

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

～ペロシティ、テンポにおける個人的弾き癖抽出に関する一提案～

7S-5

◎小田安彦 白川健一 村上豊 梶川嘉延 野村康雄

(関西大学工学部)

1・はじめに

ピアノ演奏において演奏者は楽譜に含まれる情報だけに基ついで演奏を行うわけではない。実際の楽譜には演奏に必要な最小限の演奏情報しか記されていないのである。

そこで、演奏者は音楽作品を独自の感性、感覚から解釈し演奏を行う。またこの際、演奏者の無意識な弾き癖が加味されるのである。それ故に演奏者独自の“個性”が反映された音楽的、人間的な演奏が実現されるのである。これまで上述のような音楽情報処理は認知科学的アプローチが主流であった。しかし我々は人間的、音楽的な演奏をエキスパートシステム及びニューラルネットワークを用いた新たなアプローチにより実現することを先駆けてすすめてきた。即ち演奏者の持つ音楽的演奏を実現する人間的要素を演奏者情報として抽出するものである。我々はこの演奏者情報を備えた演奏者に勝るとも劣らない「人間的かつ音楽的な演奏」を実現する自動演奏システムの構築を行ってきた⁽¹⁾⁽²⁾。

2・自動演奏システム

ピアノ演奏において演奏者が記譜された音楽作品を演奏に移すには、

- 過程1・楽譜に記譜されている基本的な楽譜情報を読みとる。
- 過程2・読みとった楽譜情報を自分なりに解釈し演奏情報に変換する。
- 過程3・演奏情報に基づき演奏の実現。この際、無意識な弾き癖の影響を受ける。

の3つの過程を経る。そこで我々は自動演奏システムをFig.1のように構成する。

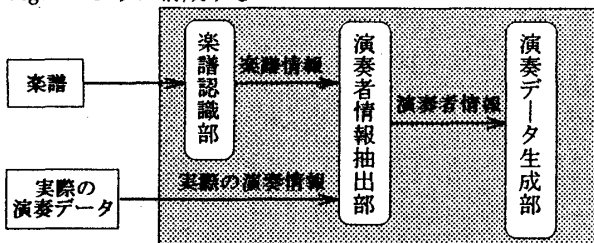


Fig.1 Automatic Playing System

まず楽譜認識部、ここでは楽譜をイメージスキャナで読みとり楽譜情報を得る(過程1)。次に演奏者情報抽出部、ここでは楽譜情報と実際の演奏データから演奏者の個人的解釈、弾き癖等の演奏者情報の抽出を行う(過程2)。そして演奏データ生成部、ここではシステムにとって未知な曲(楽譜情報)を入力したとき演奏者情報を加味した演奏情報を生成し演奏を実現する(過程3)。

3・演奏者情報の抽出

演奏者情報の抽出について述べる。まず楽譜情報より1つ1つの音についての基本的な情報(音の高さ、強さ、長さ)、そして楽譜中の発想記号、旋律等による曲構造が得

られる。この楽譜情報と演奏者による実際の演奏データより演奏者の解釈部分を個人的解釈データとしてエキスパートシステムにより抽出する。次に楽譜情報、個人的解釈データ、実際の演奏データより演奏者の個人的弾き癖をニューラルネットワークにより学習し抽出する。

4・音楽的演奏を構成するパラメータ

実際の演奏において演奏者の人間的、音楽的な演奏はペロシティ(鍵盤打鍵の強弱変化)及びテンポ(演奏の緩急変化)により構成される。そこで我々はこのペロシティ、テンポにおける演奏者情報の抽出を行う。一般にペロシティは1~127の段階に分けられ楽譜中の演奏記号(フォルテ、クレッシェンド等)の指示により変化する。Fig.2に例を示す。

Fig.2において前半部分では演奏記号に基づいた変化だが後半部分では異なった変化が見られる。このように実際の演奏では演奏記号の指示とは異なった演奏者独特な強弱変化が見られ演奏者の個性が現れる。

