

# 脳波の解析に基づく個人感性獲得による自動作曲

## Automatic composition by acquisition of Kansei based on analysis of brain waves

\*1 杉本知仁      \*2 太田昌大      \*2 福井健一      \*2 森山甲一      \*2 栗原聡      \*2 沼尾正行  
Toshihito Sugimoto      Akihiro Ota      Ken-ichi Fukui      Koichi Moriyama      Satoshi Kurihara      Masayuki Numao

\*1 大阪大学大学院情報科学研究科情報数理学専攻

Department of Information and Physical Sciences, Graduate School of Informartion Science and Technology, Osaka University

\*2 大阪大学産業科学研究所

The Institute of Scientific and Industrial Research, Osaka University

Kansei or sensibility is a significant factor in music. We have focused on the system that automatically composes music adapted to each person's Kansei. The system learns Kansei from subjects' evaluations of tunes on the assumption that their evaluations reflect their own Kansei and Music are composed by GA whose fitness function is based on the relevant elements obtained in learning. However, at the stage of subjects' evaluation, it took long time to evaluate much training examples by Semantic Differential Method. Therefore this paper proposes evaluation technique based on analysis of the brain waves which can shorten the time that evaluation of a music takes.

### 1. 序論

近年、人間に対する学際的理解を深めるため、感性を扱う研究が盛んに行われている。音楽に関する分野でも、音楽が人間の感性に与える影響についての研究や、人間の感性を用いた音楽検索等、感性に関連する幅広い研究が行われてきている。本研究室では人間の感性を学習し、得られた知識を用いて個人の嗜好に沿った楽曲を自動生成する手法を提案し、開発してきた [1,2]。

まず、感性を学習する為にユーザに既存の楽曲を聴かせて、手入力で感性毎に5段階評価を付けるSD法 (Semantic Differential Method) により評価値を得る。次に、楽曲の情報とユーザの評価値から、ユーザの感性と関連のある楽曲構造を、帰納論理プログラミング (ILP) を用いて一階述語論理形式で学習する。そして、得られた述語を基に適合度関数を構成し、遺伝的アルゴリズム (GA) によって作曲を行う。

しかし、従来手法のSD法では訓練曲を1曲ごとにしか評価することができず、学習に十分な評価データを得るのに多大な時間がかかっていた。そこで、脳波の解析に基づいて、訓練曲を1小節ごとに評価することで、訓練曲数を減らすことを提案する。これにより、ユーザーの負担を軽減することや、楽曲評価にかかる時間の短縮が可能になる。また、生理・生体信号を用いることにより、SD法には乏しい非言語性や、数量性、客観性などを持つというメリットもある。

### 2. 感性情報の抽出と作曲

自動作曲システムはユーザの感性情報の抽出を行う部分と、得られた感性情報を基に作曲を行う部分の二つに大別できる。また、背景知識として一般音楽理論を用いている。図1にシステムの概要図を示す。

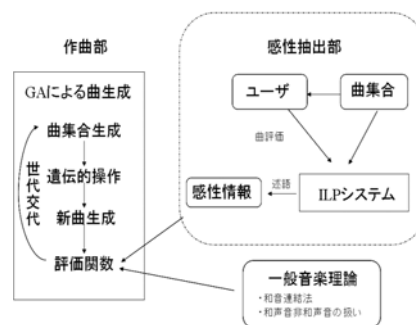


図 1: システム概要図

#### 2.1 感性情報の抽出

本研究における目的は、ある感性を刺激する音楽構造の学習である。例えば、あるユーザが『楽しい』と感じるような楽曲の情報を学習し、その学習結果に基づいて生成された曲をその被験者が聴いて『楽しい』と感じた場合に、音楽における『楽しい』という感性情報を学習できたといえる。

