

F-23

HMMを付加したGPによるメロディーの作成

Melody Composition Using Genetic Programming with HMM

紙谷 元喜

木村 英志

阿江 忠

1 はじめに

計算機による自動作曲の歴史は古く様々な手法が提案されている。Neural Networkを用いる手法、マルコフ過程を用いる手法と様々な提案がなされている。そうした背景には、絶対的な解のない音楽をいかにして計算機により獲得し、またその知識を元いかに新たな作成するのかという問題がある。そうした問題に対し我々もこれまで曲を系列として捉えたと同様、新たな作曲が発生系列の進化という観点のもと、GA (Genetic Algorithm)を導入した手法を試みてきた [1] [2]。もっとも、曲の生成問題は純粋な GA でなく構造を持つデータ系列の生成として捉えるほうが自然であり、GP (Genetic Programming) を用いる手法の導入がより自然であると思われる [3]。

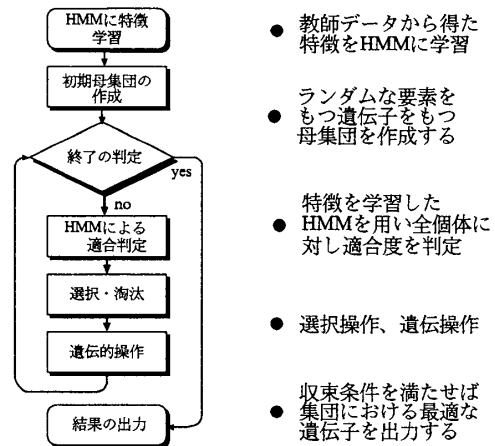
いっぽう人は深い音楽知識を持たずとも曲を聴くことで特徴を経験的に学習し作曲を行うことができる。本稿ではそうした人における行動をふまえ、GP に不確定な時系列からの特徴学習を得意とする HMM (Hidden Markov Model) [4] を付加することで上記の問題に対応する。そして実際に曲の 1 フレーズであるメロディーを作成する手法の提案を行い、また手法の実験を行う。

2 HMM を付加した GP

知識を元になにか新たなものを作らせるという作業を計算機により行わせる場合、問題として対象から特徴を獲得する部分と、得た知識を反映させつつ作成を行う部分の 2 つに分けられる。さらに、本研究の目的であるメロディーの作成においては、論理の発見が困難である対象からの特徴の獲得、また、結果に対する多様性、新規性が求められる。そこで、評価に対し試行錯誤的に適したものを作成することができ、かつ曲のように構造的な対象を自然に作成することのできる GP を用いる。さらにそこに不確定な時系列より特徴の獲得が可能な HMM を GP における評価として用いる。(図 1)。

GP において膨大に作成される対象を特徴を学習した HMM により特徴表現度を高めるように絞り込む。HMM が複数個ある場合がより有効で、異なる特徴を元とする作成を行うことができる。異なる特徴を合わせることで、結果をより多彩、また新規性のあるものとするのが可能となる。

Motoki Kamitani Eiji Kimura Tadashi Ae
Faculty of Engineering, Hiroshima University



- 教師データから得た特徴をHMMに学習

- ランダムな要素をもつ遺伝子をもつ母集団を作成する

- 特徴を学習したHMMを用い全個体に対し適合度を判定

- 選択操作、遺伝操作

- 収束条件を満たせば集団における最適な遺伝子を出力する

図 1: HMM を付加した GP

3 提案手法

本稿では曲における特徴として曲ができた時代背景や作曲者の癖といった要素を強く表す要素でありまた、人が曲を聴くにあたり特徴とを感じる大きな要素として以下の互いに関連しあう構造に着目する。

- 小節の先頭ベース音のつながり
- 小節におけるベース音の進行
- ベース音進行に乗るメロディー (主旋律)

作成は主に 2 つの部分に分けられ、前節で挙げたように人が音楽を聴くことに相当する曲のフレーズからの特徴を HMM に学習させる部分、そして聴いたフレーズの特徴を元に GP を用いてメロディーの作成を行う部分に分けられる。

3.1 フレーズからの特徴獲得

曲のフレーズから特徴獲得を行う流れを以下に示す。

1. 複数個の学習させたい種類の曲を選択
2. 曲から学習対象とするフレーズを選択
3. 拍子、ベース音、主旋律を持つ楽譜から特徴記号系列を作成
4. 特徴記号ごとに系列を分類し HMM に学習