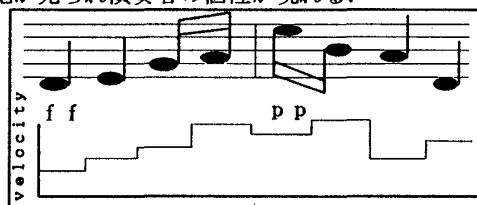


Fig.2 Velocity

次にテンポはステップタイム(StepTime)とゲートタイム(GateTime)により構成される。まずステップタイムとはある打鍵から次の打鍵までの時間である。Fig.3に例を示す。

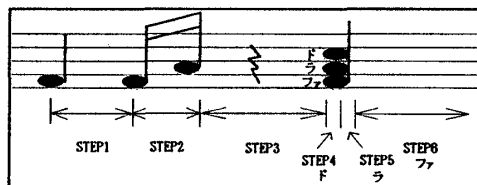


Fig.3 Step Time

Fig.3においてSTEP3の間には休符があるがこの間実際には打鍵はないので音符から音符までがこの時のステップタイムになる。また和音時は各音符はほぼ同時に打鍵される。そのためSTEP4、STEP5は非常に短い。

次にゲートタイムとは鍵盤打鍵の継続時間、つまり鍵盤を押し続ける時間である。Fig.4に例を示す。

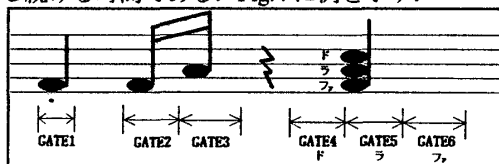


Fig.4 Gate Time

Fig.4においてGATE1ではスタッカート記号があり歯

切れ良く演奏を行うため通常に比べ短い。ステップタイム、ゲートタイムは一般に4分音符120を基準値とする。

5・個人的弾き癖の抽出

演奏者の無意識な弾き癖はアルゴリズム化が不可能であるためニューラルネットワークを用いて学習しそのネットワーク中に無意識な弾き癖を抽出する。その際、階層型ネットワークであり強力な学習能力をもつ誤差逆伝播法(バックプロパゲーション)を用いる。学習は小節にまたがる弾き癖の抽出のため曲の進行に従い音符単位ですすめる。学習時には楽譜データ、個人的解釈データ、実際の演奏データを使用。具体的には入力データとして楽譜データ、個人的解釈データより学習音符及びそれより直前、直後の音符数個分に対しての

- ・音符の種類
- ・音高(ドレミ...の音階)
- ・音価(音の長さ)
- ・付加する演奏記号(スタッカート、アクセント等)
- ・対応する個人的解釈データ

また実際の演奏データより直前までの音符に対する

- ・演奏データ(演奏パラメータ)

を用いる。教師データとして学習音符に対応する実際の演奏データを用いる。上記において学習音符に対して直前、直後の音符情報を用いるのは実際の演奏者は演奏の際、楽譜の先読みをしながら演奏を行う事、また現在の演奏が直前までの演奏の影響を受ける事等を考慮しているためである。ネットワークの構成をFig.5に示す。

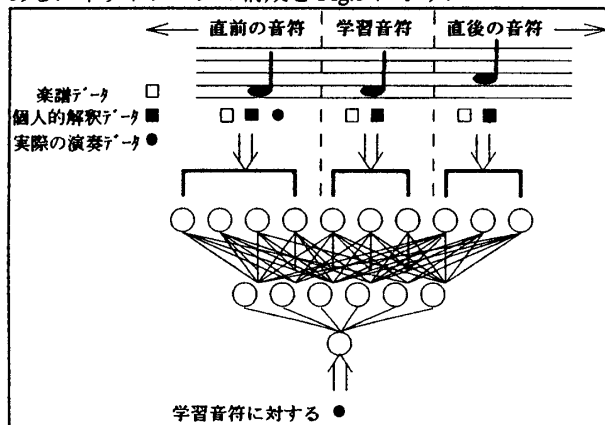


Fig.5 Construction of Neural Network

6・評価結果

今回ベロシティ、テンポと別々に学習しそれぞれについて演奏者情報の抽出を行った。まず各入力データをニューラルネットワーク学習用に0.05~0.95の範囲に正規化する。なお直前までの演奏データの影響を反映させるためリカレント型ネットワークを使用する。これは現在の出力を次のパターンへの入力にフィードバックさせながら出力を進めるモデルである。

