重回帰分析のイタレーションによる演奏ルールの抽出と解析

石 川 修 † 片 寄 晴 $3^{\dagger\dagger}$ 井 口 征 \pm^{\dagger}

本論文では,重回帰分析を応用した手法によって,音楽演奏ルールを抽出するシステムについて述べる.説明変数の従属性を排除する形でイタレーション処理を実施することで,帰納学習法などでは実現されているアンド結合のルールを効果的に抽出できるようにし,また,クロージャなどを説明変数として扱うことにより,重回帰分析と比べて $20\% \sim 50\%$,先に提案したイタレーション処理と比べ $5\% \sim 10\%$,抽出した演奏ルールの精度が上がることが確認された.さらに,未知楽曲への適応度を扱うものとして,教師演奏データ前半で学習を行い,演奏後半についてシステムが生成したデータと教師演奏の比較を行った.また,同じ楽曲に対する 3 人の演奏から平均的なルールを抽出した結果,本手法により,フレーズ演奏表現に関するパラメータを定量的に抽出できることが確認できた.

Identification of Music Performance Rules Based on Iterated Multiple Regression Analysis

Osamu Ishikawa,†, Haruhiro Katayose†† and Seiji Inokuchi†

This paper describes a system which extracts music performance rules based on multiple regression analysis. The new iteration algorithm eliminating the dependent explanation variables contributed to capability of AND-rules extraction. Fitting rate was 20%–50% improved compared with the normal multiple regression analysis, and 5%–10% compared with our earlier algorithm. This paper shows the comparison of the human performance and the system generation using the rules extracted from the given human former-half performance. This paper also shows the extraction of average rules from multiple performances of a piece. We verified the system can extract the quantitative parameters regarding phrase expression.

1. はじめに

音楽演奏における表情付けは音楽の中でも中心的なテーマの 1 つであり,定量的な研究としては,1930 年代の名演奏における音符の時間制御の実測 1 にさかのぼることができる.1980 年代になって,計算機やMIDI が流通するようになってからは,感性に関連する情報処理の実例として,表情付けを行うシステムの研究が行われるようになった 2).その後,パソコンやインターネットが一般的に普及し,コンテンツに対する需要が高まるのにともない,ニーズに支えられた領域としても取り組まれるようになっている.

表情ある自然な演奏データを作成するには,専門的な音楽知識や技術が必要である.また,経験者が制作

する場合でも,労力がかかるため,表情ある自然な演奏を自動的に生成するシステムの構築が望まれている. 最近では,学習型のシステムが研究されるようになってきた.

人間の演奏表現を学習し,演奏を生成するという音楽解釈システムとしては,ルールベースによるアプローチ $^{3)\sim5}$,、ニューラルネットワークを用いたアプローチ $^{6),7}$,事例ベースを用いたアプローチ $^{8),9}$ などが存在する.我々は,演奏データのレンダリングだけではなく,音楽構造の解析まで含んだ音楽解釈モデルを提案し 10),その中で,重回帰分析を応用した演奏ルールの抽出 11 やコーパスを用いた構造解析スキーマの抽出に関する研究 12 に取り組んできた.重回帰分析を用いることで量的な制御変数を持った演奏ルールを抽出することができる.また,シンプルな条件節のルールが先に抽出される特徴があり,音楽教育現場での活用が期待される.

本論文はこの手法を用い,手動により得られた楽譜 データと人間の演奏情報から演奏ルールを自動的に 抽出する研究である.特に条件節すなわち重回帰分析

[†] 大阪大学大学院基礎工学研究科

Faculty of Engineering Science, Osaka University

^{††} 和歌山大学システム工学部

Faculty of Systems Engineering, Wakayama University 現在,日本テレコム株式会社

Presently with Japan Telecom Co., Ltd.

における説明変数として扱われるデータを検討し,アルゴリズムを改良することにより,我々の先行研究と比べ,音量に関して約 10%,テンポに関して約 5%のフィッティング精度の向上が見られるようになったことを報告する.以下,2章では,音楽解釈モデルと重回帰分析を利用した先行研究の概要,3章で,改良したアルゴリズムと説明変数として与える音楽データの見直し,4章では実験を扱う.