用意した楽譜を、小節の先頭ベース音、小節ごとのベース音、主旋律として切り分け音名を要素として持つ表として表し、音高変化を元として進行における音高の変位度を系列化することで特徴を記号系列の形で得る。獲得した特徴記号系列を進行の音高変化に基づき分類し HMM に学習させる。

3.2 GP によるメロディー作成

母集団の作成、HMM による評価、選択・淘汰、遺伝的操作を繰り返すことで遺伝子が HMM が学習した特徴を表現するように進化を行う。

3.2.1 母集団、遺伝子の設定

遺伝子は深さ 3 の木構造を持ち、また以下のようにメロディーと一意に対応がつくよう設定をする (図 2)。

- 深さ 1 :: 小節を区切るデリミタをもつ
- 深さ 2 :: 根音に相当する音名記号をもつ
- 深さ 3 :: 主旋律を構成する音の音名記号を持つ

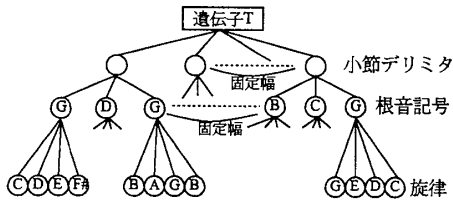


図 2: 遺伝子の一例

3.2.2 遺伝子の評価、選択、淘汰

特徴を獲得した HMM を元に遺伝子の出力確率を求め、その確率を遺伝子の特徴表現度、すなわち評価値として用いる。また、この評価値を用い次世代にのこす遺伝子の選択、淘汰を行う。

3.2.3 遺伝的操作

- 交叉 :: 母集団における遺伝子をランダムに 2 つ選び、同じ深さを持つ同数の部分木を交換することで交叉を行う
- 突然変異 :: 母集団における遺伝子をランダムに選び、部分木をランダムに作り替える

3.2.4 終了判定

母集団に対し、以上の HMM による評価そして遺伝的操作を行うことで各遺伝子の評価値を評価 (特徴表現度) に基づき進化させていく。設定した世代更新数の終了、もしくは最適個体における評価値の安定をもって世代更新を終了し、母集団における最適個体をメロディーとして出力する (図 3)。

GP+HMM サイクル

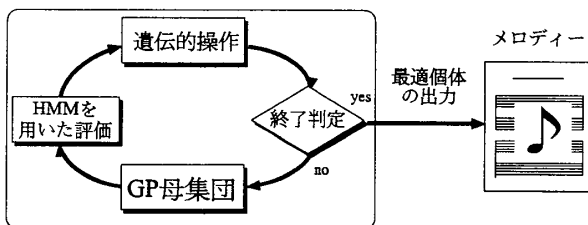


図 3: HMM を付加した GP の過程

4 実験

以下の条件のもとメロディーの作成を行う。

- 学習対象曲群 1 :: J.S Bach 作曲 Goldberg Variations より aria, No.1, No.5, No.6, No.7

- 学習対象曲群 2 :: E.Satie 作曲 Gymnopédie より No.1,2
 - 遺伝子数 :: 200
 - 交叉確率 :: 10%
 - 突然変異確率 :: 3%
 - 世代更新終了数 :: 10000 世代
- 作成例を図 4 に示す。



図 4: 作成結果例

5 おわりに

本稿では以下のことを行った。

- 楽譜から HMM への特徴獲得
- HMM を付加した GP によるメロディー作成の提案と実験

GP の評価において HMM を用いることで作成対象を特徴の元に絞り込むことは有効である。また、今回は一例しか挙げられなかったが異なる知識を合わせることで、出力の新規性もある程度みられた。しかし、現時点においては、まだ、環境パラメタは適切かという問題や、また異なる知識を単に合わせることで真に進化した生成が可能なのか、という GP における作成の正当性の解析はできていない。今後の課題として以上の問題に対する更なる考察が必要である。

参考文献

- [1] 藤原 寛, 阿江 忠: 構造をもつデータ列の進化 - 作曲を例として - 人工知能学会並列人工知能研究会資料, SIG-PPAI-9402-4, 1994
- [2] 阿江 忠: 階層構造の脳型コンピュータ、電子情報通信学会誌, Vol.81, No.9, pp.884-887, 1998
- [3] Nao Tokui, Hitoshi Iba “Music Composition with Interactive Evolutionary Computation” Proc. 3rd International Conference on Generative Art, Milan, Italy, p.11, 2000.
- [4] Lawrence R. Rabiner “A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition” Proceedings of the IEEE, 77, no. 2, pp.257-285, 1989.