

GPを用いたメロディー作成の一手法

紙谷元喜 木村英志 阿江 忠

〒739-8527 東広島市 鏡山 1-4-1
広島大学大学院工学研究科情報工学専攻
TEL: (0824)24-7679 FAX: (0824)22-7195
email: motoki@aial.hiroshima-u.ac.jp

人は曲を聴くことで経験的に曲が持つ特徴を学習し、その知識を元に新に曲を作ることができる。本論文では、同様に計算機に曲を与えることで特徴を学習させ、自動的に新たなメロディーを作成する手法を提案する。提案手法で作成されるメロディーは根音、主旋律により構成され、そうした構造をもつ対象を作成する手法として GP を用いる。さらに、曲が持つ根音進行と旋律の関係のように構造的に互いに作用しあう要素に着目し、そこから特徴を HMM に知識として学習させ、GP における評価を行う。

GP を用いることにより構造を持つ対象を作成することが可能であり、さらに評価として特徴を獲得した HMM を用いることで、曲群が持つ特徴のように一般にルールを定めることが難しい事象を元にした作成を行うことができるようになる。こうした HMM を付加した GP が持つ特徴は計算機によるメロディー作成に有効であると考え、メロディーの作成を試みた。

A Method of Melody Composition Using Genetic Programming

MOTOKI KAMITANI, EIJI KIMURA and TADASHI AE

Information Engineering, Graduate School of Engineering, Hiroshima
University

1-4-1, Kagamiyama, Higashi-hiroshima city, Hiroshima pref., Japan

Tel: +81-824-24-7679 FAX: +81-824-22-7195

email: motoki@aial.hiroshima-u.ac.jp

One can compose music by experimental knowledge that one acquires several features from music listening. In this paper, we propose a new approach to automatic melody composition. The melody created by the proposal technique constitutes root notes and the main melody. We use GP as the technique of creating a melody with such a structure. Furthermore, we focus on the element which acts mutually and suits, like the relation of the root progression and melody. HMM acquires the feature as knowledge from these, and operates evaluation in GP. We describe how our proposal creates a melody with structured feature by GP with HMM.

1. はじめに

計算機による自動作曲の歴史は古いが、最近では Neural Network を用いる手法¹⁾、マルコフ過程を用いる手法²⁾など様々な手法が提案されている。一方、発生系列の進化という観点からは、GA(Genetic Algorithm)を導入することで新しい系列の作成を期待することができる。我々もこれまで GA による系列作成の例として、曲の生成を試みてきた³⁾⁴⁾。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⁵⁾の導入のほうがより適当であると思われる。

本報告では、曲における特徴として

- 小節の先頭根音のつながり
- 小節における根音の進行
- 根音進行に乗るメロディー (主旋律)

といった互いに関連しあう構造に着目する。上記の特徴は、曲ができた時代背景や作曲者の癖といった要素が強く表れていて、また、人が曲を聴くにあたり特徴とを感じる大きな要素の1つである。しかし特徴を獲得するにあたり、サンプルに与えた曲群から特徴を演繹的にルールとして定めるのは難しく、また深い音楽的知識を必要とする。そのような、経験的に得る特徴を獲得する対象として、統計的な手法で不確定な時系列からの特徴獲得が得意な HMM(Hidden Markov Model) を用いる。

GP における基本データの設定に HMM の学習を用いることで、解の候補に絞り込みがなされる。その結果、GP で生成される莫大な候補の中から新しい曲の作成を行うためには、HMM を付加した GP が効果的であることが確認できた。

2. HMM を付加した GP

我々は曲を日常的に聴くことで曲における特徴を獲得し、そのように得た知識を元に新たに曲を作ることができる。それは人が曲を聴くことで、曲における何らかの特徴を経験的に知識として学習し、また、そうして得た知識を元に作曲を行っているからだと言える。