2. 音楽解釈モデルと重回帰分析による演奏ルールの抽出

2.1 音楽解釈モデル

情緒あふれる演奏を生成するコンピュータシステムは、研究が始まった当初は感性情報処理の実例として、大きな注目を集めた.しかしながら、その演奏例は、人間の初心者に見られる稚拙さとは異なる不自然さを表出するものであったり、適応できる範囲が不明確なことが問題視されてきた¹⁰⁾.以下に音楽解釈システム構築における課題を整理する.

(1) 演奏表現の要素

人間は音符列や演奏記号といった楽譜上に明示されている情報をもとに演奏生成を行っているが,フレーズなど明示的に楽譜に記載されていない情報に対しても,自然な演奏表現を行う.表情ある演奏を生成するためには,このような演奏生成の要素(表現要素)となる情報をどれだけシステムに与えられるか,あるいは解析の対象になるかが問われる.

(2) 演奏の非線形性

人間は同一の演奏記号でも場所によって異なった表現を行うことがある.むしろ異なった表現を行う場合が多い(演奏の非線形性).従来のシステムでは,同一の演奏記号に同一の演奏表現を与えていた,すなわち線形性,単調増加性を暗黙のうちに仮定してきたため,不自然な演奏を生成することが多い.まずはこのような現象の起こる原因を明らかにし,その問題を最小限にする手法を用いる必要がある.

(3) フレーズ表現

表現要素の中でもフレーズは特に重要である.音楽の構造を理解するうえでフレーズ分析が最も重要だという専門書も多い.従来の音楽解釈システムにおける不自然さは,小節線のみに基づいたフレーズ分け,画一的なフレーズ表現による部分が多い.問題を解決するには,適切なフレーズ解析と様々なフレーズ表現があるという前提のもとに解釈モデルを考えるべきである.

(4) 演奏表現法の定量化

演奏表現や技法に関する知識は,感覚的・概念的なも

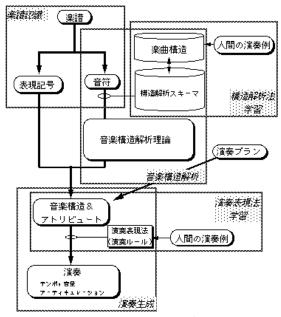


図1 音楽解釈の計算機モデル

Fig. 1 Computational model of music interpretation.

のであることが多い,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期待される.また,既存の知識と実際の演奏との間での差異を発見する可能性もある.このような演奏者や音楽学におけるフィードバックを行うためには,抽出された演奏ルールが直感的に分かりやすいものであることが望まれる.

これらの事項に加え,構造解析や演奏プランといった事項を考慮して構築している音楽解釈の計算機モデルを図1に示す.

2.2 重回帰分析を利用した演奏ルールの抽出

演奏ルールの抽出を行うシステムの構成例を図2に示す・システムには、学習データとして、教師楽譜と演奏事例が与えられる・この際、システムのパフォーマンスは、得られたルールを適用することによって、演奏事例がどの程度再現できるかのフィッティング精度、未知楽譜に対して、どの程度の演奏を生成できるかの測定が行われる・

重回帰分析を用いる場合,楽譜に記載された表現記号と楽譜データを解析することによって得られる楽曲構造(表現要素)を説明変数とし,実測された演奏情報(音量,テンポ,音長比)を目的変数として,その間にどのような関係があるのかを数値解析的に分析する.重回帰分析では目的変数が説明変数の線形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の計算を行う¹³⁾.結合係数の絶対値が大きな

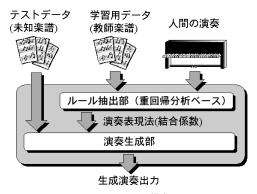


図 2 システム構成

Fig. 2 System configuration.

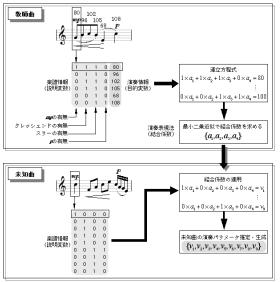


図3 重回帰分析の楽曲への適用

Fig. 3 Applying multiple regression analysis.

場合は,説明変数の重要度が高いと評価される.説明変数としては,個々の音符における表現要素の有無を「0」、「1」で表す.図3に目的変数が音量(Velocity)のときの計算例を示す.

重回帰分析によって得られた結合係数と未知楽譜の 説明変数行列との間で簡単な行列計算を行うことで, その未知楽譜における演奏情報が生成される.

