

重回帰分析を用いた演奏表現法の抽出

青 野 裕 司[†] 片 寄 晴 弘^{††} 井 口 征 士[†]

人間の演奏者が楽譜を用いて演奏を行う際には、種々の『翻訳』作業をとまなう。つまり演奏者は楽譜上に明示的・暗示的に記されてある演奏制御情報（以後、楽譜情報と呼ぶ）を発見する（楽譜情報の例として分かりやすいものではスラーや p , f などを想像していただくとよい）。そして過去の経験や教育に照らし合わせ、また想像力をめぐらせ、得られた情報に最も適切と思われる演奏表現を与えていく。ここに演奏家による個人差があるのは当然としても、一定の規則性が存在することは容易に想像される。本研究では、その規則性すなわち『演奏表現法』を重回帰分析を用いて抽出した。本研究で提案する手法は以下の3点を可能にした。(1) 楽譜中で用いられる場所が異なるため、同じ演奏記号が異なった演奏表現を生み出すことがある。この現象を再現することができる。(2) 抽出された演奏表現法が人間の演奏者に利用しやすい形態である。(3) 特定の曲に特化するだけでなく、(年代・演奏者などでグルーピングされる) 複数の曲に共通する特徴も抽出できる。これらは、同種の研究に対してしばしば問題とされ、要求されている。また本手法は音楽に限らず、論理的条件下で量を制御する問題について応用が可能である。

Extraction of Expression Parameters with Multiple Regression Analysis

YUSHI AONO,[†] HARUHIRO KATAYOSE^{††} and SEIJI INOKUCHI[†]

When musicians play music using scores, they do some kinds of "interpretation." First, they find many performance-controlling information or suggestions (i.e. score information). (For example, slurs, piano, forte and so on.) Next, they give most suitable performance to each score information using their experience, education and imagination. In fact, there are some differences between the processes of each musician. However, it is easy to say that there is some regularity in those processes. In this paper, we extract the regularity or "Expression Parameter" by using multiple regression analysis. The methods we propose make the following three points possible. (1) Same score marks and information are often performed differently because they are used at different positions in a score. This phenomena can be simulated. (2) Expression parameters extracted are easy to be utilized by human performers. (3) The methods can extract not only expression parameters of a specific piece but also parameters which are common for plural pieces (these are collected by generations or performers). We can apply the methods for the problems in the domains in which logical conditions control quantities.

1. 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2つの演奏の形態が単純に比較されう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。

ではこのような演奏における表情は、一体どのようなにして生じるのであろうか。演奏の出発点は楽譜である。楽譜はかなり明確な表記法に基づいて作成された記号列で、一般化された表記法に基づいたものである。これは一意的に演奏を定義するものではないが、演奏を制御するための条件となりうる情報が数多く含まれている。演奏者はたくさんの音楽に触れるうちに、それらの情報がいかに演奏されるべきかということを経験的に知る。また音楽教育とは、それらのことを積極的に行う場であると考えられることもできる。蓄積された知識を基に、演奏者は楽譜の『翻訳』を行う。つまり様々な思考を経て生み出された演奏表現を、楽譜上

[†] 大阪大学基礎工学部システム工学科

Faculty of Engineering Science, Osaka University

^{††} 財団法人イメージ情報科学研究所

Laboratories of Image Information Science and Technology

の情報1つ1つに与えていくのである。この読譜・楽譜の理解・知識の適用という、演奏を生成する一連の思考プロセスは、複雑であり容易に解析できるものではない。しかし現象を大局的にとらえると、演奏作業は、楽譜または楽譜を解析して得られる情報を条件節、演奏された音を実行節とした、プロダクションシステムと考えることもできる¹⁾。そして条件節と実行節をつなぐルールを用いれば、コンピュータも表情豊かな演奏を生成することが可能になると考える。そこで、楽譜と演奏を結ぶルール、すなわち「演奏表現法」を抽出し、自動演奏に利用する研究を行った。演奏表現法の抽出は、音楽情報科学においてポピュラーなテーマといえ、多くの研究がなされてきた^{2)~6)}。またそれら研究の手法や結果に対して、検討や議論も活発に行われてきた^{7),8)}。そういった議論の中で、多様な演奏表現法抽出の研究に共通して要求される問題を整理すると、以下のようになる。