本研究では上記の前提を元に、ある作曲者の作曲した曲を元に音楽的知識を獲得し、獲得した知識を元に新たなメロディーの作成を行う。このように、ある教師となるデータを元になにか作成を行うといった場合、その教師データの解析を行いその結果を知識として表現し、またその知識を元にした作成手法が必要となる。

そこで、教師データから特徴を獲得し、表現するた

めのモデルとして HMM を用いる。HMM を用いることで与えた教師データからの特徴を演繹的に学習させることが可能となり、ある作成したデータの出力確率を求めることで、作成したデータの特徴表現度といったことを求めることが可能となると考えられる。

また我々が作曲を行おうとした場合、つねに主旋律のみを考えながら作曲を行うというより、旋律がのる根音や、また根音の進行等、曲が持つ互いに作用し合う要素を考えながら作曲を行う場合が多い。そういった構造を持つ対象の作成を行う場合、作成過程において対象の構造性を生かした作成がより有効であると考えられる。例えば遺伝的な手法により作成を行う場合、GA では配列状に対象を表すため、構造を持つ対象を表すことは困難である。また構造における互いの関連から生まれる特徴の評価や、作成における遺伝的操作が困難、もしくは歪なものになってしまう場合が多い。GP では対象を木構造状に表すため、構造を保持したまま表現することが可能となり、構造をいかしたよりよい作成を行うことができる。

人が曲を聴くことで特徴を知識として獲得する過程を HMM で行い、曲を聴くことで獲得した知識を元に作曲を行う過程を GP の評価関数に HMM を用いることで行う (図 1)。このように GP に HMM を付加することで、GP において個体をより学習対象の特徴を表現したものとして進化させていくことで膨大な作成されうるメロディーから特徴を表現したものを獲得し、目的となる学習対象の特徴を持つ新たなメロディーを得ることを可能とする。

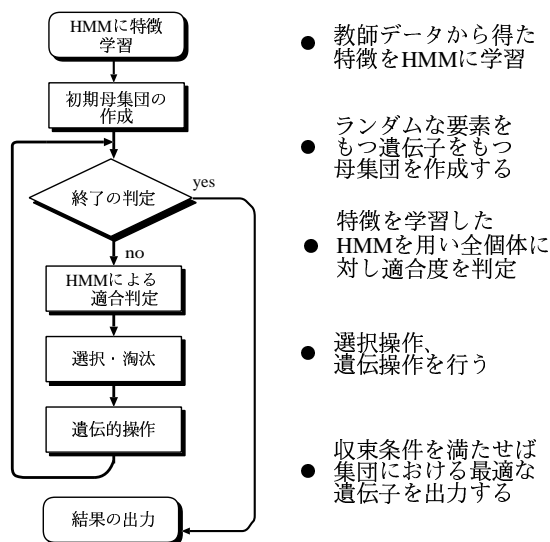


図 1 HMM を付加した GP の流れ

3. 提案手法

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。作成の流れを以下に示す。

フレーズから特徴を獲得する手順

- (1) 学習対象曲とフレーズの選定
- (2) フレーズから学習対象とする特徴を記号系列として抽出
- (3) HMM への特徴の学習

GP よりメロディーの作成を行う手順

- (1) メロディーを遺伝子とする母集団の作成
- (2) 各遺伝子に対し HMM を用いて評価
- (3) 評価に基づき個体の選択、淘汰
- (4) 集団に対し遺伝的操作
- (5) 終了条件を満たせば世代集団における最適個体をメロディーとして出力し、満たさなければ (2) に戻る

3.1 フレーズからの特徴獲得

3.1.1 楽譜の記号系列化

曲のフレーズから特徴を獲得するにあたり、まず対象となるフレーズの楽譜を用意し楽譜から、拍子、根音、主旋律といった要素を抜き出し、小節の先頭根音、小節における根音進行、根音進行にのる主旋律を以下で定義するオクターブを省いた音名と休符を要素とする記号集合 $Pitch$ を元に記号系列として切り分ける (図 2)。

$$Pitch = \{C, C\sharp, \dots, B, R\}$$

音符の長さは基本となる音の長さを設定しておき、音を連続させることで表現する。ここでは、フレーズにおける小節先頭根音系列を B 、 i 番目の小節における根音系列を R_i 、またその根音進行における j 番目の主旋律を N_{ij} として表し、各系列の要素を $B(n)$ として表す。また、音名記号集合 $Pitch$ はそれぞれ数値 $n = 0, 1, 2, \dots, 12$ と対応づける。