2.3 論理的 AND 処理

同じ表現要素が一楽曲中で繰り返し演奏される場合, そのそれぞれがまったく同じように表現されるとは限らない.異なった表現がなされる場合も少なくない. この現象は演奏者が解釈の過程で同時に存在する複数の表現要素の影響を複合し,全体として1つの演奏表現を与えるために起こるものと仮定する.たとえば,アクセントが単独で存在する場合とスラーと同時に用

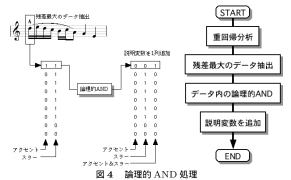


Fig. 4 Logical AND processing.

いられている場合に演奏表現の違いがあるのは表現要素が複合的に影響していることから起こるものと考える.このような仮定のもと「論理的 AND 処理」という処理を導入する.重回帰分析を行う際に,並立する楽譜情報で論理的 AND をとり,新たな説明変数を加えていく処理である(図4参照).

先ほどの例として,アクセントとスラーの説明変数 があるとする.それぞれ単独の説明変数として使用し, フィッティング精度が悪い場合,残差最大の音符(最 も再現性が外れた音符)を抽出する.この例の場合, アクセントとスラーが同時に用いられている音符が 抽出されたとする.次にその音符に関しアクセントと スラーの論理的 AND を行い、アクセント&スラーの 説明変数を新たに加えて,重回帰分析を行う.実際の 楽譜情報は様々な論理的 AND をとりうる可能性があ るため, AND 結合しうる(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 ング精度の向上につながる組合せを選択する.この処 理を目標の値に達するまで、あるいは、ユーザの指定 する繰返し回数を指定してイタレーション(繰返し処 理)を実施することによって,表現要素から演奏デー タを生成する非線形的影響を重回帰分析で取り扱うこ とを可能とした.副次的にルールの一般性と当該楽曲 の再現性のどちらを優先して演奏ルールを抽出するか をユーザが設定できるようになった.

2.4 先行研究の課題と対処

先行研究では,重回帰分析による論理的 AND ルールの抽出,目的に応じて演奏ルール抽出プロセスの制御が可能となっていた.その一方で生成された演奏事例については,必ずしも良好といえない結果が得られることがあった.この要因としては,1)入力する表現要素の不足から微細な演奏表現が生成できないというケース,2)説明変数,すなわち,表現要素に独立性が弱い場合,論理的 AND 処理によってフィッティング



Fig. 5 Phrase on prolongational reduction.

精度が改善されない,むしろ悪化するケースが確認された.これは,論理的 AND 処理により説明変数が増え重相関係数が上がる一方,説明変数間の独立性が保証できなくなるために起こる現象である.そこで,表現要素の見直し,論理的 AND 処理を実施する際のアルゴリムの改良を行う.さらに,より精緻な演奏データの生成を目指して,演奏情報として,音量,テンポ,音長比を制御パラメータとして扱うことにした.ここでいう音量は MIDI ベロシティ値,テンポは音符間における四分音符の1分間あたりの拍数,音長比は音が発音された時刻から消失する時刻までの長さと楽譜上の音符の音価との比率として表される.次章では具体的な処理について述べる.

3. 本論文での提案

3.1 表現要素

楽曲構造解析の有力理論としては,Lerdahlと Jackendoff の理論¹⁴⁾と Narmour の理論¹⁵⁾がある.ここでは,Lerdahlと Jackendoff の提唱した延長的還元(Prolongational Reduction)により導き出される緊張—弛緩の木構造をフレーズ構造として与えることにした.フレーズ表現においては,フレーズ中の重心と呼ばれる重要性の高い音符に向かってテンポや音量の制御がなされることが多い.そのことから延長的還元解析おけるブランチ(枝)の出るレベルを,重心の重要度として,表現要素の1つに組み込んだ(図5参照).

先行研究では表現要素として演奏記号,LerdahlとJackendoffの楽曲構造のみを用いた.単純に表現要素を増やすという目的では,たとえば各音の音価,音高そのものも対象にすれば,当該楽曲に対するフィッティング精度は向上するが,ルールとして一般的なものは得られない.ここでは,Narmourの音楽構造解析理論,ゲシュタルト的な要因を表現要素として加えることにした.Narmourの理論としては,暗意-実現モデルの流れを汲むクロージャ(区切り,停止,閉鎖)理論を用いた.クロージャ理論とは,旋律の流れの中で暗意された音符がどのように実現されているかを分析したものである.その情報は演奏にも投影されると考えられる.音程,音長比におけるクロージャの基本形が3つ存在し,クロージャのある音符は重要な意味を



含むことから計 6 つのクロージャを用いた(図 6, 4章 表 1 参照).