(1) 同一の楽譜情報が、楽譜中の異なる場所で複数回用いられることは珍しくない。また、それら楽譜情報は同じものであるにもかかわらず、大抵の場合異なった演奏表現を与えられる。たとえば *f* (フォルテ) などはその良い例であろう。一般に *f* は力強い演奏を指示するために用いられる。しかし曲の始めの方で用いられた場合と、盛り上がりを見せる後半で用いられた場合とでは、音に与えられる物理的音量は明らかに異なる。この現象は定量的な表現法抽出には障害となる場合が多い。表現法抽出の手法には、このような現象を吸収することが求められる。

(2) 演奏表現や技法に関する知識の大部分は、音楽を聴き、また教則本をひもとくことによって得られる。ところがそれらの知識は、演奏者にとって感覚的もしくは概念的なものである場合が多い。もし演奏表現法が定量的に抽出できれば、演奏者は表現方法や技法を、より具体的に理解することができであろう。また今まで知られていなかった新たな知見を得たり、既存の知識と実際の演奏の間に差異を発見する可能性もある。こういったフィードバックは、演奏者にとって有用であると同時に、音楽学の分野からも期待されている。そのためには、抽出された表現法が人間の演奏者に理解できる形態であることが必要である。

(3) 自動演奏という視点から見ると、解析の対象を限定しそれに特殊化した解析を行う方がよい。その結果、得られる表現法は精密になり、その表現法を用いて再生成される演奏も原曲に近づく。しかし特殊化を進めると一般性を失い、特定の曲にしか適用できない解析に終わってしまう恐れがある。また演奏表現法

抽出の観点からすると、特定の曲における表現法もさることながら、年代・演奏者などでグルーピングされる複数の曲に共通する表現法を抽出することにも大きな関心が寄せられる。よって、対象曲に関する特殊性と一般性を、場合に応じてコントロールできる手法が望ましいといえる。

同種の研究で用いられるアプローチの代表的なものとして、論理に基づく学習を応用したものや⁹⁾、ニューラルネットを利用したもの¹⁰⁾があげられる。前者は、楽譜情報と演奏状態の関係を論理的に表現することによって演奏表現法を抽出するものが多い。この場合、演奏表現法はそれら2つの関係記述として求められ、(2)についてはかなりの利がある。一方、論理判断を行うためには演奏表現をいったん二値化する必要がある。ところが演奏は基本的に音量やテンポなどのバリューを制御することである。このような手法は、二値化プロセスの影響を受け実行節で誤差を生じる場合が多い。ニューラルネットは非線形的なデータの解析に強く、(1)を十分満たすことができる。しかし抽出された表現法はネットワークの結合で表現され、ここから人間に理解できる形の演奏表現法を導出することは困難である。よって人間へのフィードバックはかなり難しいと考えられ、(2)には不向きであるといえる。また、追加学習も困難である。

2. 重回帰分析の適用

2.1 演奏表現と重回帰分析¹¹⁾

本研究において演奏表現法を抽出することは1つの柱であるが、さらに抽出された表現法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

表現法抽出では入力データとして2つのものを与える。楽譜中の種々の情報が付帯した音符と、その楽譜を実際に演奏した教師データである。この2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)として演奏表現法が導かれる。未知曲の演奏は、その曲の楽譜情報付き音符に、演奏表現法を適用することで生成される。楽譜情報としては、楽譜中の演奏記号と楽曲構造を用いた。

ここで楽曲構造について簡単な説明を行う。音楽において、個々の音はそれ自身固有の意味を持つとは考えにくい。すなわち、楽譜中のある1つの音を抜き出してそれだけを演奏しても、その音に与えられた意味は明らかにならない。しかし複数の音が継続的・同時的關係に組み合わせられたとき個々の音は意味を持ち、これらの組合せによって楽曲が形成される。たとえば、和音は音の同時的關係によって形成され、旋律は音の

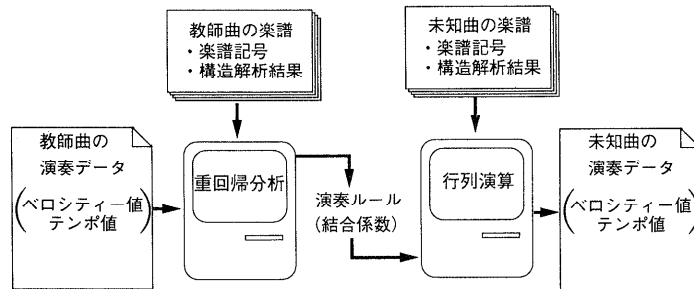


図1 演奏表現法抽出におけるデータの流れ
Fig.1 Data stream of musical performance extraction.