3.1.2 フレーズからの特徴系列抽出

フレーズの特徴として曲の構造 (小節、根音、旋律) が生み出す互いの関連性を元に、例えば、根音が C から G へ遷移した場合どういった旋律をとったか、といった特定の関連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 (図 3)。ここでは、音高の変位を記号化するための写像関数 f_{pit} を以下のように定義する。

$$f_{pit}(x, y) = |x - y|$$

$$x, y \in Pitch \quad f_{pit}(x, y) \in Diff$$

$$Diff = \{-11th, -10th, \dots, 0th, 1st, \dots, 11th\}$$



小節 B	G			F#		
根音 R	G	D	G	F#	A	F#
主旋律 N	R D E F#	G F# G A	B A G B	A G F# E	D E F# G	A F# E D

図 2 楽譜の記号系列化

まず、曲のフレーズがみせる大きな流れを捉えるために小節における先頭根音を音高変化を元に記号系列 bar に変換する。

$$bar = \{bar(0), bar(1), \dots, bar(t)\}$$

$$bar(t) = f_{pit}(B(t), B(t+1))$$

$$0 \leq t \leq length(B) - 1$$

次に、小節の移り変わりに応じて変化する根音進行から音高の変位を元に記号系列を得る。ここでは根音の進行を小節の先頭根音の変位ごとに分類し、分類要素ごとに記号系列 $root_i^{bar(n)}$ を作成する。

$$root_i^{bar(n)} = \{root_i^{bar(n)}(0), \dots, root_i^{bar(n)}(t)\}$$

$$root_i^{bar(n)}(t) = f_{pit}(R_i(t), R_i(t+1))$$

$$0 \leq t \leq length(R_i) - 1 \quad 0 \leq n \leq length(B) - 1$$

同様に旋律についても根音の移り変わりに応じて分類し、分類要素ごとの記号系列 $note_{ij}^{r_i(n)}$ を得る。

$$note_{ij}^{root_i(n)} = \{note_{ij}^{root_i(n)}(0), \dots, note_{ij}^{root_i(n)}(t)\}$$

$$note_{ij}^{root_i(n)}(t) = f_{pit}(N_{ij}(t), N_{ij}(t+1))$$

$$0 \leq t \leq length(N_{ij}) \quad 0 \leq n \leq length(R_i) - 1$$

上記の手法で、フレーズを曲がみせる構造ごとに分類し記号系列として置き換えることで、曲の構造を捉えたまま特徴を記号系列として表現できる。

3.1.3 HMM への特徴学習

曲の特徴を獲得、表現する手段として以下の HMM を用意する。

- M_{bar} :: 小節の先頭根音から得られる特徴を学習するための HMM
- M_{root}^{Diff} :: 小節の先頭根音の変位を元に分類した根音進行を各分類ごとに学習するための HMM
- M_{note}^{Diff} :: 根音の変位を元に分類した旋律を各分類ごとに学習するための HMM

小節 B	G → F# → E																					
根音 R	G	D	G	F#	A	F#	E															
主旋律 M	R	D	E	F#	G	F#	G	A	B	A	G	B	A	G	F#	E	D	E	F#	E	D	G

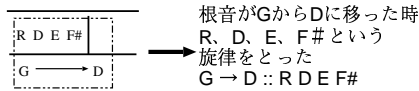
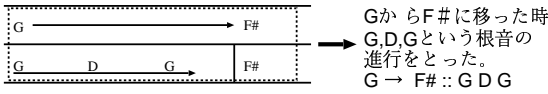
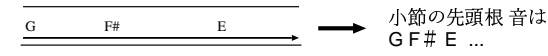