##### 訓練例の生成

感性の学習に用いる訓練例は、以下の3種類の述語を用いて表現された訓練用楽曲と、それに対するユーザの評価から生成される。

- song\_frame/7: 楽曲の枠組みを表す述語である。テンポ、拍子、楽器等について示す。
- chord/12: 和音構造を表す述語である。主調、根音、形体指数等について示す。
- music/2: 楽曲全体を表す述語であり、第一引数に song\_frame/7 を、第二引数に chord/12 のリストをとる。訓練例となる楽曲は、全てこの music/2 の形式で作成されている。

ユーザの評価は、ユーザの楽曲に対する各感性への5段階評価によって得られる。各感性は正方向と負方向の対となる形

連絡先: 杉本知仁, 大阪大学, 産業科学研究所沼尾研究室,  
〒567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1,  
Tel:06-6879-8426 Fax:06-6879-8428  
E-mail:sugimoto@ai.sanken.osaka-u.ac.jp

容詞で表される。本システムは、正の形容詞については4以上の評価を得た訓練例を正の訓練例、負の形容詞については2以下の評価を得た訓練例を正の訓練例とする。

#### 帰納論理プログラミングによる学習

本システムでは、学習アルゴリズムとして帰納論理プログラミングの一つである FOIL[3] を利用する。感性の抽出を高い精度で行えるかどうかは、先で述べた音楽知識表現と FOIL が学習結果として獲得する目標述語の定義に依存する。獲得する目標述語は以下の3種類である。

- frame/1: ユーザのある感性に影響を与える楽曲の枠組み構造について説明する働きを持つ。
- pair/2: ユーザのある感性に影響を与える2和音連結の形態について説明する働きを持つ。
- triplet/3: ユーザのある感性に影響を与える3和音連結の形態について説明する働きを持つ。

## 2.2 楽曲の生成

本システムは、抽出した感性情報を基に GA を用いて作曲を行う。対話的 GA を用いる事により人間の感性に沿った作曲をするシステム [4] は既に存在するが、対話的 GA の性質上、染色体評価の際に通常用いられる適合度関数をその度人間が評価しなければならず、ユーザに対する負担はかなり大きなものとなる。対してこのシステムは、音楽に関する人間の感性情報を帰納論理プログラミングを用いて一階述語論理表現にて学習し、それを GA で用いる適合度関数に組み込むことによって、被験者の負担を減らし、かつ人間の感性を反映した作曲が可能である。

#### 染色体表現

図2のように染色体を定義する。S は song\_frame/7 を表し、C<sub>n</sub> は chord/12 を表す。すなわち一つの染色体に楽曲の枠組構造及び連続8和音を記述することができる。

S	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
---	----	----	----	----	----	----	----	----

S: song\_frame/7

C1 - C8: chord/12

図2: 染色体表現

#### 遺伝子操作

交叉により和音の連結を変更する。また、突然変異により楽曲のテンポ、拍子、楽器、和音の根音、形体指数、転回指数などを変化させる。

#### 適合度関数

楽曲 M に対する適合度関数  $Fitness\_Function(M)$  は音楽理論に基づく組み込み関数  $Fitness\_Builtin(M)$  とユーザの感性に基づく関数  $Fitness\_User(M)$  の線形和として定義される。

$$Fitness\_Function(M) = Fitness\_Builtin(M) + Fitness\_User(M)$$

$Fitness\_Builtin(M)$  は音楽的に聴くに耐え得る和音進行を生成する役割を果たし、 $Fitness\_User(M)$  は楽曲を感性情報に合わせた方向へと導く働きがある。

#### 選択

親集団の選択はルーレット選択によって行われる。すなわち適合度の比率により親集団として選択される可能性が左右される。

#### 旋律の生成

遺伝的アルゴリズムによる作曲手法により生成された和音進行及び楽曲枠組情報に、旋律生成システムを用いて旋律を付加する。一般に使われているコード形式を用いる旋律生成ソフトでは、手間と時間がかかり、なにより楽曲構造の一部が失われる。そこで本システムでは、遺伝的アルゴリズムにより生成される楽曲構造をそのまま読み込み旋律を生成する。旋律生成のプロセスとしては、まずシステムで生成された述語を読み込み、内音のみで旋律を生成する。しかし、これだけでは多様性に乏しい旋律が生成されてしまうため、旋律の一部をランダムに変化させる。外音を用い、かつ作曲理論を適用することにより、不自然な旋律が生成されないように制御している。