ゲシュタルト的な要因として,人間がある一定の規則(旋律の上昇・下降,旋律の近接など)に則った音符のまとまりをグループとして知覚,認識することから,これらについても表現要素として扱うことにした.

3.2 変数減少法による説明変数選択

重回帰分析では,説明変数の個数が増加するにつれ, その重相関係数が単調に増加するという性質がある. 単純には,説明変数の個数を増加させることによって, フィッティング精度を高めることができる.しかしな がら,各変数どうしの相関が高い場合,抽出された結 合係数の影響関係すなわちプラスとマイナスの値が逆 転することがあり,望ましい結果が得られないことが ある(多重共線性問題).そこで,個々の説明変数が実 際に回帰に関与しているかどうかその妥当性を調べ、 説明変数の選択を行う「変数減少法」と呼ばれる処理 を導入した.この処理では,まず説明変数を1つずつ 抜き出し,残った説明変数による重回帰分析のフィッ ティング精度を求め,増加した変数を削除対象とする. その削除対象変数の中でフィッティング精度が最も増 加した変数を削除する.この試行を繰り返し,削除対 象がなくなるまで行う.変数減少法には赤池らの手法 など複数の手法を検討した結果,上述の処理が最も優 れた結果であったので採用した.この処理により,説 明変数間における多重共線性が解消され,結果的に抽 出したルールの信頼性が向上する.

3.3 イタレーションアルゴリズム

先行研究の論理的 AND 処理と変数減少法を組み合わせたアルゴリズムを図7に示す.まず,論理的 AND 処理を繰り返し行うことで説明変数を増加させ,非線形的影響を取り除くとともに重相関係数を向上させる.次に変数減少法により説明変数全体の中で回帰に寄与しない変数を除外し,演奏表現法抽出に適した説明変数を選択する.

イタレーションでの判定基準については,人間の実演奏とシステム生成演奏間の相関係数や残差誤差などが考えられる.相関係数を基準とする場合,最も高い相関を持つ結果がフィッティング精度が最も高いものとなる.残差誤差を基準とする場合,誤差の最小な結果がフィッティング精度最良となる.予備実験として,

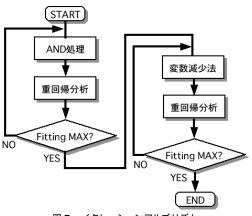


図 7 イタレーションアルゴリズム Fig. 7 Iteration algorithm.

イタレーション判定基準としてどちらが有効かを調べたところ,イタレーションを実施して再現した演奏の数値データ,聴覚上の印象の双方で,相関係数を用いた方が良好な結果が得られた.

論理的 AND 処理と変数減少法の処理順序については,先に論理的 AND を行い,次に変数減少法を行う順序の方が抽出精度が高いことが確認された.表現要素と演奏データの過不足およびその従属関係が完全に把握されていないので現段階ではその一般性は保証できないが,この順序の方が結果的に意味のある説明変数を確保できるものと考えている.

以下,イタレーションの判定基準には,相関係数,イタレーションの処理順序としては,先に論理的 AND を行い,次に変数減少法を行う順序での実験結果について述べる.

4. 実験と結果

4.1 アルゴリズムの評価

教師曲としてショパン作曲の「ワルツ作品 64-2」の 冒頭 33 小節を用意した.人間の実演奏は演奏データ 集を用いており,音量,テンポ,音長比を入力とした. また,表現要素として表1に示す21変数を入力とした.この中で単音に付加される表現要素については,ON(開始),OFF(終了)を用意した.また,音楽構造解析は専門家によってもその解析結果が違うことから,複数の解析結果を用意し,その中から最もフィッティング精度の良いものを選ぶものとした.本実験では音楽理論家である竹内の解析結果を採用した.フィッティング精度を表2に示す.

次に演奏データ上での比較として,音量,テンポ, 関する教師演奏データと再現演奏データを図8,図9 に示す.この図からも新しいアルゴリムが音量,テン

表 1 解析用表現要素

Table 1 Performance rendering source.