今回学習曲としてブルグミュラー25の練習曲より5曲を学習曲とした。また特定演奏者としてプロの演奏家である荒健一氏の演奏データを使用、システム再生曲として同曲集より「せきれい」(未知曲)を使用した。

Fig.6, Fig.7, Fig.8にそれぞれシステムによるベロシティ、ステップタイム、ゲートタイムの再生結果について示す。各図の下目の盛りは音符の通し番号である。局所部分におけるシステムの評価が分かるように楽譜中の8小節

分を抜き出して記載した。なおSYSTEM(システム出力)、PLAYER(実際の演奏者)、SCORE(楽譜通りの演奏)である。

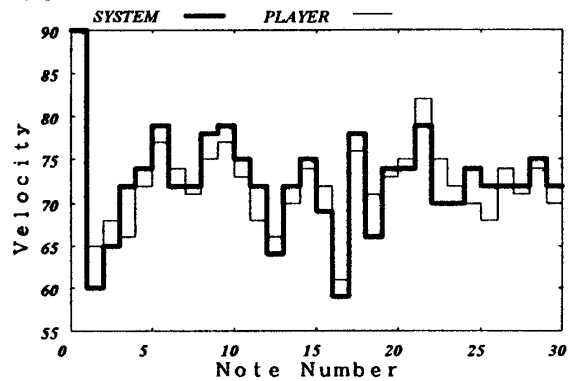


Fig.6 Velocity

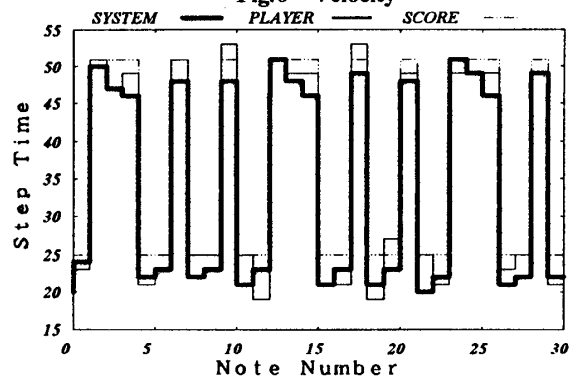


Fig.7 Step Time

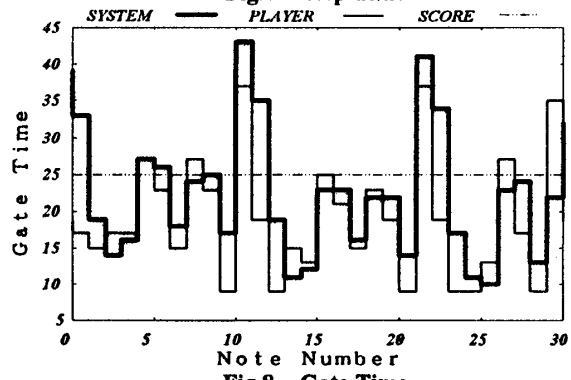


Fig.8 Gate Time

Fig.6においてシステムは演奏者の局所的な変化を良く捉えている。Fig.7, Fig.8において実際の演奏者はやや速い傾向がみられるのであるが、システムはその特徴を捉えているのがわかる。評価の目安として両者の相関値をとるとVelocityでは0.7814, StepTimeでは0.9680, GateTimeでは0.8143となっている。

7・今後の方針

ベロシティ、テンポを効率よく同一のネットワーク中に抽出するなど、より学習方法の改良をすすめる。また、実際の演奏者の個性はその人の今までの演奏経験により培われる。そこでシステムを完成させるため様々なタイプの音楽作品を学習させる。

【参考文献】

- (1) 宮田 他: 平3 関西連大 (G16-4 平3.11)
- (2) 白川 他: 平6 情処学前期講義集 (1B-2 平6.09)