

BayesianBand : 旋律の予測に基づいた自動伴奏システム

北原 鉄朗^{†,††} 徳網 亮輔^{††} 戸谷 直之^{††}
橋本 寿政^{††} 片寄 晴弘^{†,††}

BayesianBand: An Accompaniment System based on Melody Prediction

TETSURO KITAHARA,^{†,††} RYOSUKE TOKUAMI,^{††} NAOYUKI TOTANI,^{††}
TOSHIMASA HASHIMOTO^{††} and HARUHIRO KATAYOSE^{†,††}

1. はじめに

人間が誰かとインタラクションを取るとき、相手の行動を予測しながら自分の取るべき行動を考えることは少なくない。この「相手の行動を予測する」機能は、人間と計算機とのインタラクションにおいても本質的な役割を担うと考えられる。特に音楽では時間的同期性が重要であるため、自動伴奏システムなどでは遅延は致命的である。そのため、人間の行動（演奏など）を予測することは不可欠である。

本稿では、予測に基づくインタラクティブ音楽システムの一例として、ユーザの演奏をリアルタイムに予測して伴奏を付与する自動伴奏システム BayesianBand を提案する。優れた音楽家は、初めて聴く楽曲でも、自身の経験に基づいて次の展開を予測し、伴奏をすることができる。本研究の目的は、こういった音楽家の能力を計算機上で実現することにある。

2. BayesianBand: 予測型自動伴奏システム

本システムでは、ユーザが演奏する未知の旋律に対して、その次の展開を予測して、それに合ったコードをリアルタイムで推定し、伴奏を行う。これまで様々な自動伴奏システムやジャムセッションシステムが開発されてきた。しかし、自動伴奏システムでは、ユーザの主導するテンポ変化への追従を目的としており、楽譜は既知とすることが多かった¹⁾。ジャムセッションシステムでは、楽譜は既知としないものの、コード進行は既知とすることが多かった²⁾。また、与えられた旋律にコード進行を付与する研究は数多く存在する³⁾

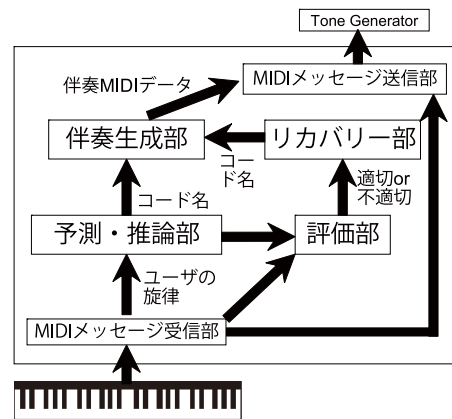


図 1 BayesianBand の全体像

が、旋律が最初から最後まで参照可能であることを前提としていた。一方「豊次郎」⁴⁾では、様々な旋律と伴奏の組をデータベース (DB) として保持し、ユーザの旋律を DB からリアルタイムに探索し、それに合った伴奏を出力する。DB にユーザの旋律と十分近い旋律がない場合には段階的に抽象化を行うことで、データスパースネス問題に対処している。しかし、確率モデルによらない事例探索型の手法で完全に未知の旋律に対応するのは、一般的に困難である。

本研究で構築するシステムの全体像を図 1 に示す。本システムの主な機能は、ユーザの演奏を予測してそれに合ったコードを推論することである。しかし、実際に弾かれた音が予測結果と異なり不協和音を生じさせる場合もある。そのような場合には、適切なコードを再推論して修正することも必要である。以上から本研究の課題は、次の 3 つに集約される。

課題 1 ユーザの演奏をどのように予測し、コードを推論するか。

課題 2 予測結果の適切さをどのように評価するか。

課題 3 予測結果が適切でないとき、どのタイミングでどのようにしてリカバリーを行うか。

[†] 科学技術振興機構 CREST CrestMuse プロジェクト
CrestMuse Project, CREST, JST

^{††} 関西学院大学理工学部
Sch'1 of Science and Technology, Kwansai Gakuin Univ.

