

手の自然な動きを考慮した隠れ変数付き 隠れマルコフモデルに基づくピアノ運指決定

米林 裕一郎[†] 亀岡 弘 和^{†,☆} 嵯峨山 茂樹[†]

隠れマルコフモデル (HMM) を用いた我々のピアノ運指決定手法を精密化するため、手の自然な動きを考慮した隠れ変数を組み込んだ拡張 HMM を提案し、その有効性を示した。また、運指ラベル付き楽譜データを用いたパラメータ学習を行い、我々の運指決定モデルの特徴を実証するとともに性能を定性・定量評価した。また、運指決定における重要な要因と考えられる時間情報 (休符長、音符長) を我々の運指決定モデルに組み込む方法についても検討を行った。

Automatic Piano Fingering Decision Based on Hidden Markov Models with Latent Variables in Consideration of Natural Hand Motions

YUICHIRO YONEBAYASHI,[†] HIROKAZU KAMEOKA^{†,☆}
and SHIGEKI SAGAYAMA[†]

We propose an extended Hidden Markov Model (HMM) incorporating latent variables in consideration of natural hand motions in piano performances in order to refine our piano fingering algorithm based on HMMs. We used score data tagged with fingering information to perform parameter learning and verified the characteristics of our fingering decision models, as well as made qualitative and quantitative evaluations on them. Moreover, we examined possible methods to incorporate other important factors of fingering decision such as time information (lengths of notes or rests) into our models.

1. はじめに

本稿は、手の自然な動きを考慮した隠れ変数を組み込んだ隠れマルコフモデルに基づくピアノ運指決定手法を提案する。

運指の自動決定は、ピアノ自習者への模範演奏の提示、曲の難易度判定や難易度をクエリーとした練習曲検索など、効率的な演奏上達を促す支援システムへの応用が考えられる。手の大きな/小さな演奏者、指を欠損/故障した演奏者など、様々なケースへ対応可能な運指決定の実現により実用性の高い応用が期待される。運指をピアノ演奏ロボットの動作計画と考えれば、ピアノ演奏に限定せず一般にロボット指/脚を使う作業全般への展開も期待できる。

ピアノ運指決定の既存研究の多くは片手の単旋律を対象とし、統計的手法¹⁾、隣接する音符間の運指コス

ト関数を用いる手法²⁾⁴⁾、rule-based な手法³⁾ などが見られる。我々の手法⁵⁾ は確率論的アプローチを取っていることが特徴である。

ピアノ演奏時の手指の形およびその自然な動きを定式化することは、前述のような応用を実現するための重要な課題である。我々が行った前回の実験⁵⁾ から、既存研究²⁾⁴⁾ に見られるような隣り合った音符 (音程) の演奏し易さの定式化だけでは自然な運指を説明できないこと、手の自然な動きの定式化が運指決定モデルの精密化に必要であることが明らかとなった。

そこで、我々は隠れ変数付き隠れマルコフモデルを導入し、手の自然な動きを手指ポジション変数の最小限の変動として定式化した。学習データを用いた検証実験では、前回の実験⁵⁾ より多数の曲を使用し、我々の運指決定モデルの特徴を実証するとともに手の自然な動きがどの程度実現したかを定量・定性評価した。

以下では、片手の単旋律の場合のピアノ運指自動決定を論じるが、その基本原理は両手・多重音・多旋律の場合にも拡張可能である。

[†] 東京大学大学院情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo

[☆] 現在、NTT コミュニケーション科学基礎研究所に勤務
Presently with NTT Communication Science Laboratories

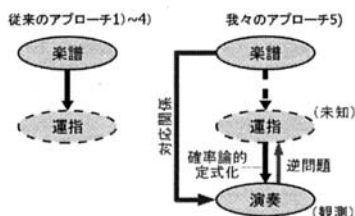


図 1 我々の確率論的アプローチ
Fig. 1 Our Probabilistic Approach

2. HMMに基づくピアノ運指の自動決定

2.1 ピアノ演奏および運指決定の定式化

運指の自動決定は、理想的なピアノ演奏者が行うであろう最も尤もらしい運指を推定する問題として定式化できる。つまり、運指決定にはピアノ演奏の確率モデルが本質的に重要である。

