

## 個人の好みを反映した SOM による自動作曲システム

Automated musical composition System by self-organizing map that reflects the preferences of the individual

矢島 尚人<sup>\*1</sup>  
Naoto Yajima井上 聡<sup>\*1</sup>  
Satoru Inoue<sup>\*1</sup> 埼玉工業大学大学院 工学研究科  
Graduate School of Engineering, Saitama Institute of Technology

Automated Composing System has been developed in the past. Since most of systems proposed previously compose music the based on the music theory and technique, it is difficult to reflect the personal preference. In this study, we propose the composition system that generates the music reflecting the individual preference using the model of self-organizing map.

## 1. 研究背景

一般的に作曲が行われる際には、作曲者の好み、癖や音楽理論、作曲技法などが用いられ作曲されることが多い。

しかし、それらのテクニックに沿って作曲された楽曲は多くの人に好まれやすいが評価は様々である。

大衆に評価を得ても誰しもが好むものを作曲することは非常に困難である。それは評価をする者の好みやリアルタイムな心情、状況によって音楽の評価が変わり、一概に評価の良い楽曲を作曲することは難しいからである。

そこで本研究では、自己組織化マップを用いて個人に好まれる楽曲を生成する自動作曲システムの研究を行った。

## &lt;1.1&gt;自己組織化マップ

自己組織化マップ (self-organizing maps: SOM) とは、ニューラルネットワークの一つであり、大脳皮質の視覚野をモデル化したものである。ネットワークの構造は入力層、出力層の二層からなり、教師無し学習を行う。

様々な入力データの類似度に応じてクラスタリングを行い、いくつかのデータの入力を繰り返していくと、それぞれのデータを近くに配置していくアルゴリズムである。

本研究では、ユーザが気に入った音同士の組み合わせを入力し、SOM を用いてクラスタリングを行う。評価を受けた楽曲同士は類似度によって近くにクラスタリングされ、近い評価を受けた楽曲で集合を作ることできる。

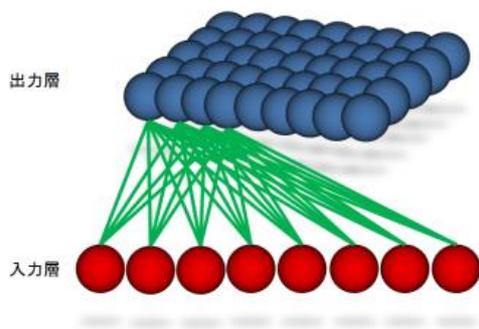


図 1.1 自己組織化マップのネットワーク

## 2. 研究目的

音楽の評価は個人の好みによって変わるもので、どの人が聴いても良い評価が得られる作曲を行うことは困難である。本研究では個人の好みを抽出し、楽曲を自動生成するガウス分布テーブルに、個人の好みを反映させ被験者に好まれやすい楽曲を作曲する事が目的である。

## 3. 研究内容

## &lt;3.1&gt;システム構成

本研究で構築したシステムの流れ図を図 3.1 に示す。

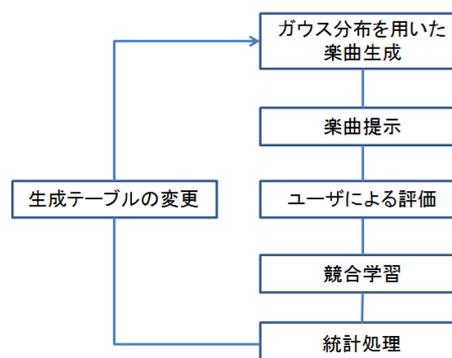


図 3.1 システム全体の流れ図

## &lt;3.2&gt;初期個体生成

本研究では、自動的な作曲を行う際に音が大きく振幅する事を避け、ユーザに確率的な流れる音を提示する為に、ガウス分布を用いた。

平均を  $m = 0$ 、標準偏差を  $\sigma = 1$  とした (式(3.1)).

