

**音楽感性空間を用いた非線形処理による
曲印象や演奏者情報の自動抽出に関する検討**
○坂本 崇 波多 正臣 藤井 敬三 梶川 嘉延 野村 康雄
関西大学工学部電子工学科

1.はじめに

我々はこれまで、特定演奏者の個性や弾き癖を捉えたピアノの自動演奏システムの構築をエキスパートシステムやニューラルネットワークと呼ばれる手法を用いて行ってきた⁽¹⁾。本稿では、ピアノ演奏者が曲の印象や雰囲気に応じて奏法を変えて演奏を行う、といったプロセスを自動演奏システムにも反映させるため、実際の演奏データに関して聴取実験を行い、さらに、これまで行ってきた線形処理⁽²⁾から非線形処理に拡張し、システムにとって未知である楽曲にも自動的にその曲印象を判別する手法について述べ、さらにその実験結果についても述べるとする。

2.演奏者情報

実際のピアノ演奏から得られるMIDI情報を我々は特に“演奏者情報”と呼んでいる。現在用いている演奏者情報はTable 1の如くである。特に、演奏者の特徴を抽出する際に必要なパラメータは、Velocity, Step Time, Gate Timeの3種類である。

Table 1 Information of player's performance.

Velocity	:鍵盤を押さえる強弱
Step Time	:鍵盤を押さえる絶対的位置
Gate Time	:鍵盤を押さえる絶対的位置
Tempo	:曲の流れる速さ

Tempoに関しては、隣接する2音符から式(1)で計算される。単位は[四分音符/分]である。一般的に主旋律*i*番目の音符のテンポを計算する場合、

$$Tempo_i = \frac{120 \times 480}{(Step_{i+1} - Step_i) \times (length_i / 4)} \quad (1)$$

と考える。式(1)における120はMIDIデータ収録時のシーケンサ側のテンポ、480はシーケンサの分解能、4は単位の基準値である4分音符、Stepはステップタイム値、lengthは何分音符かを示す。このパラメータを用いることにより、音符の種類

A study on automatic sampling of tunes' impression and player's characteristic using musical sensitivity space by non-linear processing.

Takashi Sakamoto, Masaomi Hata, Keizou Fujii, Yoshinobu Kajikawa, Yasuo Nomura
Department of Electronics, Faculty of Engineering,
Kansai University
3-3-35, Yamate-cho, Suita-shi, Osaka, 564, Japan

を問わず、曲の流れる速さを直感的に把握することができる。

3.自動演奏システムの構成

Fig.1に自動演奏システムの概略図を示す。本システムでは、特定演奏者の個性や特徴を自動的に抽出するため、現在エキスパートシステムやニューラルネットワークといった手法を用いている(演奏データ生成部)。まず、特定演奏者による数曲の演奏MIDIデータおよび楽譜情報とを互いに参照し合う事によりその演奏者の特徴を抽出する。そして、十分にシステムが演奏者の特徴を抽出した時点で、システムにとって未知な楽譜情報を与えても、これまでシステムに蓄えてきた演奏者の特徴を付加することにより、恰もその演奏者が演奏を行ったような人間味のある演奏出力を得る。

これまで、このようなピアノの自動演奏システムの研究例は数多く見られるが、これらは学習曲すべて同一条件で処理を行っていた。それに対し、現在構築しているシステムでは、演奏者が曲の雰囲気や印象に応じて奏法を使い分ける、といった演奏者の持つプロセスをも考慮したものであり、他の研究例はなく、画期的なものである。4以降で、この曲印象をシステムが自動的に判別する手法およびその結果について述べるとする。

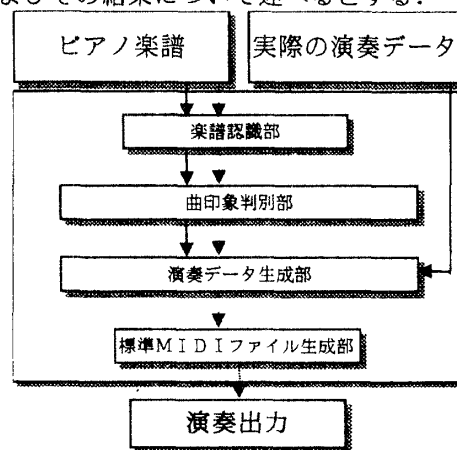


Fig.1 Flow diagram of performance data generation considering tunes' impression.