既存研究では楽譜から直接運指を決定しようとするアプローチが多いが²⁾⁴⁾、音程の演奏し易さを表す局所的な目的関数の数理的意味付けが困難である。それに対して、我々は(間違えずに弾かれた)理想的なピアノ演奏を「結果」とし、それをもたらした「原因」である運指を最大事後確率推定 (MAP 推定) するような確率論的逆問題として運指決定を捉える (図 1)。演奏の生成モデルには運指の物理的制約や慣習など、様々な確率論的要因を組み込むことができ、それらは数理的な意味を持つ局所的な目的関数として設計できる。

ピアノ演奏とは、適切な手指状態の遷移系列から、現在の鍵から次の鍵へと打鍵位置の物理空間内の移動 (以後、打鍵移動と呼ぶ) を (楽譜に合致するように) 生み出すことであると考えられる。そのような遷移が未知である場合に、もっとも適切な解を得るのが自動運指決定である。ピアノ演奏を表す打鍵の系列 K および音符長の系列 T に対し、それを生成した運指の系列 S の事後確率は次の式で与えられる：

$$p(S|K, T) \propto p(K, T|S) \cdot p(S) \\ \approx \prod_{i=1}^N p((k_{i-1}, k_i), t_{i-1}|s_i, s_{i-1}) \cdot \prod_{i=1}^N p(s_i|s_{i-1}) \quad (1)$$

上式から、運指を含む手指状態を隠れ状態とし、現在の打鍵から次の打鍵への移動 (音程の演奏) を出力とする遷移出力型 HMM が運指決定モデルに適していることが分かる (図 2)。従って運指決定は、最大事後確率を持つ運指の遷移経路を Viterbi 探索により求める問題として定式化できる。

我々の研究⁵⁾では、前述の仮説に基づく運指決定モデルの基本性能を検証するため、音符長の系列 T を含まない簡略化・近似されたモデルを用いた。具体的には、HMM 出力を表す打鍵移動 (音程の演奏) を鍵

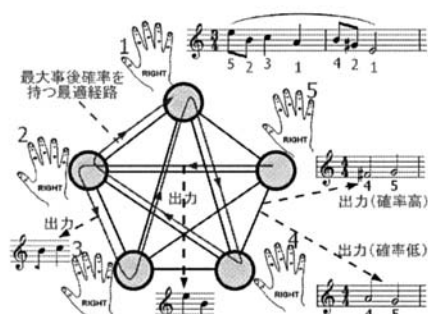


図 2 HMM を用いた運指決定モデル
Fig. 2 Fingering Model with HMM



図 3 HMM 出力確率分布
Fig. 3 HMM Emission Probability Distribution



図 4 手の動きが不安定・不自然な運指推定結果
Fig. 4 Awkward Hand Motions in Our Previous Results

盤上での左右/奥行き移動の 2 次元ベクトルとして表し、出力されるベクトルの分布は Gauss 分布に従うというモデル近似を行った。例として、右手中指から小指への遷移における HMM 出力確率分布を図 3 に表す。この図は、右手中指で F# (2 次元座標系の原点) を打鍵している場合、次の小指での打鍵は A (2 次元 Gauss 分布の平均) である確率が一番高いことを示している。

2.2 モデルに内在する問題点

前述の運指決定モデルは、各音符での手指状態は直前の音符での手指状態とその音符長にのみ依存するという最小限の仮説 (マルコフ性) に基づいているため、それ以外の運指の制約を表現できないという問題がある。実際、我々の研究⁵⁾では、隣り合った音符の指間隔と鍵間隔が対応しているものの手の動きが不安定・不自然な箇所が実験結果に見られた (図 4)。第 3 章では、手の自然な動きを考慮した隠れ変数付き隠れマルコフモデルの導入によりこの問題点の改善を目指す。

また、簡略化・近似された HMM 出力空間を用いる場合、運指決定上の詳細な物理的制約や慣習を反映できない問題点もある。具体的には、我々は HMM 出

力空間のパラメータとしてピッチ情報のみを実装したが、式 (1) に含まれる音符長のほか休符長、音の強さ、音色など、楽譜で明示的/暗示的に示される広義の演奏情報を HMM 出力空間に含めるべきである。そこで第 4 章の実験でこの問題点を検証するとともに、第 6 章では今後の課題として休符長、音符長を検討する。