継続的關係によって形成される。さらに、旋律はすべての音が様に連結されているわけではなく、いくつかの音をひとまとまりとするグループに分割されている。グループを形成することは、ちょうど文章において文節の区切りや句読点を与えることに似ているといえよう。このように楽曲中の一連の音をグループ化したもの、またグループの配置や成り立ちが楽曲構造である。楽曲構造を分析する理論の研究として現在最も有力とされているものに、Lerdahl & Jackendoff のものと¹²⁾、Narmour のものがある¹³⁾。それぞれの理論に関する詳しい批評・検討は文献^{7),8)}でなされているので、参考にされたい。

音楽・演奏表現を扱うとき、それらはペロシティー値 (MIDI の規格。音量に相当する)・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、最も適当な (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。本研究では多変量解析の1つである「重回帰分析によるパラメタフィッティング」の手法を用いた。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。特性として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。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・ペロシティー値すなわち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、目的変数にペ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、そのまま演奏表現法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、「アクセントはペロシティーを5上昇させる」という演奏表現法が

求められることになる。

2.2 楽譜への適用

それでは実際に重回帰分析をどのように演奏表現法の抽出に用いたか、その方法について説明する。まず、図1はデータの流れと演奏表現法の位置付けを示している。教師曲の楽譜と演奏データから重回帰分析を経て結合係数という形で演奏表現法が導き出される。引き続き得られた表現法 (結合係数) と未知曲の楽譜の間で簡単な行列演算を行うことで、その曲の演奏データを得ることができる。このデータを用いシーケンサーを介することによって演奏を生成するに至る。なお未知曲の部分を教師曲に置き換えることも当然可能であり、教師曲がどれだけの精度で再現されるかは、この手法の良否をはかる1つの指標になる (詳しくは4章「実験と結果」を参照されたい)。続いて図2では、楽譜上の個々の音符を重回帰分析その他の処理に実際に適用する方法について説明を加えている。図2の楽譜中で各音符の上の数字はその音符の演奏時のペロシティー値を示している。テンポ値の変動に関しても同様に解析することが可能である。

3. より精緻な演奏表現抽出のために

3.1 楽譜情報と演奏表現に対する考察

説明変数には、演奏を制御するための条件となりうる楽譜情報を用いている。楽譜情報は2つの視点からとらえることができる。1つ目の視点は、楽譜上に明記されたものであるかどうかということ、もう1つは、複数の音符に影響を及ぼすものかどうかということである。

第1の視点からすると、楽譜上の演奏記号が明記されたものである。また音楽理論を用いて、楽譜を解析した結果得られる楽曲構造が、明記されていないものといえる。演奏記号は同一楽譜上では不変の情報であるが、楽曲構造は解析に用いる音楽理論の違いによって大きく変わる場合もありうる。

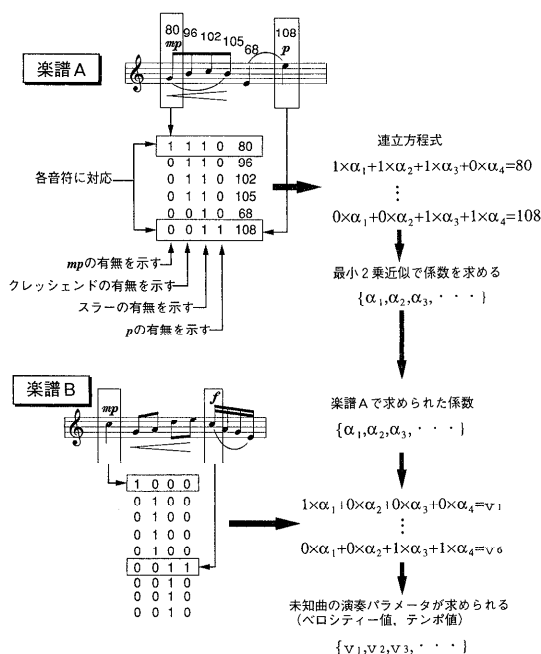


図2 重回帰分析の楽譜への応用

Fig. 2 Applying multiple regression analysis for musical scores.