図3 フレーズの記号系列化

先の手法で獲得した特徴を表す記号系列をもとに特徴の学習を行う。学習は Baum-Welch アルゴリズム⁶⁾を用い、特徴記号系列からパラメータ推定を行うことを行い、獲得した特徴をより強く表現できるように HMM を作成する。そのように学習を行った HMM 群 M を

$$M = \{M_{bar}, M_{root}^{Diff}, M_{note}^{Diff}\}$$

$$0 \leq m \leq length(B) - 10 \leq n \leq length(R_i)$$

として表現し、この M を曲のフレーズから得られた特徴を獲得した知識として用いる。

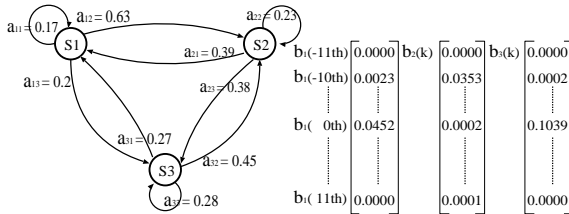


図4 作成される M_{bar} の一例

3.2 GP によるメロディー作成

3.2.1 遺伝子の設定

GP における遺伝子は、曲構造を保持したままメロディーを表現できるように以下のように設定する (図5)。

- 遺伝子は遺伝子そのものが楽譜と一意に対応がつく
- 遺伝子は深さ3の木構造をもつ
- 深さ1において、各ノードは小節を区切るデリミタをもつ
- 深さ2において、各ノードは根音に相当する音名

記号をもつ

- 深さ3において、各ノードは主旋律を構成する音の音名記号を持つ
- 各ノードが持つ枝の数は始めに決めておき個定数とする

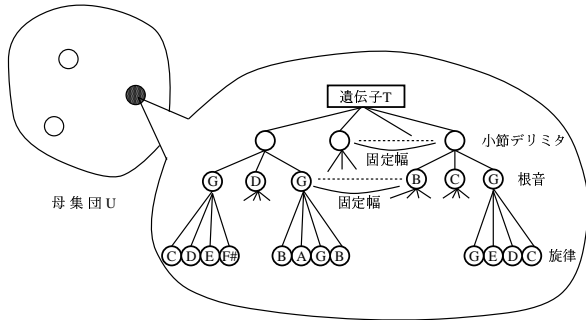


図5 遺伝子の例

3.2.2 遺伝子の評価

先の手法で作成した HMM 群 M を用い各遺伝子 T の評価を行う評価関数 $V(T)$ を定める。評価値は獲得した特徴である小節の先頭根音の流れ、小節と根音の関係、根音と旋律の関係を元に各特徴要素ごとの評価値を $V_{bar}(T), V_{root}(T), V_{note}(T)$ とし、を以下のように求める。

$$V_{bar}(T) = (bar_T | M_{bar})$$

$$V_{root}(T) = \prod_{n=0}^{length(bar_T)-1} (root_n^{bar_T(n)} | M_{root}^{bar_T(n)})$$

$$V_{note}(T)$$

$$= \prod_{i=0}^{length(bar_T)-1} \prod_{j=0}^{length(root_i)-1} (note_{ij}^{root_i(j)} | M_{note}^{root_{Tj}(i)})$$