4.曲印象判別処理手順

本節では、自動演奏システムに装する曲印象判別部におけるその予備的知識をシステムに蓄えるまでの手順および、システムにとって未知なる楽曲をもその曲印象を自動的に判別する手法を示す。

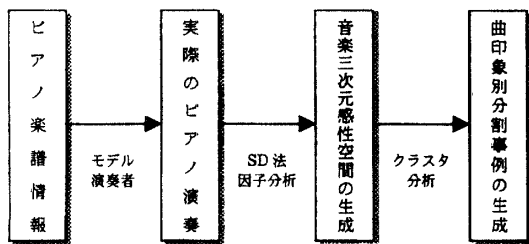


Fig.2 Flow diagram of generation of tunes' impression division examples.

Fig.2において、まずは実際の演奏者による演奏を十分なサンプル数の被験者によってSD法を用いた曲印象の評価を行う。そのデータを基に因子分析⁽³⁾を行い、その解を第三因子まで求め、三次元なる“感性空間”を生成する。そして、その空間に対し、クラスタ分析を施すことによって任意数の印象別グループに分割することができる。この手順については以前考案している⁽²⁾。

ところで、我々が構築しているピアノの自動演奏システムは、システムにとって未知の楽曲にも対応したものである故、新たに与えられた楽曲の曲印象をも予測する必要がある。そこで以前、重回帰分析や重判別分析を用いた線形的予測法について提案したが、その場合の学習再生時による予測精度は72%であった。この誤認識を招く原因として考えられる要因はTable 2などが考えられる。

Table 2 The factor of misrecognition.

- 1)予測変数が処理を行う上で有効な情報をもっていない
- 2)予測変数間での非線形な関係

1)に関しては、線形予測を行う際、重相関係数の高いパラメータを探し、それを線形予測に用いたが、特に有効な情報が得られていない。そこで、2)の要因に着目し、今回は非線形処理に効果を発揮するニューラルネットワーク（以降NNと記述）を用いてグループを予測する方法、すなわち“非線形判別分析⁽⁴⁾”を試みた。

ところで、線形予測で用いた重回帰分析は中間層のないNNと等価である。すなわち、NNを用いることにより、中間層の存在で非線形性を帯びさせることが可能となった。今回実験に用いたNNは、階層型のものであり、誤差逆伝搬法により学習を行っている。NNの処理情報としてはTable 3の如くである。

Table 3 Configuration of neural network.

- 入力信号:調性,音高偏差,楽譜テンポ,平均音価,音高の5units
- 教師信号:各々の印象別グループごとに1unitずつ 合計3units
- 中間層:20-20

今回は、実験使用曲25曲をFig.2の手順を踏んで合計3グループに分割した。Fig.3は、NNの出力層を表している。

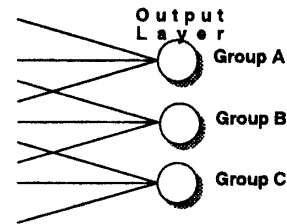


Fig.3 Configuration of output layer.

5.実験結果

4.で示した手順により、実験曲25曲中ターゲットとなる1曲を除いた24曲について学習させ、残り1曲を“未知曲”としてNNに認識させ、それらを25個作り、完全な“未知曲認識”として曲印象を判別させた。その結果はTable 4の如くである。

Table 4 Probability of correctness. (unknown tune recognition.)

	曲数	正解数	正解率(%)
グループA	9	7	77.8
グループB	10	9	90.0
グループC	6	6	100.0
合計	25	22	88.0

今回、NNを用いた結果、未知曲に対し88%の正解率を得ることができた。特にグループCはすべて短調の曲の集まりで、グループA、Bはすべて長調である。その結果、NNの入力信号である“調性”がうまくグループCに反映して100%認識を行う事ができた。誤認識をした曲に関しては、その曲の楽譜がバイテン（音価が倍で指示テンポが半分）で書かれている為に起こったためと考えられる。

6.まとめ

感性空間は演奏情報を基に生成されているが、演奏情報は楽譜情報をもとに演奏者が生成する。すなわち、感性空間は楽譜情報と直接的な繋がりを持たないが、この結果より演奏者は楽譜情報を独自に解釈し、それぞれの曲印象に応じた奏法を駆使することが示唆される。すなわち、本手法は有用であると考えられる。

【参考文献】

- 1)宮田他:平4春季音講論集,2-7-4,Mar.1992.
- 2)坂本他:第54回情処全大,Vol.2,pp.271-272, Mar.1997.
- 3)岡村:「パソコンによるデータ解析入門」,技術評論社,pp.108-174,1986.
- 4)豊田:「非線形多変量解析」,朝倉書店,pp.74-109.1996.