第2の視点から見た場合も、2つの分類を生じる。まず複数の音符に影響を与える、もしくは複数の音符にわたって記載されてある楽譜情報を「広域アトリビュート」と呼ぶこととする。たとえばスラーやクレッシェンドなどを指す。これらはつねに広範囲にわたって徐々に演奏に変化を及ぼすという演奏の特徴がある。また単一の音符に付帯する楽譜情報や表記自体に幅のない演奏記号を「局所アトリビュート」としている。たとえばアクセントや *p*, *f* などである。この説明変数は大きく分けて3種類の演奏形態があると考えられる。付帯する音符にのみ局所的に変化を与える場合（その音符のみ大きく弾く、小さく弾くなど）と、説明変数の出現がきっかけとなって以降の演奏を全体的に変化させる場合、さらにその中間的な場合の3つである。これらを巧みに表現し分ける機構が必要になる（図3参照）。

さらに実際の楽曲では、複数の楽譜情報が同時に存在することが、頻繁に起こる。同一の楽譜情報でも場所によって異なった演奏を与えられることがあると上述したが、この現象の多くは併存する楽譜情報の違いによって引き起こされる。

このように楽譜情報の種類の違いによって、また複数の楽譜情報が影響を及ぼしあって複雑で表情豊かな演奏が実現されている。以上の特徴を十分考慮に入れ、

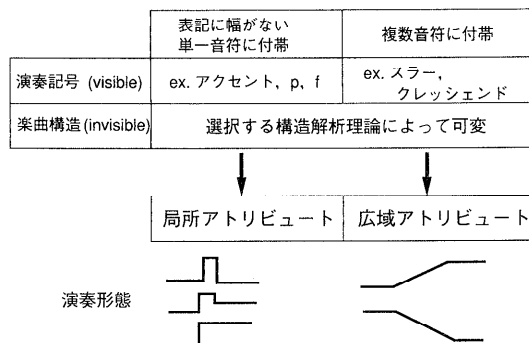


図3 楽譜情報と演奏表現

Fig. 3 Score information and musical performance.

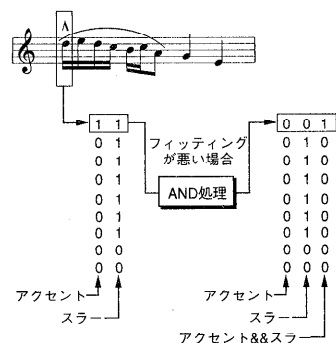


図4 楽譜情報間の論理的 AND 処理

Fig. 4 Logical AND for score information.

本研究では重回帰分析にいくつかの工夫を施した。

3.2 楽譜情報間の論理的 AND 処理

一楽曲中で同じ楽譜情報が繰返し用いられる場合、それぞれがまったく同じ演奏を生み出すとは限らない。むしろ異なった演奏をされる場合の方が多いであろう。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1つの演奏表現を与えるために起こる。最も分かりやすい例をあげると、アクセントが単独で存在する場合とスラーと同時に用いられる場合ではその表現は異なるのが自然であろう。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「楽譜情報間の論理的 AND」という処理を導入した。これは重回帰分析を行う際、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いく処理である（図4参照）。この処理によって、演奏生成において楽譜情報間に生じる非線形的影響を、基本的には線形和で現象を解析する重回帰分析で扱うことが可能になる。この処理を繰

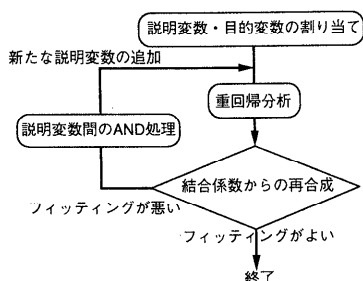


図5 論理的AND処理のイテレーション
Fig. 5 Iteration of logical AND.

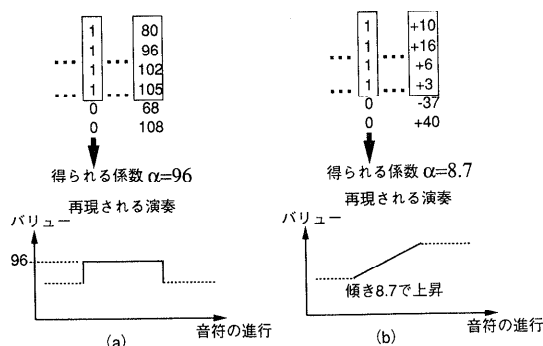


図6 演奏情報の差分化
Fig. 6 Differentiation of score information.