演奏記号	1)スラー		
	2) クレッシェンド		
	3) デクレッシェンド		
		4) グループ開始ON	
音楽構造解析理論		5) グループ開始OFF	
	Lerdahl‰lackendoff 延長的選元	6)緊張部(アナクルーズ)	
		7)弛緩部(デジナンス)	
		8)重心ON	
		9)重心OFF	
	Lerdah1‰Jackendoff 拍節構造	10) 1拍目	
		11)2抽目	
		12) 3拍目	
	Narmour クロージャ理論	13) 音程P (進行)	
		14) 音程D (重複)	
		15) 音程R (反転)	
		16) 音長P (進行)	
		17) 音長D (重複)	
		18) 音長R (逆進行)	
	19) 近接系		
音楽的ゲシュタルト	20) 上昇系		
	21) 下降系		

表 2 演奏表現法の抽出結果(相関係数)

Table 2 Result of performance rules extraction (correlation coefficient).

	音量	テンポ	音長	
重回帰分析	0.655	0.273	0.813	
論理的AND処理	0.761	0.705	0.923	
変数減少法	0.748	0.655	0.813	
イタレーション アルゴリズム	0.867	0.757	0.924	

ポともに推移の概形は曲の流れを乱すことなく,実演奏に類似した演奏を再現することが確認される.加えて,図 10 に音長比に関する解析例を示す.プロットしたデータが直線に並んでおり,フィッティング精度が高いことが確認される.

本システムが他の様式,作曲者の楽曲についても対応できるか調べるため,表3に示す楽曲についても同様に教師演奏の再現を行った.表3において楽曲によって説明変数の数が異なるのは,その楽曲に使われている表現要素が異なるからである.抽出精度の結果を表4に示す.表4において,括弧は左が論理的AND処理の適用音符数(曲中の非線形的影響のある音符数),右が変数減少法の除外変数の数(楽譜情報間で寄与しなかった変数の数)を示しており,その個数により非線形的影響・多重共線性の影響が分かる.全般的に音量,テンポ,音長比ともに相関係数は高く,教師演奏の再現性が高いことが確認できる.

4.2 適応性の評価

音楽解釈システムの最終的な目標は,未知曲に対し

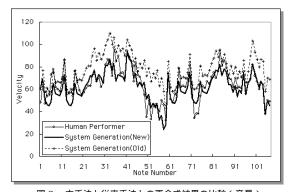


図8 本手法と従来手法との再合成結果の比較(音量) Fig.8 Comparison of synthesis result (velocity).

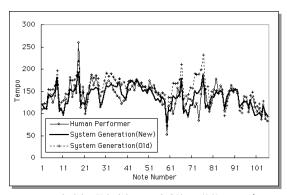


図 9 本手法と従来手法との再合成結果の比較 (テンポ) Fig. 9 Comparison of synthesis result (tempo).

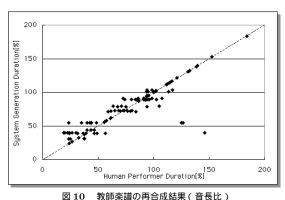


図 10 教師栄譜の持言成結果(盲長氏) Fig. 10 Re-synthesis of given performance (duration ratio).

てどこまで適応できるかである.しかしながら,その 判定は人間の主観に委ねられるものであり,コンクールの実施を待たなければならない.ここでは,ショパン作曲「ワルツ作品 64-2」を前半部(1 小節~17 小節),後半部(18 小節~33 小節)に分け,前半部で学習を行い,抽出された演奏表現法を後半部(未知部分)に適用した.この方法では,後半の教師演奏をリ

表3 解析に用いた楽曲

Table 3 Music pieces for experiments.

楽曲名	作曲者	拍子	音符数	説明変数
華麗なるワルツ(53小節~68小節)	ショパン	3/4	47	19
ワルツ作品69-2(冒頭33小節)	ショパン	3/4	130	20
ワルツ作品70-2(冒頭21小節)	ショパン	3/4	96	19
プレリュード作品28-7(全17小節)	ショパン	3/4	48	21
マズルカ7-1(冒頭24小節)	ショパン	3/4	49	21
マズルカ67-3 (冒頭17小節)	ショパン	3/4	62	21
軍隊ポロネーズ(冒頭8小節)	ショパン	3/4	54	20
英雄ポロネーズ(17小節~29小節)	ショパン	3/4	113	20
ワルツ作品39-10 (全32小節)	ブラームス	3/4	145	21
子供のためのアルバム第21曲(冒頭20小節)	シューマン	4/4	76	24
ピアノソナタ作品49-1(35小節〜66小節)	ベートーベン	2/4	136	26
春の歌(冒頭15小節)	メンデルスゾーン	2/4	49	23

表 4 演奏表現法の抽出結果(相関係数)

Table 4 Result of performance rules extraction (correlation coefficient).

