いた演奏ルールの抽出

青野 裕司<sup>†</sup> 片寄 晴弘<sup>††</sup> 井口 征士<sup>†</sup>

<sup>†</sup>大阪大学基礎工学部システム工学科

<sup>††</sup>(財) イメージ情報科学研究所

E-mail: aono@inolab.sys.es.osaka-u.ac.jp

音楽解釈に関する研究は、音楽学・心理学の分野で広範に行われてきた。また認知構造を理解する上で、音楽解釈をコンピュータに行わせることは大変に興味深い。しかしそれらの研究をそのまま計算機に実装するには問題点が多く、現在に至るまで総合的に音楽解釈を行うコンピューターシヨナルモデルはほとんど無かった。本稿では、それらの問題点を整理した上で新たな総合的音楽解釈モデルを呈示する。そのモデル中で、楽譜上の情報を実演奏に結びつける「演奏ルール」を抽出する部分に関して、重回帰分析を応用した手法を提案する。従来重回帰分析は非線形要因の解析には不向きであると考えられてきた。一方音楽において、同一の楽譜記号等が異なる位置に存在する場合、単一の演奏ルールでは表現できないという非線形的現象がある。今回はこのような問題に対処する手法を提案する。この手法は音楽以外の分野においても新たな応用が期待される。

## Expression Parameter Extraction with Multiple Regression Analysis

Yushi Aono<sup>†</sup> Haruhiro Katayose<sup>††</sup> Seiji Inokuchi<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Fac. of Engineering Science, Osaka University

<sup>††</sup>Laboratories of Image Information Science and Technology

E-mail: aono@inolab.sys.es.osaka-u.ac.jp

Musical interpretation has been researched widely in musicology and psychology. In the field of information processing, it is interesting to incorporate musical interpretation into computers. There are, however, many problems left to apply these activities directly in computer systems. There have been few integrated computational models as to music interpretation. In this paper, we clarify these problems, and propose a computational music interpretation model. This paper focuses on "Expression Rules Extraction" part of the model, which connects score information and real performance. We also propose a new learning method modifying multiple regression analysis to realize the part. Standard multiple regression analysis does not match for non-linear factors. On the other hand, same musical expression marks on different positions are performed differently. This indicates musical task includes non-linear factors. This method we propose can deal with non-linear problems with some remarkable ideas.

### 0. はじめに

「人間の演奏は表情豊かで、コンピュータの演奏は無機的である。」このフレーズはコンピュータミュージックをとりまく環境の中で、何度となく用いられてきた。人間とコンピュータという二つの演奏の形態が単純に比較されるものかは依然議論の余地があるものの、人間の演奏がその巧拙によらず

様々な表情を見せるのも事実である。逆にコンピュータにはいくつかの人間にはない特質を持っている。これらを活用することによって「無機的」といわれる部分を解消しようと試みる研究は、様々な研究者によって行われてきた。それらは人間の演奏において意識的・無意識的に生成されている特徴を抽出蓄積し、コンピュータの演奏に反映させるとい

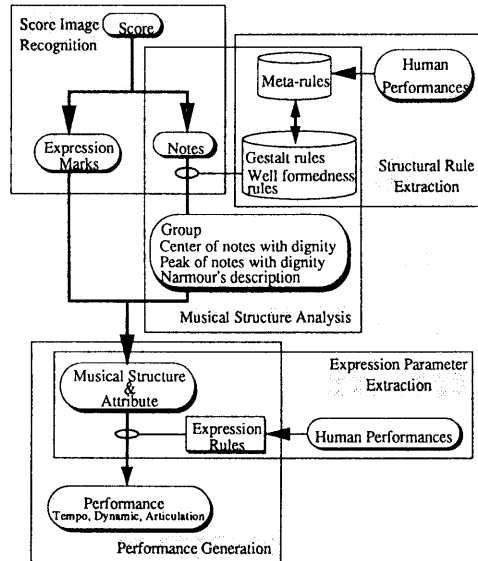
うアプローチを踏む場合が一般的である。これがすなわち「演奏ルールの学習」と呼ばれる研究である。AI的な手法を応用したものや、ニューラルネットを利用したものが成果を上げ、また上げつつある<sup>[12][13][14][15]</sup>。本研究では、統計的数値解析法の一つである重回帰分析をベースとしながら、実演奏中に隠された楽譜と演奏をつなぐ非線形な要因を的確に抽出・利用するシステムを提案する。具体的には、同一の楽譜記号でも異なる位置に存在した場合、他の楽譜上の要素との相関から全く別の演奏表現になることがある。この現象を学習システムでどう扱うかという問題は、音楽情報処理の分野でしばしば議論されてきた。本研究では、従来非線形な情報を解析する用途には不向きとされていた重回帰分析に、いくつかの工夫を加えこのデメリットを解消し、上記の音楽的問題に一つの解法を与える。またこの手法は音楽以外の分野における重回帰分析の新たな応用の可能性を提案する。