返し行うことにより説明変数の数は通常増加し、フィッティングの精度は高まる(図5参照)。AND処理は自動的に行われるが、その際AND結合しうる可能性のある(同時に存在する)説明変数に対してすべての組合せを試行し、最もフィッティングの向上につながる組合せを順次選択する。その結果演奏にあまり影響のない説明変数を不用意に増やすことなくフィッティングを高めることができる。また一度AND処理を行って生成された説明変数も再度別の説明変数とAND処理を行うことが可能で、より複雑な複合状態も扱うことができる。

3.3 演奏情報の差分化

上記のように並立する説明変数間でAND処理を行うためには、図4に示されるように説明変数の有無を行列中の「0」、「1」で表す必要が生じる。このとき目的変数にベロシティ値やテンポ値を直接代入した場合、広域アトリビュートの結合係数は各音符の平均値で代表される(図6(a))。これでは3.1節で述べたような広域アトリビュートの滑らかな演奏特徴を再現できない。そこで目的変数列に一度差分処理を行うこととした。この場合得られる結合係数は説明変数の微分値すなわち変化の傾きになり、この値をもって演奏

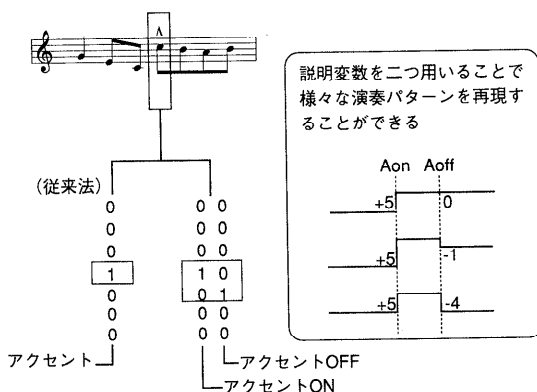


図7 局所アトリビュートの扱い
Fig. 7 Local attributes.

を再現した場合、滑らかな変化を表現することが可能になる(図6(b))。この処理は結果的に、広域アトリビュートの演奏表現形態が一次関数で近似できると仮定していることになる。

3.4 局所アトリビュートのマルチ化

前述のとおり局所アトリビュートとして扱われる楽譜情報は3種類の演奏表現を与えられる可能性がある。しかし1つの楽譜情報に行列を1列しか与えないと、ステップ状の演奏しか再現できない。そこで1つの情報 Δ に対して Δ_{on} と Δ_{off} という2列の説明変数を用意することとした。これによって山形の局所的な変化とステップ状の変化、またその中間的な変化をすべて再現することが可能になる(図7参照)。

4. 実験と結果

4.1 複合演奏表現法の抽出

人間は楽譜上同時に存在する複数の楽譜情報を複合して実際の演奏に利用していると考えられる。この作業が本手法でも実現できることを確かめるための予備実験として、アクセントとスラーを含む楽譜を用いて演奏表現法の抽出を行った。その結果、アクセントが単独で存在する場合、局所的にベロシティを上昇させるという一般的な表現法が得られた。さらにそれがスラーと同時に存在する場合は、アクセントは以後全体的にベロシティを上昇させるという、対照的な表現法を持つことが導き出された(図8参照)。

4.2 楽曲への適用

続いて実際の楽曲を用い表現法抽出を行った。最初に実験の手順と用いた楽曲について説明を行う。

教師曲として用意したのはChopin作曲の「Walzer」の提示部である。さらにこの前半部分の構造解析と演奏を音楽教諭で指揮者でもある音楽専門家に依頼し

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

図8 複合演奏表現の抽出

Fig. 8 Extraction of complex musical performances.

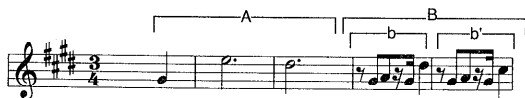


図9 楽譜の構造解析の例

Fig. 9 An example of structural analysis.

た。その解析結果と楽譜上の演奏記号を説明変数として用い、また MIDI データとして保存された演奏情報のペロシティー値とテンポ値を目的変数として用いた。以上のデータを基に重回帰分析を行い演奏表現法を抽出した。なお実験において用いた構造解析理論は、Lerdahl & Jackendoff¹²⁾の提唱する Prolongational Reduction である。この理論から導き出される二重弛緩構造は、楽曲を小さなまとまりからより大きなまとまりへと階層的にグルーピングしたものである。またそれらグループの中では重心と呼ばれる演奏において重要性の高い音符が1つ指定される(図9参照)。なお本研究では、上記の Prolongational Reduction による二重弛緩構造において、曲相が緊張から弛緩へと変化する場所を、グループの重心としている。

続いて、得られた演奏表現法を用いて実際の演奏を合成する。1つ目の実験として表現法抽出に用いたのと同じ曲をどの程度再現するかについて調べてみた。これは図1において、未知曲の代わりに教師曲を再度用いた形になる。この結果を図10、図11に示す。図中「Player」と示されてあるのが演奏を依頼した専門家の教師演奏、「System」はコンピュータが演奏表現法を用いて再合成した演奏である。ペロシティー・テンポとも推移の概形は、曲の流れを乱すことなくよく再現できているといえるであろう。特にテンポの再現において十分にフィッティングできていない部分があるのは、その箇所では説明変数となるべき楽譜情報が不足していたためと考えられる。