楽曲名	音量	テンポ	音長
華麗なるワルツ	0.988 (14, 2)	0.949 (9, 3)	0.906 (12, 1)
ワルツ作品69-2	0.924 (30, 6)	0.702 (26, 7)	0.902 (29, 1)
ワルツ作品70-2	0.853 (37, 7)	0.572 (26, 15)	0.867 (35, 1)
ブレリュード作品28-7	0.974 (7, 6)	0.905 (2, 8)	0.979 (13, 1)
マズルカ7-1	0.897 (6, 5)	0.902 (9, 6)	0.915 (5, 2)
マズルカ67-3	0.957 (13, 8)	0.725 (6, 5)	0.893 (21, 0)
軍隊ポロネーズ	0.770 (3, 6)	0.910 (5, 4)	0.940 (11, 1)
英雄ポロネーズ	0.619 (33, 16)	0.821 (38, 11)	0.885 (36, 1)
ワルツ作品39-10	0.764 (12, 12)	0.781 (2, 9)	0.790 (18, 1)
子供のためのアルバム第21曲	0.944 (15, 8)	0.875 (19, 8)	0.886 (27, 0)
ピアノソナタ作品49-1	0.871 (35, 6)	0.810 (24, 6)	0.853 (38, 0)
春の歌	0.919 (5, 4)	0.894 (5, 5)	0.974 (11, 1)
相関係数平均値	0.873	0.816	0.901

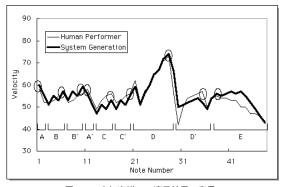


図 11 未知楽譜への適用結果(音量)

Fig. 11 Applying to first-given score (velocity).

ファレンスとして用いる.図11に音量に関するシステムの出力を示す.なお,重心に対しては 印で与えている.

未知楽譜に対する人間の演奏とシステムの生成演奏との音量,テンポ,音長比に関する相関係数はそれぞれ0.858,0.814,0.859と高い値が得られた.さらに,音楽的なフィッティングという観点から検討を行う.

(1) 音楽的抑揚の評価

演奏表現には音量の強弱,テンポの緩急が重要であ

る.評価の基準として抑揚度を導入することにした.抑揚度とは基準値と予測値との抑揚(増減)の一致度として定義する.基準データ $x_i(i=1,2,\dots,n)$,予測データ y_i とすると抑揚度 m_{xy} は以下の式で表される $(0 \le m_{xy} \le 1)$.

$$m_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} d(x_i, y_i)}{n-1}$$
$$d(x_i, y_i) = \begin{cases} 1 & (x_{i+1} - x_i)(y_{i+1} - y_i) \ge 0\\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

 m_{xy} が 1 に近いほど , 抑揚が表現されていると判定される . 未知楽譜に対する人間の演奏とシステムの生成演奏との音量 , テンポ , 音長比に関する抑揚度は , それぞれ 0.830 , 0.724 , 0.983 と高い値が得られた .

(2) 音楽的抑揚の評価

システムの生成演奏をフレージングルールにおける視点から評価する.フレージングルールに関する定義や方法はいくつかの見解があるが,竹内は「フレージングとは,グループあるいはフレーズを聞き手がより的確に認識できるように演奏表現を行うことである」と定義し,以下の基本原則をあげている¹⁶⁾.

- (1) フレーズの頂点やグループの重心に向かって, 音量は次第に増加し,それ以後は次第に減少する.
- (2) フレーズの頂点やグループの重心に向かって, テンポは次第に加速し,それ以後は次第に減速 する.
- (3) フレーズやグループの開始は強勢によって明確 に表現される.
- (4) フレージングにあたっては,すべての拍節を演奏アクセントによって強調しない.