## 1. コンピュータと音楽解釈

「演奏ルールの抽出」に関して説明を加える前に、それを内包する「音楽解釈」の全体像について、また「音楽解釈」とコンピュータとの関係について考察を加える。「音楽的解釈を行う自動演奏システム」を構築することは、音楽/心理学や情報処理の分野の双方で興味をもてる課題である。また、音楽解釈に関する様々な研究は音楽学や心理学の分野で行われてきた。しかしそれらの解釈モデルは主観的な理解を含むものや、音楽解釈全体をとらえていないものが多く、コンピュータへの実装は難しい。我々は、人間の演奏者が音楽解釈の際に見せる複雑なプロセスを、いくつかのタスクに分割した、統合的音楽解釈のコンピューショナルモデルを提案する<sup>[4]</sup>。以下にその概要を述べる。

音楽解釈には、与えられた楽譜から実際の演奏を生成するまでいくつかのプロセスが含まれる。まず一種の記号である楽譜を解読し、楽譜中にある情報を認識する必要がある。ここで情報といった場合、単に音名や音長に関するもの（音符）だけではない。楽譜中に記載されているスラーやクレッシェンド等の音楽記号も情報に含まれる。また楽譜を任意の音楽理論を用い解析することで、曲の構造に関する

情報も得られる。続いて得られた情報に的確に演奏を与えてゆかなければならない。つまり、演奏ルールの利用・適用を行う。そのとき用いる演奏ルールはあらかじめ蓄積されている必要がある。このように音楽解釈の手順は非常に煩雑に見える。しかしこれを音楽情報の流れに沿って整理すると、独立して扱えるモジュールの組み合わせとして表すことが可能になる。これを図1に示す。



(図1) 音楽解釈のコンピューショナルモデル

このモデルは音楽解釈を4つのモジュールに分割し、さらに楽譜情報認識モジュールを加えた構成になっている。それぞれのモジュールは独立して構築可能であり、それらを統合すると解釈から演奏まで全体を扱えるモデルになっている。個々のモジュールに関して簡単な説明を加える。

- ・ Score Image Recognition ---楽譜上の音符や記号を読み各記号の意味を把握する。音楽解釈と直接関係する部分ではない。パターン認識など他の分野でも盛んに研究が行われている<sup>[6]</sup>。
- ・ Musical Structure Analysis ---前述のように楽譜情報では楽譜に記載されているものだけでなく、音楽理論に基づいて解析を行った結果得られる楽曲構造に関する情報も重要になる。このモジュールでは楽譜の構造解析を自動的に行うことが目標とな

る。

- **Structural Rule Extraction** --- 音符列を把握する時、そこには自分の置かれている環境・文化に依存する何らかの特徴や規則性が見られる。例えばwestern musicが主となる文化圏では、ドミナントモードとトニックの間に強い関係を感じる傾向がある。これをwell-formedness ruleと呼ぶ。また人間の生理的・感覚的特性に基づいた特徴・規則性も存在する。例えば音階の跳躍はフレーズの切れ目と認識されやすい。これはgestalt ruleと呼ばれる。演奏者にはこういったルールが数多く蓄積されているが、中には矛盾するものも含まれており、対象となる音楽・楽譜についてそれらのルールの優先順位を定めておくが必要になる。それを規定するのがmeta-ruleである。このモジュールでは、人間の解釈例を基にmeta-ruleの抽出に関して学習を行う。
- **Expression Parameter Extraction** --- 楽譜上の記号と構造解析によって得られた楽曲構造の情報が実際の演奏ではどのように表現されるのかを、人間の演奏例を基に学習するモジュールである。ここでは各情報と演奏を結ぶ演奏パラメータ（ルール）を蓄積する。
- **Performance Generation** --- 上記の各モジュールで得られた結果を基に演奏を行う。

なお次節以降で考察する「重回帰分析を用いた演奏ルールの抽出」は図中の「Expression Parameter Extraction」をコンピュータ上で実現するための一つのアプローチと位置付けることができる。