さらに同じ「Walzer」の提示部後半に前半部分で得られた表現法を適用した(図12)。また Mendelssohn 作曲の「In Memoriam」の前半部分にも同様の適用を行った(図13)。

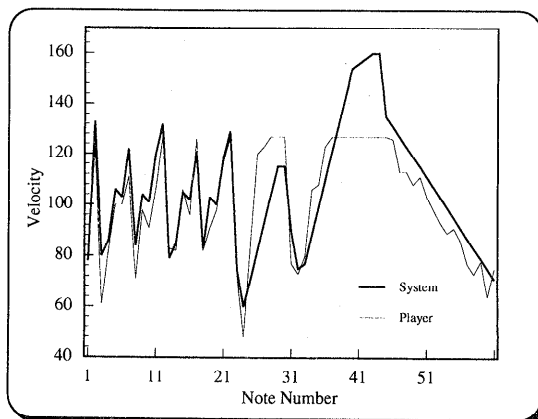


図10 Walzer 提示部前半の再合成結果 (velocity)

Fig. 10 Reproduction of first half of "Walzer" exposition (velocity).

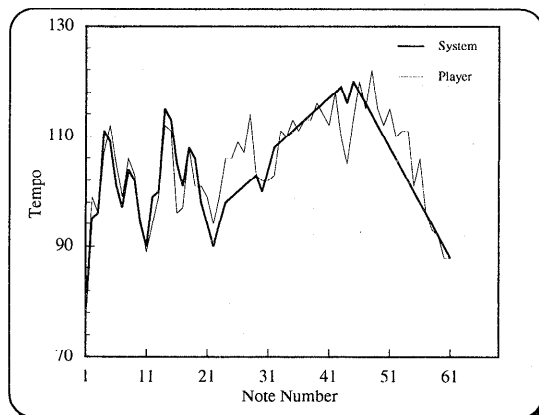


図11 Walzer 提示部前半の再合成結果 (tempo)

Fig. 11 Reproduction of first half of "Walzer" exposition (tempo).

4.3 複数曲間の共通特徴の抽出

Mozart の「K.331 ソナタ」には原典版とされるヘンレ版のほかに Ruthardt と Köhler の編集したベータース版が存在する。これら2つの楽譜では微妙に演奏が異なる。この2つのエディションを用いて、どのような楽譜情報がこの異なる演奏に最も影響を与えているかを調べる実験を行った。この実験の場合、2つの楽譜から得られる行列を縦につないで、1つの行列として解析を行う必要がある。そうすることによって、どちらの楽譜においても演奏に重大な影響を与えている説明変数には、大きな結合係数が算出されるはずである。また反対に演奏に重要でない説明変数や、2つの楽譜で相反する働きをしている説明変数には、小さな結合係数が算出されるであろう。さらに説明変数と

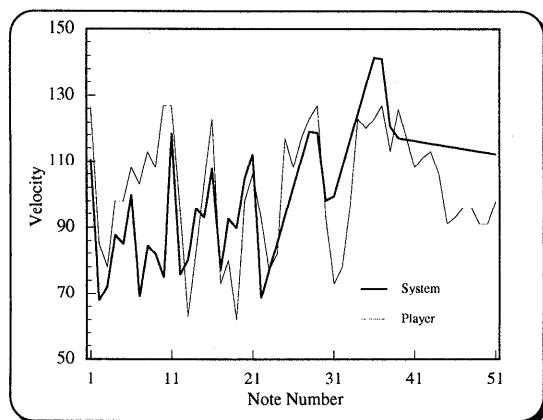


図 12 Walzer 提示部後半の再合成結果 (velocity)
Fig. 12 Reproduction of second half of "Walzer" exposition (velocity).

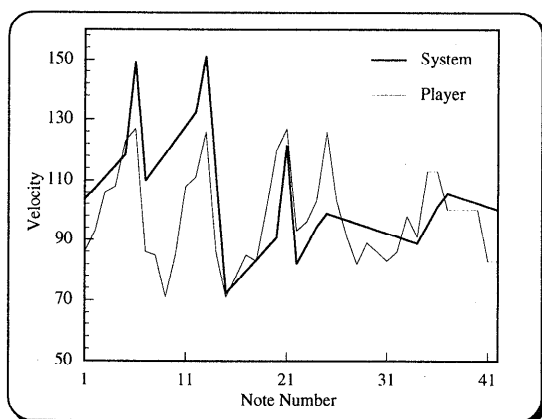


図 13 In Memoriam 前半の再合成結果
Fig. 13 Reproduction of first half of "In Memoriam".