3. 隠れ変数付き隠れマルコフモデル

3.1 定義

この節では、隠れ変数付き HMM の定義を行う。

隠れ変数 q_i は連続値を取ることができ、隠れ状態遷移毎に値が更新される（遷移する）ものとする。さらに HMM の出力確率分布は q_i の値の影響を受けると前提する。これらの前提から、ピアノ演奏を表す打鍵の系列 K 、音符長の系列 T 、運指の遷移系列を S 、隠れ変数の遷移系列 Q に対し、手指状態 $(S, Q) = \{s_i, q_i\} (i = 1, \dots, N)$ の事後確率は：

$$p(S, Q | K, T) \approx \prod_{i=1}^N \underbrace{p((k_{i-1}, k_i), t_{i-1} | s_i, s_{i-1}, q_i, q_{i-1})}_{\text{出力確率}} \cdot \prod_{i=1}^N \underbrace{p(s_i, q_i | s_{i-1}, q_{i-1})}_{\text{遷移確率 (*)}} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} (*) &= p(s_i | s_{i-1}, q_{i-1}) \cdot p(q_i | s_i, s_{i-1}, q_{i-1}) \\ &= \underbrace{p(s_i | s_{i-1})}_{\text{状態遷移確率}} \cdot \underbrace{p(q_i | q_{i-1})}_{\text{隠れ変数遷移確率}} \end{aligned} \quad (3)$$

と表される。式 (2) と式 (3) から、

$$p(S, Q | K, T) \propto \prod_{i=1}^N p((k_{i-1}, k_i), t_{i-1} | s_i, s_{i-1}, q_i, q_{i-1}) \cdot \prod_{i=1}^N p(s_i | s_{i-1}) \cdot \prod_{i=1}^N p(q_i | q_{i-1}) \quad (4)$$

式 (4) の事後確率を最大化する手指状態 (S, Q) を求めるには、以下の $\delta_{s_i}(i)$ を再帰的に最大化する DP 問題を考えれば十分である：

$$\begin{aligned} \delta_{s_i}(i) &= \max_{\{s_{i-1}, q_i\}} \left(\delta_{s_{i-1}}(i-1) \cdot p(s_i | s_{i-1}) \cdot \underbrace{p((k_{i-1}, k_i), t_{i-1} | s_i, s_{i-1}, q_i, q_{i-1}) \cdot p(q_i | q_{i-1})}_{(**)} \right) \\ &= \max_{\{s_{i-1}\}} \left(\delta_{s_{i-1}}(i-1) \cdot p(s_i | s_{i-1}) \cdot \max_{\{q_i\}} (**) \right) \quad (5) \\ \psi_{s_i}(i) &= \operatorname{argmax}_{\{s_{i-1}, q_i\}} \left(\dots \right) \quad (6) \end{aligned}$$

なお、(**) 中の q_{i-1} の値は $\psi_{s_{i-1}}(i-1)$ の再帰的計算から得られる。式 (5) における (**) の最大化は、 s_i, s_{i-1}, q_{i-1} が与えられた場合の「隠れ変数 q_i の条件付き MAP 推定」とでも言えるものである。つまり、(**) を最大化する隠れ変数の条件付き MAP 推定により q_i の値を求め、その後 $\delta_{s_i}(i)$ を算出することで Viterbi 探索が可能になる。

隠れ変数はそれ自体汎用的なパラメータであるが、その値を条件付き MAP 推定する具体的な式は隠れ変数の特性により異なる。以降の節では、演奏時の手指ポジションを隠れ変数とする場合の条件付き MAP 推定について説明する。

3.2 隠れ変数としての手指ポジション

ピアノ演奏の直観から、5 本の各指は鍵盤上のある左右位置の上で準備されていると言え、そのような準備状態は演奏時に大きく変動しないのが自然で安定していると考えられる。実際、図 4 に示した不安定・不自然な手の動きは、5 本指の準備状態が頻繁に大きく変動するため演奏者が敬遠しやすいと解釈できる。楽曲は通常演奏しやすいように作曲されているはずであり、そのために演奏者は 5 本指の準備状態があまり変動しない運指を選びやすいと考えることもできる。