各特徴要素ごとの表現度を求め、各評価値を元に遺伝子 T に対し学習対象としたフレーズの特徴の表現度である評価値を以下の評価関数 $V(T)$ を用いて求める。

$$V(T) = V_{bar}(T) V_{root}(T) V_{note}(T)$$

複数個の曲を元にメロディーの作成を行う場合、同様に各 i 個の曲から i 個の HMM 群 M を i 個作成しそれぞれを M_i と表し、以下の手法で評価値を求める。

$$V_i(T) = (T | M_i)$$

$$V(T) = \sum_{n=1}^i V_n(T)$$

以上の手法により母集団における各遺伝子の評価値を求め、それぞれの曲からの特徴の表現度として用いる。

3.2.3 選択、淘汰

母集団が次世代に入れ替わる過程において、どの遺伝子を次世代に残すかという判定を、人が一度思い浮かんだメロディーがその後の作成に強く影響を与えるということをなぞらえ定める。ここでは、求めた遺伝子 T の評価値 $V(T)$ を全遺伝子の評価値の和に比例した確率を元に行うルーレット選択法、また、同時に評価値の高い上位遺伝子の数個体 (1% ~ %3程度) をそのまま次世代に残すエリート戦略を用いる。これらの手法をとることで、同時に遺伝子の評価値における収束性を高めることも可能となる。

3.2.4 交叉

母集団におけるランダムに2つの遺伝子を選びだし、部分を組み替えることで次世代における遺伝子を作成する操作である。遺伝子は木構造の形を持つことにより、交叉操作は遺伝子における部分木の交換を行うことで操作を行う (図6)。部分木の交換は同じ深さで行い、また、交換する部分木の数はつねに同数とすることで、木の形を保持をする。

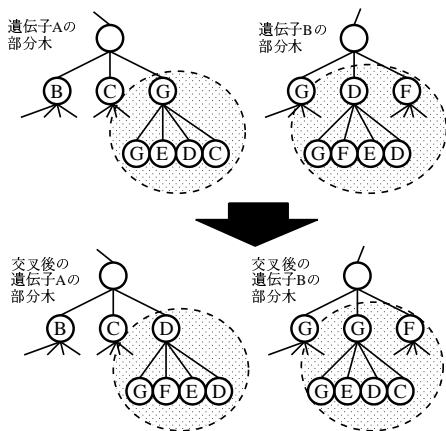


図6 例:部分木における交叉

3.2.5 突然変異

母集団からランダムに1つの遺伝子を選びだし、部分を新たにランダムに作り出す。遺伝子が木構造をもつので、ここでは選択した遺伝子より部分木を選びだし、選びだした部分木をランダムに作り直すことで突然変異を行わせる。突然変異はが行われることで、その時点まで存在し得なかった個体を作り出すことが可能となる。

3.2.6 終了条件

世代の更新作業を終了する判定条件として、世代における最適遺伝子の評価値が設定した世代数の間更新されなかった場合、更新を終了しその世代における最適遺伝子を準最適解とし、その遺伝子をメロディーとして出力する。値の収束性を高めるように選択、淘汰