## 2. 演奏ルールの抽出とその方法

本システムにおいて演奏ルールを抽出することは一つの柱であるが、さらに抽出されたルールを用いて未知曲の演奏を実現することも重要なタスクである。また抽出されるルールをよりわかりやすい形にする事により、人間の演奏に役立てたいという欲求もある<sup>4)</sup>。ルール抽出では入力データとして二つのものを与える。楽譜中の種々の情報（楽譜記号・楽曲構造）が付帯した音符と、その楽譜を実際に演奏した教師データである。この二つの間を結ぶ関係（各楽譜情報がどのように演奏されるべきか）として演

奏ルールが導かれる。逆に未知曲の演奏においては楽譜情報付きの音符のみが与えられて、演奏ルールに照らし合わせることで実際の「音」を生成するに至る。ここで、音楽・演奏表現の扱いを考えた時、それらはペロシティー値・テンポ値の推移で抽象化可能である。つまり未知曲を演奏するというタスクは、楽譜中の様々な情報を条件節として、もっとも適当な（ペロシティー・テンポを示す）バリューを求めることに帰着される。

バリューを求める方法としては様々な数値解析法や統計処理法が考えられる。またAIにおける学習の方法としてポピュラーなニューラルネットを用いる方法もある。ニューラルネットは非線形要因の解析に優れ、演奏再現系では有効に機能するであろう。しかしルール学習という観点からすると内部の処理が不明解で、学習結果に対する信頼性は十分とはいえない<sup>18)</sup>。Widmerは、EBLに分類される学習アルゴリズムを用いた解釈モデルを呈示している<sup>19)</sup>。このモデルは、(1)事例（学習例）探索のガイドとして音楽知識を利用し学習の効率化を図ったこと、(2)最終的に数値内挿処理を行うことによりEBLからバリュー情報を引き出したこと等で優れたものであるといえる。しかし負事例に対しては探索の途中でほとんどが無視されるため、学習の結果が学習曲にかなり依存するなど、いくつかの問題もある。

それらに対し本研究では多変量解析の一つである「重回帰分析によるパラメータフィッティング」の手法を用いる。重回帰分析はロバスト性が高くバリュー情報を引き出すには非常に有効な方法である。しかし非線形要因の扱いにおいては他の方法に劣る。そこで新たに加えた工夫については次節で詳解する。（図2）ではルール抽出における各手法の特性をまとめておく。

	ニューラルネットワーク	EBLによる手法	重回帰分析
ルールの解析	×	◎	○
バリュー制御特性	◎	×	◎
データ量	特に制約なし	少量に適する	特に制約なし
フィッティング効率	○	×	*
非線形条件への対応	◎	○	×

\*: 反復の回数に依存

(図2) 学習方法の違いと特性

### 3. 重回帰分析と論理的AND処理

重回帰分析は、対象となる観測値（目的変数）が説明変数の一次結合で表されるという仮定に基づき、最小二乗法で結合の係数を求める手法である。（式1参照）

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \dots & \dots & x_{mn} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix}$$

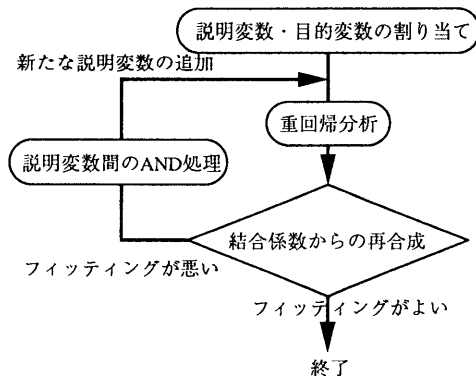
x: 説明変数    a: 結合係数    y: 目的変数

(式1) 音符がm個、楽譜情報がn個ある時の重回帰分析の式

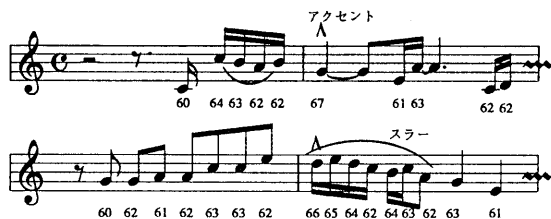
前述のように演奏表現は種々の楽譜情報からなる条件節とテンポ値・ベロシティー値を示すバリューで制御することができる。重回帰分析の説明変数に楽譜情報を、目的変数にベロシティーやテンポの観測値を与えると、結合係数が求められる。結合係数は各条件節による対象数値の変化量を表しており、そのまま演奏ルールとして用いることができる。最も簡単な例としては、アクセントを説明変数としたときの結合係数が5と算出された場合、「アクセントはベロシティーを5上昇させる」という演奏ルールが求められたことになる。バリューである演奏ルールを求めるには重回帰分析は利用効率の点で有効といえる。