従って本稿では、5 本の各指の鍵盤上での左右位置（準備状態）を表す 5 次元パラメータを手指ポジションと呼び、手指ポジションを隠れ変数とする隠れ変数付き HMM を用いて手指ポジション変動のできるだけ少ない運指を推定する方法を提案する。手指ポジションからは演奏時の手指の形を導出できると考えられることから、このような隠れ変数付き HMM は手の自然な動きや形を考慮した運指決定モデルと言える。

3.3 打鍵が可能な手指ポジションに関する仮説

例えば、人差し指から薬指への遷移で D# から F# への打鍵移動を行う場合、人差し指/薬指はそれぞれ D#/F# の打鍵を準備しなければならず、それ以外の指の準備状態も手の物理的構造の制約からほぼ決まると考察できる。従って、直前の時刻から現在への遷移過程において打鍵動作が可能な手指ポジションは限られていると考えられることができる。つまり、

$$p((k_{i-1}, k_i), t_{i-1} | s_i, s_{i-1}, q_i, q_{i-1}) = \begin{cases} p((k_{i-1}, k_i), t_{i-1} | s_i, s_{i-1}) & (q_i : \text{打鍵が可能な手指ポジション}) \\ 0 & (q_i : \text{打鍵が不可能な手指ポジション}) \end{cases} \quad (7)$$

この考察に基づき、打鍵が可能な手指ポジション q_i は、直前/現在の時刻に打鍵する指 s_{i-1}, s_i 、およびそ

の鍵位置 k_{i-1}, k_i の関数 $f(s_i, s_{i-1}, k_i, k_{i-1})$ で表せるという仮説を置き、この関数 f を手指ポジション関数と呼ぶ。式 (7) は手指ポジション関数 f を使って

$$\begin{aligned} p((k_{i-1}, k_i), t_{i-1} | s_i, s_{i-1}, q_i, q_{i-1}) \\ = p(k_{i-1}, k_i, t_{i-1} | s_i, s_{i-1}) \\ \cdot \chi_{q_i} = f(s_i, s_{i-1}, k_i, k_{i-1}) \end{aligned} \quad (8)$$

と書き直せる (χ は定義関数を表す)。

3.4 手指ポジション移動に関する仮説

3.2 の考察に基づく手指ポジションの遷移モデルを簡略化するため、手指ポジションの遷移確率はポジション間のユークリッド距離の関数で表される (距離が小さいほど高い確率になる) という仮説を置く。

$$p(q_i | q_{i-1}) = p(d(q_{i-1}, q_i)) \quad (9)$$

3.5 手指ポジションの条件付き MAP 推定

前述の仮説から、3.1 節の条件付き MAP 推定を解析的に解くことが可能になる。つまり、条件付き事後確率 (**) を最大化する手指ポジション q_i は手指ポジション関数 $q_i = f(s_i, s_{i-1}, k_i, k_{i-1})$ で表される。特に、手指ポジション関数 f は運指ラベル付きデータから手指ポジションを算出する際にも利用できる。

4. 評価実験

HMM に基づく運指決定モデルに内在する問題点 (2.2 節) を実証し、隠れ変数の導入による効果を定性・定量評価するための実験を行った。

4.1 実験条件

バッハ (インベンション)、モーツァルト (ピアノソナタ)、ベートーヴェン (ピアノソナタ)、ショパン (練習曲) の中から右手単旋律を含む 16 曲分について、ピアノ演奏の立場から適切と考えられる運指ラベル付き楽譜データ (音符数は約 17,000) を作成し、モデルパラメータ学習のための学習データ・テストデータとして用いた。運指のラベル付けは、楽譜に記載された部分的な運指に従い全体を補完する形で行った。ただ今後の課題として、運指ラベルの高信頼性を確保するための専門家によるチェックが必要と考えている。

テストデータ選択の推定精度への影響を回避するため、パラメータ学習には jackknife test 法を用いた。

4.1.1 パラメータ学習方法

モデルのパラメータ学習を以下の通り行った：

- ・状態遷移確率 運指ラベルの 2-gram から算出
- ・出力確率分布 分布は GMM に従うと仮定し、学習データから得られる HMM 出力サンプルを元に GMM のパラメータを EM 推定
- ・隠れ変数遷移確率分布 学習データから手指ポジ