を行うが値の収束は保証されていないため、同時に設定世代数の間更新されれば終了とし、その世代における遺伝子をメロディーとして出力する。

4. 実験

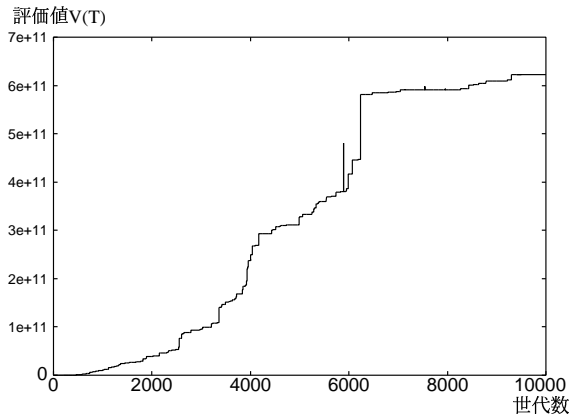


図7 最良遺伝子の評価値 $V(T)$



図8 作成例1



図9 作成例2

以上の手法によりメロディーの作成実験を行う。本実験では、特徴獲得対象とする曲として Bach 作曲の Goldberg Variations より長調の曲である aria, No.1, No.5, No.6, No.7 を用い特徴の獲得を行いメロディーの作成を行うことで、特徴を表現したメロディーが作成されるかを検証する。各曲からフレーズを抜き出し、フレーズを楽譜に変換し教師データとし、3/4 の拍子、12 小節のメロディーの作成を行う。実験条件として各特徴獲得用 HMM の状態数を 5 とし、そして、GP における環境パラメータを世代における遺伝子数 200、交叉確率 10%、突然変異確率 3%、エリート戦略においての持ち越し遺伝子割合 1%、世代更新終了数 10000 世代、収束条件として 1000 世代間の評価値の変化が起らない、という条件とする。以上の条件のもとメロディーの作成を行い、その場合の収束を表 (図 7) として示し、楽譜 (図 8)、を表す。さらに同条件のもと、学習対象である曲に異質な雰囲気を持つ曲 E.Satie 作曲 Gymnopedie より No.1, No.2, を加え、作成される曲にどのように変化が起こるか、メロディー作成を行い楽譜を表す (図 9)。

楽譜 (図 8) を見てみると、本実験で着目した、小節の根音の進行、根音と旋律の関係といった点において作成結果を見てみると、両メロディーにおいて根音と対応する旋律の間には、明らかな不協和音といったものは見られず、また、曲の進行も、学習に用いた曲が持つ用に急激な進行の変化といった物は見られず、穏やかな流れを持つものができている。しかし作成されるメロディーには、同じ旋律が表れている部分も多々見られ、メロディーとしては単調なものが作成されている。ある程度主観的に類似性の高い曲を元に特徴の獲得を行ったため、高く評価されるフレーズが定まってしまったためだと考えられる。

異なる曲調の曲を元に場合 (図 9)、学習させた曲調とは異なる曲調のメロディーが作成されている。まだ結果の分析には至らないが、新たなメロディーの進化というものを示唆している。

5. おわりに

本研究では以下のことを行った。

- 楽譜から特徴を系列化し HMM により特徴の獲得
- HMM を付加した GP によるメロディー作成手法の提案と実験

問題は残るものの、対象曲の楽譜から得られる特徴をとらえメロディーを作成する手法として、ある程度の結果が得られた。獲得対象として捉えるべき特徴

は数多く考えられるが、今回の小節、根音、主旋律といった構造から生まれる特徴に着目することで、作成結果メロディーに旋律と根音のハーモニー等の点において、学習対象曲の楽譜的な特徴をよく表している。

GP の評価において HMM を用いることで作成対象を目的の元に絞り込むことは有効である。しかし作成した HMM が静的なものであるが故に GP における進化過程に世代が進むことで発生するメロディーが強く束縛されてしまい、作成結果に新たなメロディーを期待するならば、更新世代数を非常に長い間繰り返さなければならなくなる。曲調を含め新たなメロディーを作成するといった試みを、本実験では大きく 2 種類の曲調を持つ学習対象曲を用いることで特徴獲得を行いそれを元に新たなメロディーを作成することで行ったが、2 つの知識を元に和集合的なものになりがちであった。静的な評価基準を元に新たなメロディーを作成する手法として、例えば、評価基準を世代に応じて遷移させることで進化形態に多様性を求める等、新たなメロディーを作成することについて更なる考察が必要である。

参考文献

- 1) Chun-Chi J.Chen , Risto Miikkulainen “Creating Melodies with Evolving Recurrent Neural Networks” Proceedings of the 2001 International Joint Conference on Neural Networks, p.6, IEEE, 2001.
- 2) 安容 燮, 松永 建: 人間の感情価を変数としたマルコフ過程による作曲法、音楽情報科学研究会 p.6, 28-6, 1998
- 3) 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
- 4) 阿江 忠: 階層構造の脳型のコンピュータ、電子情報通信学会誌, Vol.81, No.9, pp.884-887, 1998
- 5) Nao Tokui, Hitoshi Iba “Music Composition with Interactive Evolutionary Computation” Proc. 3rd International Conference on Generative Art , Milan, Italy, p.11, 2000.
- 6) 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.