本研究ではこれら3つの課題に取り組むが、本稿では、紙面の都合上、課題1のみを扱う。

3. ユーザの演奏の予測とコードの推論

3.1 問題設定

前章で述べたように、入力はユーザが弾いた旋律、出力はコード名である。コードは半小節(2拍)ごとに変わるものとし、現在の半小節の旋律から次の半小節の旋律を予測し、それに合うコード名を推論する。簡単のため、入力旋律は単旋律とし、調は既知とする。

3.2 Bayesian Network による解法

コード進行における各コードは、同時に発音される他のパート(主に主旋律)と不協和にならないように決めるのが原則であるが、コード進行と主旋律には、それぞれに時間軸上の因果関係が存在する。そのため、主旋律における時間的因果関係(R1)、コード進行における時間的因果関係(R2)、同時刻における主旋律とコードの因果関係(R3)を同時に記述して推論できるモデルが必要である。

本稿では、この条件を満たす推論モデルとして Bayesian Network を用いる。Bayesian Network は自由度の高い確率モデルで、任意の確率事象間の確率的因果関係を有向グラフで記述することができる。旋律の予測やコード付けの研究では N-gram モデルや隠れマルコフモデルを用いることが多いが、これらで R1 と R2 の両方を記述するのは困難である。Bayesian Network はこれらを包含するモデルであり、こういった複雑な因果関係を容易に記述しうる。

我々が構築したネットワークを図2に示す。図中の白いノードは現在までの時刻における主旋律およびコード名で、推論時に既知の情報である。これらの情報(エビデンスという)をセットして推論を実行することで、次の時刻の主旋律とコード名の確率分布を推定する。このネットワークは単結合なので、この確率分布は Pearl の確率伝播法⁵⁾で効率的に求めることができる。現在の実装では、この推論処理は、各半小節が終わる直前に行われる。そのため、 n_t は現在の半小節の最後の音符、 n_{t-1} はその直前の音符、 n_{t+1} は次の半小節の最初の音符となる。

4. 実装・試用結果

4.1 実装

以上で述べた自動伴奏システムを Max/MSP 上で実装した。ただし、図1のうち「評価部」と「リカバリ部」は未実装である! 予測・推論部」は Java で Max/MSP 用オブジェクトとして実装した。Bayesian

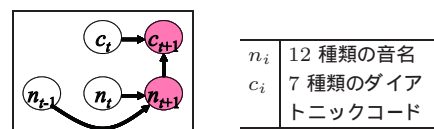


図2 旋律予測およびコード推論のための Bayesian Network (左) と各ノードが取りうる値(右)。 n_t と c_t がそれぞれ現在の時刻における入力旋律の音符とコード名、 n_{t-1} がその直前の音符、 n_{t+1} と c_{t+1} が予測・推論すべき主旋律の音符とコード名を表す。白いノードは推論時に既知の情報、色付きのノードは未知の情報であることを示す。

Network の学習・推論には Weka を利用した。学習には、文献6)に掲載されている全206曲および文献7)から抜粋した209曲のデータを用いた。

4.2 試用結果

本システムを使用した結果、弾いたメロディとある程度合ったコード進行を生成することができた。特に、 $C \rightarrow F \rightarrow Dm$ や $Dm \rightarrow G \rightarrow C$ などのよく用いられるコード進行を再現することができた。また、本システムを CrestMuse シンポジウム2008 で実演したところ好評を得ることができた。

本システムでモデル化されている3種類の因果関係のうち、R2は比較的パターン化されている場合が多い。そのため、たとえば $c_t = C$ であれば、 n_t や n_{t+1} がどんな値であっても $c_{t+1} = F$ の確率が最も高くなるという傾向が見られた。今後、学習データをさらに増やすなどして解決する必要がある。

5. おわりに

本稿では、ユーザの演奏を予測して伴奏を付与する自動伴奏システム BayesianBand を提案した。本稿では課題2と課題3は割愛したが、これらも本稿で用いた Bayesian Network を用いることで解決できる見込みを得ている。これについては稿を改めて報告したい。

参考文献

- 1) 堀内: 演奏するコンピュータ, システム制御情報学会誌, 46, 11, pp.671-676 (2002).
- 2) 青野: ジャムセッションシステム, コンピュータと音楽の世界, pp.283-305, 共立出版 (1999).
- 3) 川上他: 隠れマルコフモデルを用いた旋律への自動和声付け, 情報研報, 99-MUS-34 (2000).
- 4) 豊田, 片寄: 流しミュージシャンシステム: 豊二郎, インタラクシオン 2005, A110 (2005).
- 5) Pearl, J.: *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*, Morgan Kaufmann (1988).
- 6) 伊藤: ザ・プロフェッショナル・スタンダード・ジャズ・ハンドブック, 中央アート出版社 (1992).
- 7) 高嶋: スタンダードジャズのすべて1, 全音楽譜出版社 (1998).