して何を用いるかが問題になる。2つの楽譜の間では、まずスラーの位置が明らかに異なっている。また構造解析を行うと楽曲構造も異なる結果になる。そのため音符のグルーピングの仕方が異なる（図 14 参照）。そこで、「スラー」「グループスタート」「小節開始点」の3つを説明変数として用い、重回帰分析を行った。「グループスタート」とは、構造解析によって得られたグループの最初の音符を指す。小節開始点はリズム構造的に演奏に影響を与えることがよくあるので、説明変数として加えることとした。なおこの実験で用いた構造解析は Meyer が提唱する批評的分析によるものである¹⁴⁾。

実験の結果を図 15 に示す。この表から分かるとおり、スラーに比べてグループスタートは約 20 倍も大きな結合係数を得ている。スラーに比べてグルーピング



図 14 K.331 ソナタの2つのエディション
Fig. 14 Two editions of "K.331" sonata.

slur	-0.807
bar start	-3.550
group start	18.706

図 15 各説明変数に対する結合係数
Fig. 15 Coefficient for each explanation variable.

グの方が演奏により重要な影響を与えていることを意味している。小節開始点もグループスタートに比べると約 5 分の 1 程度の結合係数であり、グルーピングの影響がかなり大きいことが分かる。以上の結果から、この実験によって「グループスタートを強く演奏する」ことが両エディションに共通の演奏表現法であると結論でき、音楽学における定性的な研究を追試した結果となっている。

5. 考 察

前章で示した3つの実験について考察を行う。まず第1の実験では、本研究で解決すべき問題としてとらえてきた点のうち2つについて良好な結果を示したといえる。1つは、重回帰分析に論理的 AND という処理を導入することによって、場所によって異なる演奏が与えられる楽譜情報を解析可能にした点である。この手法は、音楽に限らず同様の現象を持つ他の分野の問題にも利用可能である。もう1つは、得られた表現法が非常に人間に分かりやすいということである。表現法は、対象となる楽譜情報がどのような演奏の変化を引き起こすのかについて、明解な数値で記述される。その変化を現象として記述したものが表現法となる。AI 学習法と比較しても、さらに分かりやすい表現法といえよう。主観的な叙述や説明が中心であった音楽教育に対して、本手法で抽出された演奏表現法は客観性のある指導を導入する1つの手段となるであろう。

第2の実験の結果に対しては、複数の音楽家から「楽譜と比較して不適当な演奏ではない」という評価

を得た。ただしその中には表現が不十分な（おとなしすぎる）もの、また強調しすぎている（オーバーな）ものも含まれるという意見も同時に得られた。自動演奏を主眼としてより芸術性の高い結果を求めた場合、ニューラルネットと比較すると劣っているといわざるをえない。しかし「In Memoriam」の演奏生成に関しては、まったく異なる曲から得た演奏表現法を用いて妥当性の高い演奏をコンピュータが自動生成を行った。これは今までの自動演奏の研究の中でも類を見ないものである。

第3の実験は、対象曲に対する特殊性を最もゆるめたケースであり、第2の実験とは正反対の利用の仕方といえる。しかしこれら2つの実験は、まさに同じ手法を用いて行われている。2つの間で異なるのはAND処理の繰返し回数である。第2の実験ではAND結合が作れなくなるまで、最大限に繰返した。逆に第3の実験では、一度もAND処理を行わず、個々の楽譜情報が持つ演奏に対する影響度を抽出した。このことは音楽の応用に幅を生じさせる。たとえば、さらに演奏表現法を蓄積することによって、自動演奏システムとしての性能を高めることが可能であろう。また、年代や作曲者・演奏者でまとめられる複数の曲の共通特徴を抽出する、複数の構造解析理論を用いて演奏に与える影響の度合を調べる、といった特殊性をゆるめた利用も考えられる。

以上の結果は楽譜情報の特徴を考慮し、それらにより適した抽出方法を工夫したために得られたといえる。この手法は他の演奏表現法の抽出法と比較して、より音楽的で応用の可能性が広い。