## 3. 提案手法

序論で述べたように、これまでの研究では訓練例の評価段階で SD 法を用いていたため、楽曲を1曲づつ評価する必要があり、ユーザに多大な負担がかかっていた。また、SD 法には再現性の保持の難しさや、評価判断基準の変化のし易さなどの問題点がある。

そこで、生理・生体信号である脳波を解析し、楽曲の評価付けを行なう手法を提案した。脳波は連続データとして得られるため、これを解析することにより、楽曲提示中の感性の変化を知ることができる。このため、楽曲をより細かい小節単位で評価できるようになり、1曲から多数の訓練例を得ることが可能となるため、学習に十分な訓練例を短時間で評価することができるようになる。

### 3.1 感性スペクトル解析

脳波の解析には、感性スペクトル解析法 [5] を用いた。これは、予め定めたマトリクスを用いて、脳内活動によって生み出される頭皮上電位分布の相関パターンを入力として、喜怒哀楽などの感性を数値化して出力させるものである。本研究では(株)脳機能研究所が開発した ESA-16 を用いて感性スペクトル解析を行なった。

### 3.2 訓練例

楽曲を1小節ごとに分けてそれぞれを訓練曲とし、各訓練曲に直前の2小節の楽曲情報を加える。感性は1小節のみからではなく、前の小節からの流れの影響があって初めて喚起されると考えられるからである。また、1小節に1つか2つの和音しか含まれておらず、pair/2, triplet/3 の楽曲情報が得られないといった問題を避ける効果もある。

次に感性スペクトル解析によって得られる0.64秒ごとの各感性の数値化されたデータを1小節分ごとに切り出して平均化し、ある閾値に基づき5段階に評価付けする。この評価値と訓練曲を対応させ、訓練例とする。閾値はユーザの全曲を通しての感性の平均値と、最大値、最小値から個別に算出されるもので、定常状態の違いや、感性の振幅の違いなどの個人差を吸収できるように定めた。

### 3.3 提示楽曲

本手法により, SD 法に比べて提示する楽曲数が大幅に少なくなるため, 以前より 1 曲 1 曲の提示楽曲が重要になってくる. そこで過去の 33 人分の SD 法の評価データを解析し, 感性の喚起されやすい楽曲を選んだ. ほぼ全ての人が同じ感性を喚起される曲, 人によって感じ方に差の出る曲を全感性につきまんべんなく選んだ.

## 4. 実験

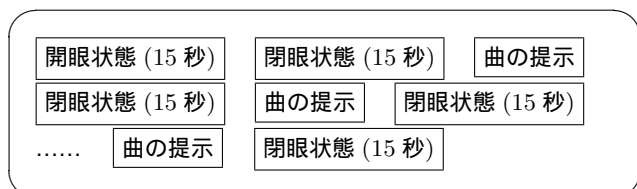
提案した手法で個人の感性に合わせた作曲を行なうことができるかどうか確かめるために被験者実験を行なう. 最終的な作曲結果に対する被験者の評価値をもとに感性情報の学習及び作曲の精度について検証する. 脳波は非常に繊細なものであり, 様々な外界の刺激に反応する. このため細心の注意を払い実験環境を整えた.

### 4.1 実験方法

以下に実験の流れを示す.