しかし実際の演奏を近似するのに説明変数の線形一次結合では十分でない。もっとも問題となるのが、同じ演奏記号でも楽譜上の位置によって表現が一意に定まらないことである。この現象は人間の演奏者が同時に存在する複数の楽譜情報の影響を複合し、全体としてひとつの演奏表現を与えるためにおこる。つまり実際の演奏では、楽譜情報が単独で存在するときの演奏表現とは別に、それらを複合した新たな楽譜情報と演奏表現が頻繁に用いられていると考えられる。そこで新たに「説明変数間における論理的AND」という処理を導入した。これは重回帰分析を繰り返す際、並立する楽譜情報で論理的ANDを行い新たな説明変数

を加えてゆく処理で（図3参照）、演奏生成において楽譜情報間に生じる非線形的影響を重回帰分析で扱うことが可能になる。またAND処理でつくられた説明変数に対する結合係数は複合楽譜情報の演奏ルールである。つまり特殊な複合条件下では単独状態と全く異なる新たな演奏ルールが発見できる可能性がある。いくつかの楽譜に対して解析を行った結果、実際に複合型演奏ルールを確認することができた。4節では、図4の楽譜を手順に沿って解析しながらその顕著な例を示す。



(図3) 重回帰分析の反復処理



(図4) アクセントとスラーを含む単旋律の楽譜

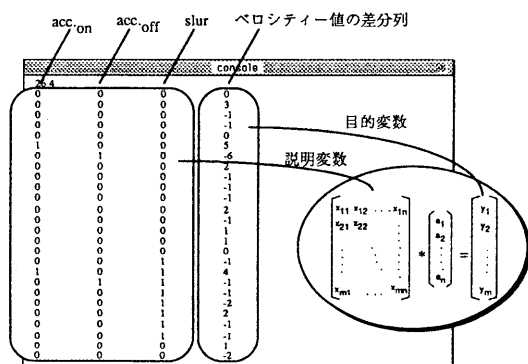
### 4. 処理の流れ

まずはじめに説明変数、目的変数を決定する必要がある。楽譜情報には様々なものがあるが、二種類に大別できる。ひとつは広域的楽譜情報（スラー・クレッシェンド・グループなど）、そして局所的楽譜情報（アクセント・ピアノ・フォルテなど）である。広域的楽譜情報については一つの楽譜情報に一

列の説明変数を用いるが、局所的楽譜情報については一つの情報△に対して△onと△offという二列の説明変数を用意する。これによって山形の局所的な変化とステップ状の変化の両方を近似することが可能になる。(図5参照) 目的変数に数値を与える際も前処理が必要になる。ペロシティーの場合もテンポの場合も解析の対象となるのは音符の推移による値の変化である。ペロシティーのオフセットは増幅機器のボリュームと等しく、テンポのオフセットは演奏開始時のテンポに等しい。前もってこのオフセットを取り除き、さらにこの数値列の差分列を目的変数として与える。このように目的変数に一回の差分を行った場合楽譜情報による変化が一次関数で近似できる(図5参照)。一次の近似で十分かどうかについては、音楽学的に研究の余地は残されている。より高次の関数で近似が必要になる場合は、差分の回数を増やせばよい。図4の楽譜を処理したものが図6になる。



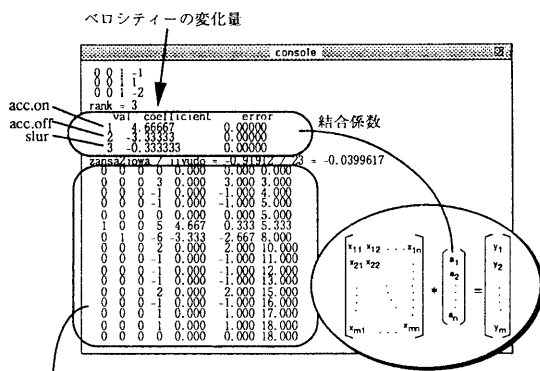
(図5) △onと△offによる演奏表現の近似



(注) acc.: アクセント  
slur: スラー

(図6) システムに与える説明変数列と目的変数列

ここで一度重回帰分析を行い結合係数を算出する(図7参照)。この係数を用いて目的変数を再合成し、観測値と比較する。十分なフィッティングが得られていない場合は(ほとんどの場合はそうであるが)、二つの説明変数の間でANDをとり新たな説明変数をマトリックスに加え、再び重回帰分析を行う。