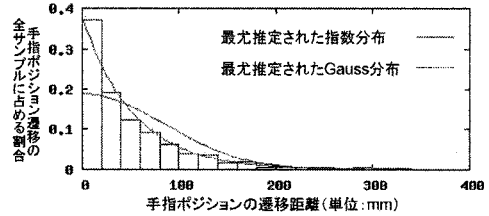


図 5 手指ポジション遷移の分布
Fig. 5 Distribution of finger position transitions

ション関数 f を用いて算出される隠れ変数遷移サンプルを元に、遷移確率分布を最尤推定

このように学習された運指決定モデルのパラメータは、ラベル付けされた正解運指の事後確率を最大化するという確率論的意味を持つことが容易に示せる。

なお、隠れ変数 (手指ポジション) の遷移確率 $p(d(q_{i-1}, q_i))$ の分布モデルとしては、運指ラベル付きデータから得られる遷移サンプルから判断して指数分布を選択した (図 5)。手指ポジションの遷移確率分布モデルの検討が今後の課題となる。

4.1.2 同じ指への遷移に関する配慮

学習データ中に同じ指への遷移サンプルが少なく (全遷移数約 17,000 中約 360、2%程度)、対応する出力確率分布を十分に学習できないという問題がある。

本来、連続して同じ指を使う (同じ指へ遷移する) かどうかは、フレーズの切れ目、音符長・休符長、指すべりを行うかどうか、均一なタッチを意図するのかなど様々な観点から決定されるべき複雑な問題である。そこで同じ指への遷移の定式化・学習方法は今後の課題とし、暫定的対策として同じ指への遷移を禁止した (隠れ状態の自己遷移確率を 0 とした)。前述の自己遷移サンプル出現頻度 (全体の 2%) を考えれば、運指推定精度への悪影響は少ないと考えられる。

4.2 実験結果

4.2.1 隠れ変数導入前

隠れ変数を用いない HMM に基づく運指決定モデルにおいて、運指推定の精度 (テストデータにおいて運指を正解した音符数の割合) は 47.6%であった。2.2 で指摘したモデルに内在する問題点に基づき、運指推定エラーの原因分析・改善法を体系的に論じるため、運指推定エラーを以下の 5 つに分類した (図 6)。

- ・運指決定モデルのマルコフ性に起因するエラー
 - Type X: 不必要な指くぐり
 - Type L: 使う指が少ない
- ・HMM 出力空間の簡略化・近似に起因するエラー
 - Type C: 指の間隔と鍵の間隔の不適合
 - Type S: 連続して同じ指を使うべき
- ・その他のエラー

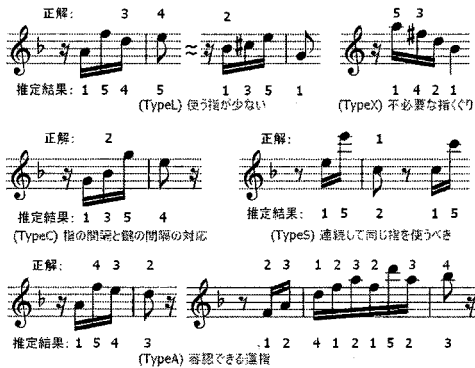


図 6 運指推定エラーの分類
Fig. 6 Fingering Decision Error Categories

	TypeC	TypeX	TypeL	TypeS	TypeA	Total
Beethoven	134	124	65	11	121	455
Bach	0	20	21	0	6	47
Chopin	64	175	19	1	36	295
Mozart	24	50	18	4	20	116
Total	222 (24%)	369 (40%)	123 (14%)	16 (2%)	183 (20%)	913 (100%)

図 7 エラー箇所数 (隠れ変数導入前)
Fig. 7 Error Counts (before using latent variables)

	TypeC	TypeX	TypeL	TypeS	TypeA	Total
Beethoven	124	58	64	11	131	388
Bach	3	7	20	0	7	37
Chopin	45	167	17	1	48	278
Mozart	28	33	14	4	24	103
Total	200 (25%)	265 (33%)	115 (14%)	16 (2%)	210 (26%)	806 (100%)

図 8 エラー箇所数 (隠れ変数導入後)
Fig. 8 Error Counts (after using latent variables)

- Type A: 容認できる運指

各エラー箇所の個数を図 7 に示した。

4.2.2 隠れ変数導入後

隠れ変数付き HMM に基づく運指決定モデルにおいて、運指推定の精度は 51.8% であり、運指ラベル付き楽譜データの全 16 曲について運指推定精度の改善が見られた。各エラー箇所の個数を図 8 に示した。