6. おわりに

本論文では、非線形的な現象に、重回帰分析という線形和を基本とした解析手法を適用可能にするものとして、論理AND処理が有効であることを示した。現段階においては、ベロシティとテンポを目的変数（制御対象）としている。しかし実際の演奏ではより微妙な変化を生み出すために、この2つのバリューのほかにデュレーション（音長）や一拍内でのテンポの揺らぎが働いている。今後これらの値に対しても解析を行うことが、より情緒ある演奏を生成していくうえで欠かせないであろう。

本研究では、すべてMIDI形式で表現された音楽を用いている。MIDI形式で表された音楽は、それだけでは楽曲の意図や良さ、おもしろさを完全に表現することはできず、楽譜を用いた音楽表現に大きく及ばないであろう。一方、MIDI形式の表現には楽譜に

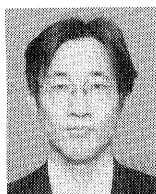
ない定量的な表現能力がある。音楽における「量」は相対的なものである場合が多いとしても、このMIDI形式の持つ定量的な部分は楽譜にはなかったものであり、楽譜による表現を補うものとして用いることによって、音楽における新たな理解の形を生み出すと考える。そのうえで、客観的で明解な演奏表現法が導出できる本手法は、音楽教育の場に利用しうると考え、今後は音楽教育関係者の意見を積極的に採り入れ、また教育における有効性に関する考察を行っていく。

参考文献

- 1) 甘利俊一, 太原育夫: 認知情報処理, オーム社 (1991).
- 2) Frydon, L. and Sundberg, J.: Performance Rules for Melodies, Origine, Finctions, Purposes, *Proc. ICMC*, pp.221-224 (1984).
- 3) Clynes, M.: Secrets of Life in Music, *Proc. ICMC*, pp.225-232 (1984).
- 4) Todd, N.: A Model of Expressive Timing in Tonal Music, *Music Perception*, pp.38-58 (1985).
- 5) Katayose, H.: Learning Performance Rules in a Music Interpretation System, *Comput. Hum.*, Vol.27, pp.31-40 (1993).
- 6) 五十嵐 滋, 彌富あかね, 小川大典, 清野桂子: PSYCHE から: フレーズ表情の多角形, 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.1-6 (1995).
- 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, Vol.94, No.71, pp.15-22 (1994).
- 8) 平賀 譲: 音楽認知研究の諸問題, 情報処理学会研究報告, Vol.94, No.48, pp.15-22 (1994).
- 9) Widmer, G.: Understanding and Learning Musical Expression, *Proc. ICMC*, pp.268-275 (1993).
- 10) 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.7-12 (1995).
- 11) 菅 民郎: 多変量解析の実践, 現代数学社 (1993).
- 12) Lerdahl, F. and Jackendoff, R.: *A Generative Theory of Tonal Music*, MIT Press (1983).
- 13) Narmour, E.: *The Analysis and Cognition of Melodic Complexity*, University of Chicago Press (1992).
- 14) Meyer, L.: *The Emotion and Meaning of Music*, University of Chicago Press (1956).

(平成8年5月31日受付)

(平成9年5月8日採録)

**青野 裕司（学生会員）**

平成 6 年大阪大学基礎工学部生物工学科卒業。平成 8 年同大学院基礎工学研究科制御工学分野修士課程修了。現在同大学院博士課程在学中。音楽情報科学の研究に従事。最近は音響信号処理による音程抽出の研究を行っている。ICMA 会員。

**片寄 晴弘（正会員）**

昭和 61 年大阪大学基礎工学部制御工学科卒業。平成 3 年同大学院博士課程修了。工学博士。同年（株）オージス総研入社。平成 4 年度より（財）イメージ情報科学研究所にて、音楽情報処理、感性情報処理の研究に従事。主任研究員。平成 9 年より、和歌山大学システム工学部助教授。平成 2 年情報処理学会学術奨励賞受賞。人工知能学会、ICMA 各会員。

**井口 征士（正会員）**

昭和 37 年大阪大学工学部電気工学科卒業。昭和 39 年同大学院修士課程卒業。昭和 40 年同大学基礎工学部制御工学科助手。昭和 44 年助教授。昭和 59 年教授（現システム工学科）兼（財）イメージ情報科学研究所研究リーダー。その間、昭和 41～42 年フランス・サクレ原子力研究所、昭和 54～55 年南カリフォルニア大画像処理研究所客員。専門はパターン計測、画像処理、音響信号処理。最近「感性情報」に興味を持つ。著書「三次元画像計測」「感性情報処理」など。電子情報通信学会、計測自動制御学会、人工知能学会、IEEE、ICMA 各会員。