

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

1B-2

～ヴェロシティー決定ルールの自動生成～

白川健一 松本和紀 小田安彦 梶川嘉延 野村康雄
関西大学

1. はじめに

我々は、これまでニューラルネットワークとエキスパートシステムを用いて、演奏者情報（演奏者の特徴）を加味したピアノの自動演奏システムの構築を行ってきた⁽¹⁾⁽²⁾。システムのエキスパート部では、演奏者情報を加味したルールが必要になるが、人間が多種多様な曲に対応するルールを作成することは困難である。

そのような理由から、これまでにルールの自動生成に関する研究が行われてきた⁽³⁾。今回我々は、新たな手法によりルールの自動生成を行った。以下、この手法について述べる。

2. 自動演奏システムの概要

今回我々が用いたシステムの構成をFig. 1に示す。本システムは、まず楽譜の認識を行い、楽譜上の音符、演奏記号から楽譜データを作成する⁽⁴⁾。楽譜データは演奏データ生成部に送られ、演奏者情報を持つ演奏データが生成される。

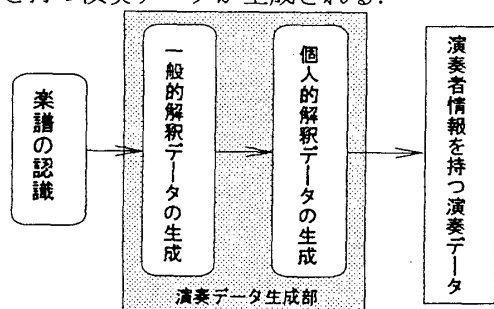


Fig.1 Flow diagram of generating performance data.

実際の演奏には楽譜の解釈と演奏者の弾き癖が含まれていると考えられる。そこで、楽譜の解釈は、演奏者が持つルールに従って生成されると考え、エキスパートシステムで生成する。一方、演奏者独特の解釈や弾き癖はニューラルネットワークの学習機能を用いて生成する。

3. 一般的解釈演奏データ生成上の問題点

これまでの一般的解釈演奏データ生成部はエキスパートシステムで構築されており、そのルールは学習曲より抽出する。そして未知曲をシステムに与えた場合、一般的解釈演奏データを生成する。

ここで作成するルールは演奏記号の変化に基づ

くルールであり、次のようなものになる。

$$\text{if } (p \rightarrow \text{Cresc} \rightarrow f) \text{ then } +1.8$$

Fig.2 Sample rule.

Fig.2において、ifの中の条件部をLHSと呼び、thenの後の実行部をRHSと呼ぶ。RHSは、直前の音符の持つヴェロシティー値（音量）にRHSの値を加え現在のヴェロシティー値を求める。

Fig.2のルールは現在の位置が p で、さらに $cresc$ がかかっており、 $cresc$ の終わりでは f になる時の演奏記号 $cresc$ の処理を表している。このようなルールを作成するには、数曲分の楽譜データとそれらに対する実際の演奏データを用いる。楽譜データ内の演奏記号のつながりをもとにルールのLHSを作成し、RHSにはLHSから考えられる適当な値を与えておく。このようにして作成されたルールのRHSは最適なものでないため以下のステップを繰り返し、ルールの最適化を行う。

- 1) 作成されたルールを用いて一般的解釈演奏データを生成する。
- 2) 生成された一般的解釈演奏データと実際の演奏データの誤差を求める。
- 3) 2)の誤差が小さくなるように、各ルールのRHSの値を調整する。

このようにしてルールの最適化を行うが、ステップ3)におけるRHSの調整はシステムの構築者が手作業で行っていた。ルールは曲中の複数箇所でも適合することが多いため、1つのルールのRHSを変更するだけで、全ての適合箇所のヴェロシティーが影響を受けてしまう。そのため、誤差を小さくするには全ての適合箇所に注意を払う必要があり、適合箇所が多くなると人間には不可能となっていた。

また、LHSは演奏記号のつながりから作成するが、演奏記号のつながり方には多くの組み合わせがあり、最適な組み合わせを求めることは困難であった。このような原因から、これまでのシステムにおいて、手作業での最適ルールの作成は困難なことであったため、ルールの自動生成が望まれていた。

Construction of automatic piano performance system wearing performer's characteristic .

-Auto generating rule for deciding velocity-

Kenichi Shirakawa, Kazunori Matsumoto, Yasuhiko Oda, Yoshinobu Kajikawa, Yasuo Nomura.

Faculty of engineering, Kansai University.

4. ルールの自動生成

今回、ルールの自動生成を行うにあたり、音符の持つ特徴に着目した。これは、音符の持つ特徴は楽譜データから容易に抽出できるため、音符の特徴をLHSとした場合、LHSの作成が容易になるためである。今後、音符の持つ特徴のことを属性と呼ぶことにする。Fig. 3に楽譜を示し、Table 1に各音符の具体的な属性を挙げる。

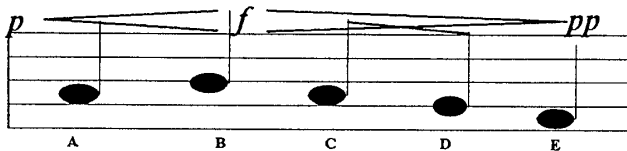


Fig.3 Sample score.