- 用意した楽曲 (14 曲) を 16 人の被験者に提示し, 脳波を計測・解析して, 表 1 に示す 4 感性について 1 小節毎に 5 段階評価をつける.
- 被験者の評価データをもとに各形容詞についての感性情報を ILP により学習する.
- 学習結果に基づき, GA により各形容詞につきそれぞれ 3 曲, 計 24 曲の作曲を被験者毎に行う. 表 2 に GA のパラメータを示す.
- 作曲結果 24 曲を被験者に提示し, 脳波を計測・解析して 1 曲毎に 5 段階評価をつける. 被験者は提示された曲がどの形容詞について生成されたものなのか知らされない.

脳波の測定は以下の流れに従って行なった.



一連の流れは途切れることなく行い, 曲の提示の間も閉眼状態である. また, 曲間に 15 秒の間隔をあけることにより直前の音楽の影響をなくし, 脳波を平常状態に戻す効果がある. この 15 秒という数字は事前に検証実験した結果から導き出されたものである.

脳波計には 21 電極・16 チャンネルのものをを用い, 参照電極は右の耳朶とした. 電極配置は 10/20 法 (ワン・トゥエンティ法) という国際学会で標準方式として推奨されているものに従った. 実際に使用した脳波計を図 3 に, 実験風景を図 4 に, 得られた脳波解析データの一部を図 5 に示す.

図 5 に見られる上 4 つの棒グラフは上から stress, joy, sad, relax の順に感性を表している. このようにして得られる数値データを訓練例評価に用いた. 下の 2 つの折れ線グラフはそれぞれ覚醒度と集中度を表す指標である. 楽曲の提示中はこれらの値が上昇していることが分かる. 今回の実験ではこれらを測定が正確に行なわれているかの指標として用いた.

表 1: 使用した形容詞

感性	形容詞	
stress	正	怒りを感じる
	負	怒りを感じない
joy	正	楽しい
	負	つまらない
sad	正	悲しい
	負	嬉しい
relax	正	落ち着く
	負	いらいらする

表 2: 作曲の際に用いたパラメータ

パラメータ	値
母集団の個体数	200
突然変異率	30%
交差率	50%
終了条件	1 個体でも適合度関数の閾値に到達するもしくは 1000 世代到達



図 3: 脳波計

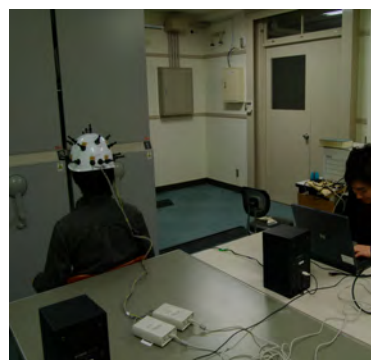


図 4: 実験風景

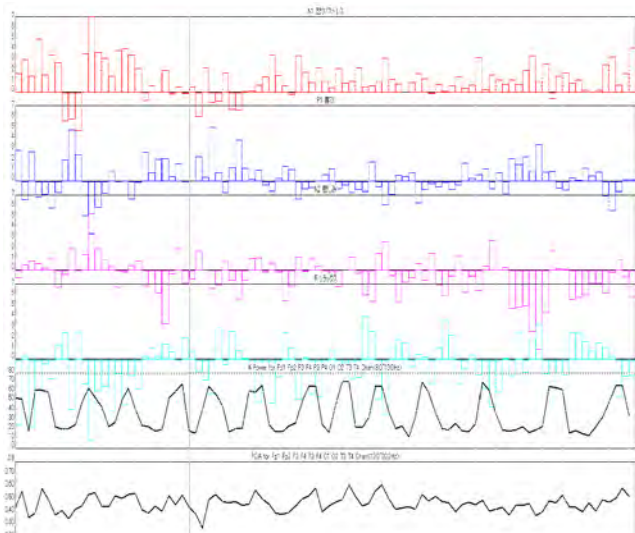


図 5: 得られる脳波解析データの一部

#### 4.2 実験結果

「正の感性を喚起する曲 (3 曲) についての評価の平均値」と「負の感性を喚起する曲 (3 曲) についての評価の平均値」の差が大きければ大きいほど、個人の感性を反映した作曲ができていると考えられる。その差が統計的に意味のあるものかどうかを「対応のある場合の t 検定」を用いて感性ごとに調べた。結果を表 3 に示す。