4.3 結果の考察

4.3.1 運指推定結果の一般的な考察

4.2.1 節の実験結果から、HMM に基づく運指決定モデルに内在する問題点 (2.2 節) が運指推定エラーとして顕在化していることが分かる。

- Type L, Type X:
運指モデルのマルコフ性に起因する不安定・不自然な手の動き

- Type C, Type S:

HMM 出力空間の簡略・近似に起因

前回の実験⁵⁾ における不安定・不自然な手の動きの箇所 (図 4) は Type L に分類される。

4.2.2 節の実験結果から、隠れ変数付き HMM の導入により推定精度が 4.2% 改善したことがわかる。実

		隠れ変数導入後					Total
隠れ変数導入前		TypeC	TypeX	TypeL	TypeS	TypeA	
	TypeX	32	248	2	0	11	76
Total	TypeL	2	2	99	0	3	123
		34 (7%)	250 (50%)	101 (21%)	0 (0%)	14 (3%)	492 (100%)

図 9 隠れ変数導入による効果
Fig. 9 Effects of Latent Variables

際、図 9 からは隠れ変数導入前の Type L, Type X の推定エラーの 22% が解消 (正解または Type A に改善) している。さらに、運指ラベル付き楽譜データの全 16 曲で推定精度が改善したことなどから、隠れ変数導入による有意な効果が得られたと考察できる。

なお、推定精度は 51.8% と比較的低いが、これは運指の複数候補を考慮していないこと (Type A のエラー) が原因の一つと考えられる。また、一音の運指推定エラーを修正すれば隣接する音のエラーも自動的に修正される傾向があることや、各推定エラー分類への対処により同類のエラーが同時に改善される可能性があることから、現時点の推定精度の低さは運指決定モデルの致命的欠陥ではないと考えられる。

4.3.2 モデルのマルコフ性に起因するエラー

モデルのマルコフ性に起因する Type X, Type L のエラーについては前述の通り、隠れ変数導入の有意な効果が得られたと考えている。しかし依然としてエラーが残っており (図 8)、更なる改善が必要である。

解消されていない Type X のエラーの多くは、人差し指を用いた指くぐりを頻発する運指である。中指/薬指を用いた指くぐりに比べ手指ポジションの移動が小さく、不自然な手指ポジション移動として抑制し切れていないことがわかる (解消されていない Type L のエラーについても同様)。原因として、楽譜上で隣接する音符の間にフレーズの切れ目や休符が存在する場合に、その箇所で起こる運指のリセットのために手指ポジションの大きな移動も起こりうるという事実を考慮しておらず、そのような手指ポジション移動のサンプルが隠れ変数遷移確率のパラメータ学習のノイズとなっている可能性が考えられる。今後の課題として、運指リセットの定式化が必要である。

頻発する指くぐりへのもう一つの改善策として、指くぐり中かどうかを表す隠れ状態/隠れ変数を導入し、指くぐりの起こるタイミングを定式化することも考えられる。図 6 における Type A の 2 つ目のエラー例は、拍の頭での指くぐりが好まれる傾向を示唆している。このことから、指くぐりの起こるタイミングが運指決定の要因として十分考えられる。

4.3.3 HMM 出力空間の近似に起因するエラー

図 6 における Type C のエラー例では、長 6 度音

程の演奏を中指・小指に割り当てており、指の間隔と鍵の間隔が対応していない。原因としては、フレーズの切れ目や休符の箇所で行われる運指リセットを考慮していないことが考えられる。つまり、運指リセットの箇所では、直前の運指に関わらず新たに運指を開始することも可能になるが、運指ラベル付きデータ中のそのような運指サンプルが出力確率分布のパラメータ学習のノイズとなっている可能性がある。同じ指への遷移に関する暫定的対策(4.1.2 節)により顕在化した Type S のエラーも含め、休符長/音符長やフレーズの切れ目を考慮した運指決定モデルの検討が課題となる(第 6 章で検討を行う)。

5. 隠れ変数付き HMM の考察

隠れ変数付き HMM は、隠れ状態と隠れ変数のマルコフモデルがパラレルに走りその結果観測系列が出力される、複合的な生成モデルと考えることができる。隠れ変数が有限個の離散的な値をとる(いわば「状態」)なら、2 層の HMM と見ることも可能であるが、隠れ変数の推定方法(条件付き MAP 推定)が隠れ状態のそれとは異なるという点で、2 種類の隠れ状態パラメータは同等ではない。