Table1 Attribute.

音符	属性 (複数)
A	<i>p</i> , <i>cresc</i>
B	<i>p</i> → <i>f</i> , <i>cresc</i>
C	<i>f</i> , <i>decresc</i>
D	<i>f</i> , <i>decresc</i>
E	<i>f</i> → <i>pp</i> , <i>decresc</i>

Table 1において記号→は直前の音符から現在の音符への属性の変化を表している。例えば、音符Bは演奏記号が*p*から*f*に変化し、*cresc*がかかっている。このようにそれぞれの音符は様々な属性を持っており、属性あるいは属性の変化によってヴェロシティが変化すると考えられる。

そこで、楽譜データから音符の属性を抽出しルールのLHSとする。さらに実際の演奏データから現在の音符のヴェロシティと直前の音符とのヴェロシティの差を得、その値をRHSの値とする。このようにして、次のようなルールが生成される。

if (4/4, *f*, *cresc*, *sf*, *riten*) then +1.2

Fig.4 Sample rule.

Fig.4において、ifの中は音符の持つ属性を表している。また、thenの後ろの値は現在のヴェロシティを求める際、直前の音符のヴェロシティ値に加える値を表している。

このようにしてルールの自動生成が実現できるが、これらのルールには、2つの問題点がある。

第1の問題点は、同一のLHSを持ち、異なるRHSを持つルールが生成され、ルールとして成立しないことである。この問題に対しては、同一のLHSを持つルールのRHS値を平均し、1つのRHSとすることで解決した。

第2の問題点は、RHSでは直前の音符にRHSの持つ値を加えているため、曲の後半になるにつれて誤差の蓄積が見られることである。

典型的な例をFig.5に示す。Fig.5を見ると、実際の演奏と比べて、システム出力の後半部分に誤差が蓄積され誤差が生じていることが分かる。ここで、近似曲線と示されているのは、最小2乗法により出

力データを2次曲線で近似したものである。

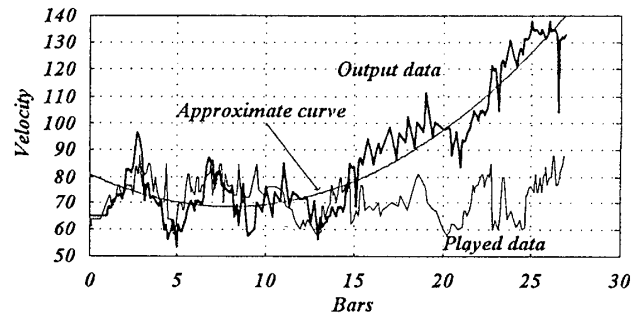


Fig.5 Typical output data.

ここで、実際に演奏されたデータを2次曲線で近似すると多くの曲の近似曲線が水平、あるいはそれに近いものになることが分かった。そこで次のような処理を行い、誤差が取り除かれた新しい演奏データを生成する。

システムから出力された演奏データを $o_{old}(x)$ とし、近似された2次曲線を $g(x)$ とおく。次に、蓄積誤差が0であるのは曲の先頭であるから、その点でのヴェロシティを

$$h = g(0)$$

とおく。そして、新たな演奏データを

$$o_{new}(x) = o_{old}(x) - \{g(x) - h\}$$

とする。

5. 実験結果

今回の実験ではブルグミュラー作曲の「25の練習曲」を用い、4曲の学習曲からルールを抽出し、そのルールを用いて未知曲のヴェロシティデータ生成した結果をFig.6に示す。Fig.6はFig.5の蓄積誤差を取り除いた結果である。

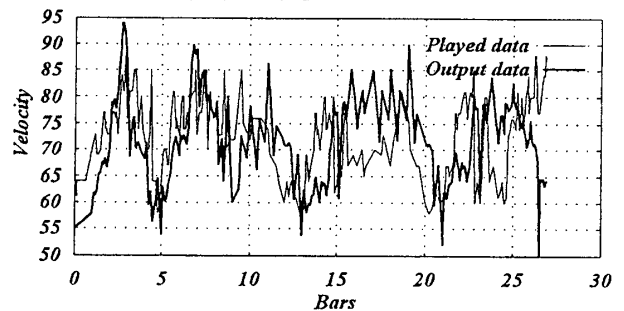


Fig.6 Velocity.

6. まとめ

今回、ルールの自動生成を試み、生成されたルールを用いて未知曲の演奏データした。しかしながら、ルールの適応度が低いなどの問題点もあり、今後は適応度の向上、また曲構造に着目したルールを生成していきたい。

【参考文献】

- (1)宮田 他:平4 春季音講論集2-7-4 (平4.03)
- (2)日垣 他:平4 関西連大,G16-4 (平4.10)
- (3)井口 他:平2 情処学前期講論集6R-6 (平2.03)
- (4)松本 他:平5 秋季音講論集1-6-5 (平5.10)