図 11 において,括弧はグループ構造, はグループ内の重心であり,演奏表現法抽出の際の説明変数として与えている.まず,人間の演奏データではグループ内においておおよそ山型のグラフとなっており,フレージング基本原則(1)があてはまる.ただし,グループ B,B',C,C'に関しては重心がグループの最後にあるため音量が増加している.システムの生成演奏も同様の山型のグラフとなっていることが確認される.しかしながら,グループ B',A'では重心位置は強調されているがその音量にズレが見られ,グループ D'においてもズレが観測された.この原因として,表現要素にさらにおおきなまとまりであるフレーズを加えていなかったことが考えられる.結果として重心位置のズレが見られたが,全体としてフレーズの基本原

表 5 抽出された演奏表現法(音量,テンポ)

Table 5 Extracted performance rules (velocity, tempo).

説明変数	音量	テンポ	説明変数	音量	テンポ
1)スラー	+4.87	+18.97	12) 3拍目	-0.13	+9.48
2) クレッシェンド	-0.65	-1.46	13) 音程P (進行)	-6.46	-7.99
3)デクレッシェンド	+0.48	-6.57	14) 音程D (重複)	-1.33	-23.38
4) グループ開始ON	+0.79	+18.56	15) 音程R (反転)	-2.51	+25.13
5) グルー ブ開始OFF	-3.44	+15.71	16) 音長P (進行)	+4.06	-10.82
6)緊張部	+2.98	-10.58	17) 音長D (重複)	-0.36	-0.75
7)弛緩部	-1.98	-27.19	18) 音長R (逆進行)	+3.56	-20.85
8) 重心ON	+8.22	+16.56	19) 近接系	-0.72	+9.62
9)重心OFF	-1.88	+18.57	20) 上昇系	-1.88	-11.73
10) 1拍目	-3.10	+8.20	21)下降系	-1.86	-2.50
11) 2拍目	+1.97	+12.40			

則に則した演奏が生成できたといえる.

4.3 演奏表現法の妥当性

次に,3人の演奏家による演奏を同時に解析した例を示す.この事例では個々の演奏表現法における個人性が排除され,演奏家に共通して与えられている演奏表現法が平均的に算出されると予想される.教師曲としてショパン作曲の「ワルツ作品64-2」の冒頭33小節を用いた.結果を表5に示す.この表における音量はベロシティの増減,テンポは四分音符の1分間あたりの拍数の増減である.

この結果をフレージングの基本原則から考察する. まずフレージング基本原則(1),(2)に関して,音量 に関しては変数 6(緊張部)ではベロシティを 2.98 ず つ増加させ,変数7(弛緩部)ではベロシティを1.98 ずつ減少させるという演奏表現ルールが抽出された. テンポに関しては,弛緩部ではテンポを27.19ずつ減 速させるという結果が得られた.しかし,緊張部では 加速するはずのテンポを減速させるというフレージン グの基本原則に反した結果も得られた.また,変数8 (重心 ON)ではベロシティを 8.22, テンポを 16.56 増加させるという結果が得られ,重心位置を強調する という演奏表現法が抽出されたことになる.また基本 原則(3)に関して,変数4(グループ開始ON)では ベロシティを 0.79 増加させるという結果となり,少 しではあるが,グループの開始は強勢するという結果 が得られた.基本原則(4)に関して,1拍目-3.10,2 拍目+1.97,3拍目-0.13と小さな値となり,拍節を 強調しないという結果が得られた.また,変数4~9 のフレーズに関する変数では、比較的高い数値が得ら れた.これは演奏においてフレーズ構造が重要である ことを示す.

以上より,本手法によって定量的に抽出された演奏 表現法は,音楽学で今まで研究されてきた定性的なフ レージングルールをほぼ支持する結果が得られた.

5. おわりに

本論文では音楽解釈システムを構築するうえで課題とされている 1)表現要素の選択,2)演奏の非線形性,3)フレーズ表現,4)演奏表現法に関する分かりやすいルールの抽出を行うものとして,重回帰分析を応用した手法について述べた.我々の先行研究からの改善という意味では「、変数減少法」を考慮した論理的 AND 処理のイタレーションアルゴリムと表現要素となる音楽情報の見直しがあげられる.これにより, $5\% \sim 10\%$ のパフォーマンスの向上が確認された.

2番目,3番目の実験では教師楽譜の再現演奏,未知楽譜の生成演奏ともにフレージングルールに基づいた表現が定量的に解析された.生成された演奏データには,部分的にフィッティングできていない箇所も見られたが,フレージング基本原則の視点から演奏表現は適切であったためか,大きな違和感を感じさせるものではなかった.