表 3: 検定結果

被験者	正の作曲と負の作曲の評価の差			
	stress	joy	sad	relax
A	1.67	2.33	-0.67	-3.00
B	0.67	0.33	-1.33	1.33
C	1.00	-1.00	0.67	-1.33
D	-1.00	0.67	0.67	2.33
E	-2.67	1.00	1.33	1.00
F	0.67	0.33	0.00	-0.67
G	0.67	0.33	1.67	1.33
H	1.00	0.00	1.33	-0.67
I	0.67	-0.33	1.67	-0.67
J	0.67	0.33	-0.33	-2.00
K	0.33	-0.33	0.67	0.00
L	0.67	0.33	2.33	0.00
M	-0.67	0.33	0.33	-1.33
N	-0.33	-2.33	1.00	2.00
O	0.33	0.33	0.67	1.00
P	-1.67	-1.67	0.00	1.00
平均	0.13	0.04	0.63	0.02
標本分散	1.18	1.07	0.85	2.12
標準誤差	0.28	0.27	0.24	0.38
t 値	0.45	0.16	2.63	0.06
有意差 (5%)	なし	なし	あり	なし
有意差 (1%)	なし	なし	あり	なし

また、全ての訓練例を評価するのにかかる時間を従来手法と本手法で比較し、表 4 に示す。従来手法では、訓練曲を 75 曲聴いて評価を手入力する必要があり、どんなに早い人でも評価に 1 時間はかかっていた。しかし、提案手法では、訓練曲を 14 曲聴くだけで倍以上の 162 小節の訓練例を得ることができ、脳波測定開始から終了まで約 10 分となる。

表 4: 訓練例評価時間の比較

手法	訓練例	訓練例数	評価にかかる時間
SD 法	曲	75	1 ~ 2 時間
感性スペクトル解析法	小節	162	9 分 33 秒

#### 5. 考察

表 3 の検定の結果から 'sad' については被験者の感性に応じた作曲を行なうことができたと言える。他のすべての感性についても統計的に有意とは言えないが評価に正の差が見られた。有意差が得られなかった原因は、訓練曲を 14 曲に絞ったため、楽曲に固有である枠組み構造が 14 種類と少なかったためであると考えられる。

表 4 から、本手法を用いることにより大幅に評価時間が短縮されたことが分かる。

#### 6. 結論

本手法により、感性獲得にかかる時間を大幅に短縮でき、さらに一部の感性では個人の感性を反映した作曲を行なうことができた。脳波の解析に基づいて個人の感性に合わせた音楽の自動作曲を行なったことは非常に有意義であると考えられる。今後、残りの感性についても個人の感性を反映した作曲ができるよう改良が必要である。

#### 参考文献

- [1] Masayuki Numao, Shoichi Takagi, and Keisuke Nakamura. Constructive Adaptive User Interfaces Composing Music Based on Human Feelings. *Proc. Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-02)*, pp. 193-198, 2002.
- [2] Roberto Legaspi, Yuya Hashimoto, Koichi Moriyama, Satoshi Kurihara and Masayuki Numao. Music Compositional Intelligence with an Affective Flavor. *Proc. ACM International Conference on Intelligent User Interfaces*, pp.216-224, 2007.
- [3] J. R. Quinlan. Learning logical definitions from relations. *Machine Learning*, Vol. 5, pp. 239-266, 1990.
- [4] Biles, J.A. GenJam: A genetic algorithm for generating jazz solos. *ICMC Proceedings 1994. The Computer Music Association*, pp. 131-137, 1994.
- [5] Toshimitsu Musha and Yuniko Terasaki. Feature extraction from EEGs associated with emotions. *Artificial Life and Robotics*, Vol.1, pp. 15-19, 1997.