さらに隠れ変数付き HMM は、隠れ変数の遷移 $q_i \rightarrow q_{i+1}$ の分布を考えることで隠れ状態 s_{i-1}, s_i, s_{i+1} を緩やかに考慮したことになるため、隠れ状態遷移に関して 1 重マルコフと 2 重マルコフの中間の性質を持つと考えることができるかもしれない。

3.1 節における隠れ状態付き HMM の定義は汎用的なものであり、音声認識や形態素解析など他の分野への適用が期待できる。

6. 時間情報の考察

休符は、指が自由になる時間であり運指選択に大きな自由度をもたらすことから、運指決定の重要なファクタと考えられる。また休符はフレーズの切れ目かどうかを決定する一つの要因とも考えられる。

式(1)に見られるように、時間情報は運指決定モデルに既に組み込まれているが未実装である。運指ラベル付きデータを用いた今回の実験により、時間情報を含まない簡略モデルの基本性能が確認されたことから、休符長など時間情報の定式化による精度改善が次の重要な課題となる。以下の節ではその検討を行う。

6.1 HMM 出力空間における時間情報

HMM 出力として観測される打鍵移動(音程の演奏)の起こりやすさは、鍵の押下時間(音符長)や指が自由になる時間(休符長)からも影響を受けると考えられ

る。そこで、音符長/休符長パラメータを含む HMM 出力確率分布のモデル構築が課題と考えられる。

6.2 運指リセットを表す隠れ状態

4.3.2, 4.3.3 節で述べた運指リセット(直前の運指に関わらず新たに運指を開始すること)が演奏時に発生する要因の一つとして、休符長が考えられる。運指リセットの生起を確率論的に推定するため、運指リセットを表す隠れ状態「指 0」を定義し、「指 0」からの/ $\rightarrow$ への遷移、および対応する出力確率分布を同じにすることでリセットによる運指自由度を表現することが課題と考えられる。

6.3 隠れ変数遷移確率における時間情報

鍵の押下時間(音符長)が長ければ、その間に手指ポジションを変えることが容易になる。そこで式(4)における隠れ変数遷移確率 $p(q_i | q_{i-1}) = p(d(q_{i-1}, q_i))$ に音符長パラメータを含めるよう、運指事後確率の定式化を修正することが考えられる。

7. 結 論

隣り合った音符(音程)の演奏し易さだけで説明できない自然な運指を定式化するため手指ポジションの自然な移動に着目し、手指ポジションを隠れ変数として組み込んだ拡張 HMM を提案した。運指ラベル付きデータを用いたパラメータ学習により、提案するモデルの特徴を実証し性能を定性・定量評価した。さらに今後の課題として、休符、音符長など他の重要な運指決定の要因をモデルに組み込む方法を検討した。

謝 辞

本研究の一部は、科学技術振興機構 CREST プロジェクトの補助を受けて行われた。

参 考 文 献

- 1) 野口賢治, 野池賢二, 乾伸雄, 野瀬隆, 小谷善行, 西村彦彦, “n グラムの手法を用いたピアノ運指の推論,” 情報処理学会第 52 回全国大会講演論文集, Vol. 2, pp.101-102, 1996.
- 2) Melanie Hart, Robert Bosch, Elbert Tsai, “Finding Optimal Piano Fingerings,” The UMAP Journal 21(2), pp.167-177, 2000.
- 3) 林田教裕, 水谷哲也, “楽曲構造に基づくピアノ運指ルールの論理表現,” 情報処理学会第 65 回全国大会講演論文集, 2003.
- 4) Alia Al Kasimi, Eric Nichols, Christopher Raphael, “Automatic Fingering System (AFS),” available at <http://www.cs.indiana.edu/~epnichol/files/epn/ISMIR%202005%20Automatic%20Fingering%20System%20Kasimi%20Nichols%20Raphael.pdf>, 2005.
- 5) Yuichiro Yonebayashi, Hirokazu Kameoka, Shigeki Sagayama, “Automatic Decision of Piano Fingering Based on Hidden Markov Models,” In Proc. the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), pp.2915-2921, 2007.