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (3.1)$$

ガウス分布から確率的に音を生成する為に、テーブルを設定した。(図 3.2)

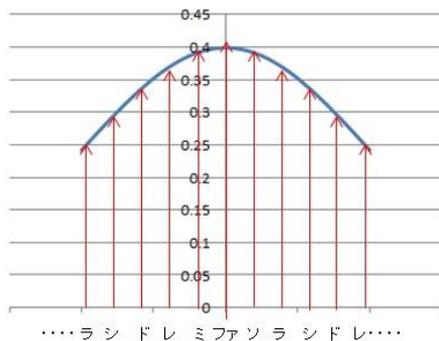


図 3.2 ガウス分布とテーブル

### <3・3>提示、評価方法

システムにおいて、自動生成された曲をユーザに提示する。

ユーザに気に入った音同士の組み合わせと生成された曲全体が気に入ったかを評価表に入力してもらう。気に入れば「1」を、気に入らなければ「0」を入力する(図 3.3)。

	ド・ド	ド・レ	ド・ミ	ド・ファ	ド・ソ	ド・ラ
M1						
M2						
M3						
M4						
M5						
M6						

図 3.3 評価表イメージ

### <3・4>自己組織化マップによる競合学習

本研究では自己組織化マップを用いて競合学習を行った。

ネットワーク構成は、入力層 50 ユニット、出力層 10×10 の 100 ユニット、学習回数は 10000 回に設定した。

#### (1) 勝者ノードの探索

ユーザから入力された 50 のデータを入力データとして扱い、ランダムに初期化された出力層から勝者ノードを探索する。(式 (3.2))。

$$win = \sqrt{(x_1 - w_{11})^2 + (x_2 - w_{21})^2 + \dots} \quad (3.2)$$

ここで、 $x$ は入力データ、 $w$ は結合係数、 $win$ は勝者ノードである。

#### (2) 結合係数の更新

勝者ノードを決定し全ての結合係数の更新を行い、学習を行う(式 (3.3))。

$$w_n(t) = w_n(t-1) + h(win, m, t)(xn(t-1) - w_n(t-1)) \quad (3.3)$$

ここで、 $w$ は結合係数  $t$ はその時点での学習回数、 $T$ は総学習回数、 $xn$ は入力データである。

以下に近傍関数 $h(win, m, t)$ について記述する。

$$h(win, m, t) = c * \exp\left(\frac{-dis^2}{\alpha^2}\right) \quad (3.4)$$

$$dis = \sqrt{(win_x - m_x)^2 + (win_y - m_y)^2} \quad (3.5)$$

$$\alpha = 1 - \frac{t}{T} \quad (3.6)$$

### (3) SOMによる学習結果の応用

SOM での学習結果から、それぞれの重心をとり個体同士のユークリッド距離を計算し、結果からグループを作る(図 3.4)。

グループ内の入力データから統計をとり、優先度を計算する。合致するデータが多くあった場合ガウス分布テーブルにおいて、より選ばれやすい中心に、優先度が低ければ中心から離れた位置に配置される。

<3・2>から以上の事を繰り返しユーザが気に入る個体が生成されるまで行う。

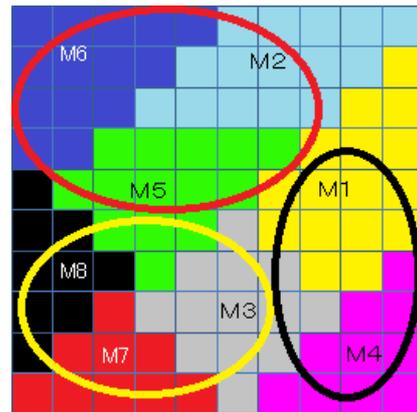


図 3.4 学習結果イメージ

## 4. 結論

### <4・1>結果

ユーザの気に入った音同士の組み合わせから生成された楽曲をクラスタシ、そのデータからガウス分布テーブルに変更を加え、新たなテーブルを作り出す事ができた。

しかし、音同士の組み合わせ・曲全体が気に入ったかのみで個人の好みを反映させる事ができるか不安が残る結果となった。今後、被験者を集め実証データを集めて意見を反映させていく必要がある。

### <4・2>考察

本研究では、音同士の組み合わせを楽曲の特徴として扱い研究を行った。しかし研究を進めていく上で、主観的評価の複雑さを考慮しユーザの評価方法に改善点があるのではないかと考えられる。

現システムでは、入力の際にユーザに負担を強いてしまう可能性があり、システム全体に飽きが生じ正常な判断がつかなくなる事が考えられる。これを改善する為に、ユーザの形容詞評価を取り入れ、より直観的、主観的評価を行い易く、「なんとなく」を形にすることが今後の課題である。

### 参考文献

[コホネン 2005]T.コホネン:自己組織化マップ 改訂版, シュプレinger・フェアラーク東京, 2012.