現段階において,本手法はメロディに対する音量,テンポ,音長比を制御対象としている.今後の課題としては伴奏パート,ペダルなどに対しても解析を行い,さらにそれらの相互関係を考慮した処理の実現が求められる.加えて,演奏デザイン支援システムとしての仕様に関連し,作曲者や演奏者,様式など付加的な情報を選択的に与えることのできる枠組みを整備していく予定である.

演奏の良し悪しは単純に評価されるものではない. その中で本論文では,教師演奏後半をリファレンスと して評価する手法を示した.今後は,現在,検討が進 みつつある表情付けコンクールでの評価も進めていき たい.

参考文献

- Seashore, C.E.: In Search of Beauty in Music, Ronald, New York (1938).
- 2) 片寄晴弘:「音楽情報処理」マルチメディア情報学4巻,文字と音の情報処理,pp.163-236,岩波書店(1999).
- Katayose, H., Fukuoka, T. and Inokuchi, S.: Expression Extraction in Virtuoso Music Performances, *Proc. Intl. Conf. on Pattern Recognition*, pp.780–784 (1990).
- 4) Widmer, G.: Learning Expressive Performance: The Structure-Level Approach, *Journal of New Music Research*, Vol.25, pp.179–205 (1996).
- 5) 平賀瑠美: 演奏の表情付け, コンピュータと音楽 の世界, bit 別冊, pp.270-282, 共立出版 (1998).

- Bresin, R., De Poli, G. and Vidolin, A.: Symbolic and subsymbolic rules system for real time score performance, *Proc. ICMC*, pp.211– 218 (1992).
- 7) 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.10,pp.7-12 (1995).
- 8) Arcos, J.L., Mantaras, R.L. and Serra, X.: Saxex: A Case based Reasoning System for Generationg Expressive Musical Performance, *Proc. ICMC*, pp.329–336 (1997).
- 9) 鈴木泰山, 徳永健伸, 田中穂積: 事例に基づく 演奏表情の生成,情報処理学会論文誌, Vol.41, No.4, pp.1134-1145 (2000).
- 10) 片寄晴弘,上符裕一,松尾聡子,井口征士:音楽認知の計算モデル—2つのアプローチ,情報処理学会研究報告, Vol.98, No.25, pp.51–58 (1998).
- 11) 青野裕司,片寄晴弘,井口征士:重回帰分析を 用いた演奏表現法の抽出,情報処理学会論文誌, Vol.38, No.7, pp.1473-1481 (1997).
- Uwabu, Y., Katayose, H. and Inokuchi, S.: A Structural Analysis Tool for Expressive Performance, *Proc. ICMC*, pp.121–124 (1997).
- 13) 柳井晴夫, 高木廣文(編著): 多変量解析ハンド ブック, 現代数学社 (1986).
- Lerdahl, F. and Jackendoff, R.: A Generative Theory of Tonal Music, MIT Press (1983).
- 15) Narmour, E.: The Analysis and Cognition of Basic Melodic Structure, University of Chicago Press (1990).
- 16) 竹内好宏: 認知的視点による演奏解釈の研究,兵庫教育大学修士論文(1994).

(平成 13 年 6 月 15 日受付) (平成 13 年 12 月 18 日採録)



に従事.

石川 修(学生会員)

平成 11 年大阪大学基礎工学部システム工学科卒業 . 平成 13 年同大学院基礎工学研究科システム人間系修士課程修了 . 同年日本テレコム(株)入社 . 在学中,音楽情報科学の研究



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 . 平 成 9 年度より,和歌山大学システ ム工学部助教授 . 音楽情報処理,

感性情報処理,インタラクティブアート制作の研究に従事.平成 2 年情報処理学会学術奨励賞受賞.電子情報通信学会,人工知能学会,ICMA 各会員.科学技術振興事業団さきがけ 21 研究員.http://www.sys.wakayama-u.ac.jp/~katayose/



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修了.昭和 40 年大阪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(現大学院

基礎工学研究科システム人間系). 平成 10 年より(財) イメージ情報科学研究所関西研究センター所長兼任. その間,昭和 41~42 年フランス・サクレー原子力研究所,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,感性情報.著書「三次元画像計測」「感性情報処理」等.電子情報通信学会,計測自動制御学会,システム制御情報学会,IEEE Computer Society,ICMA 各会員.