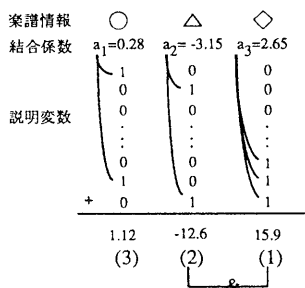


もとなつた説明変数行列と求められた結合係数で再合成を行う

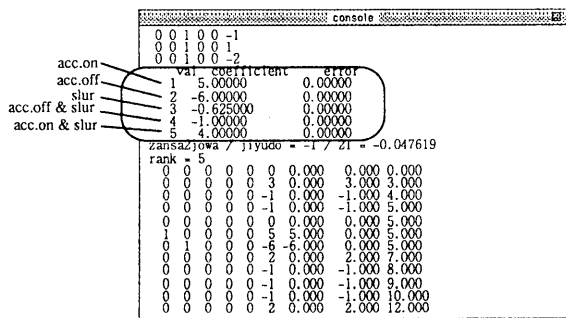
(図7) 結合係数の導出と演奏の再合成 (1回目)

ここで問題となるのが同時に三種類以上の楽譜情報が存在した場合の選択方法である。本研究では二つの方法を考察した。一つは総当たりによる探索法、もう一つは説明変数の演奏に対する影響度を調べる方法である。(図8参照)

2回目は新たに「アクセントANDスラー」という説明変数を導入して重回帰分析を行う。結果を図9に示す。さらに得られた結合係数を解析すると図10のような演奏ルールが得られる。すなわちアクセントのみで存在するときは「局所的にペロシティーを上昇させる」働きがあるが、スラーと同時に存在する場合には「以後全体的にペロシティーを上昇させる」という全く異なった働きを示すことが導き出される。



(図8) 説明変数が曲に与える影響を調べる。



(図9) 結合係数の導出と演奏の再合成 (2回目)

楽譜情報	説明変数	結合係数	演奏ルール
acc	acc.on	5.0	
	acc.off	-6.0	局所的にベロシティを上昇させる
acc & slur	acc.on & slur	4.0	
	acc.off & slur	-1.0	全体的にベロシティを向上させる

(図10) 楽譜情報の複合化による演奏ルールの変化

## 5. まとめ

本稿の提案するシステムを用いて非線形的に結合する楽譜情報に対する演奏ルールを抽出することが可能であることを示した。現在、ソナタ形式の曲などを用い、前半で学習を行い後半を再現する実験を行っている。また再現した演奏を用い聴取実験を行うなどして、このシステムの有用性についてさらに検証を加える必要がある。また音楽以外の統計処理的分野への応用も検討する。

複数の楽曲に共通するルールを抽出する、すなわち演奏ルールの一般化も興味深い。しかしAND処理は演奏ルールの特殊性を強める傾向があり、一般化には適さない。そこで重回帰分析を用いながら論理的OR処理を行うアルゴリズムも考案している。この処理に関しては、紙面の都合上、別の機会に議論を行う。

## [参考文献]

- [1] Frydon, L. and Sundberg, J.: Performance Rules for Melodies, Origine, Fonctions, Purposes, Proc. ICMC, pp.221-224 (1984).
- [2] Clynes, M.: Secrets of Life in Music, Proc. ICMC, pp.225-232 (1984).
- [3] Todd, N.: A Model of Expressive Timing in Tonal Music, Music Perception, pp.38-58 (1985).
- [4] 片寄晴弘: 音楽感性情報処理に関する研究, 大阪大学基礎工学部博士学位論文(1991).
- [5] 五十嵐滋, 彌富あかね, 小川大典, 清野桂子: PSYCHEから: フレーズ表現の多角形, 音楽構造に基づく表情付け, 自動連弾システム, 情報処理学会研究報告, Vol.95, No.19, pp. 176 (1995).
- [6] 「音楽情報処理の技術的基盤」, 平成4年度文部省科学研究総合研究 [音楽情報科学に関する総合的研究] (1993).
- [7] 片寄晴弘, 竹内好弘: 演奏解釈の音楽理論とその応用について, 情報処理学会研究報告, pp.15-22 (1994).
- [8] 小田安彦, 白川健一, 村上 豊, 梶川嘉延, 野村康雄: 演奏者情報を加味したピアノの自動演奏システムの構築~ニューラルネットワークによる局所部分に於ける演奏特徴の抽出~, 情報処理学会研究報告, Vol.95, No.46, pp. 712 (1995).
- [9] Widmer, G.: Understanding and Learning Musical Expression, Proc. ICMC, pp.268-275 (1993).