

隠れマルコフモデルによる音楽演奏の音符列の推定

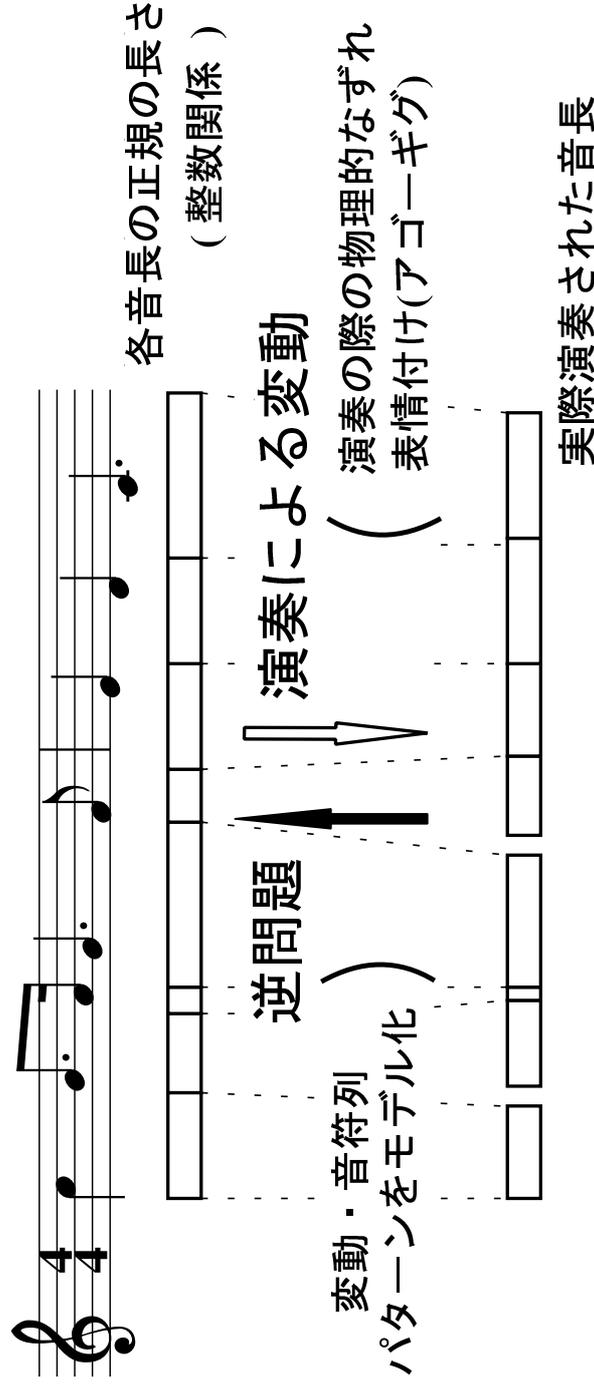
北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
知能情報処理学講座 嵯峨山・下平研究室

齋藤 直樹 中井 満 下平 博 嵯峨山 茂樹

1. 研究の目的と意図
2. 音符列推定に関して
3. HMM を用いた本手法のモデル化
4. 音楽的解析におけるモデル化と各種実験
5. まとめと今後の課題

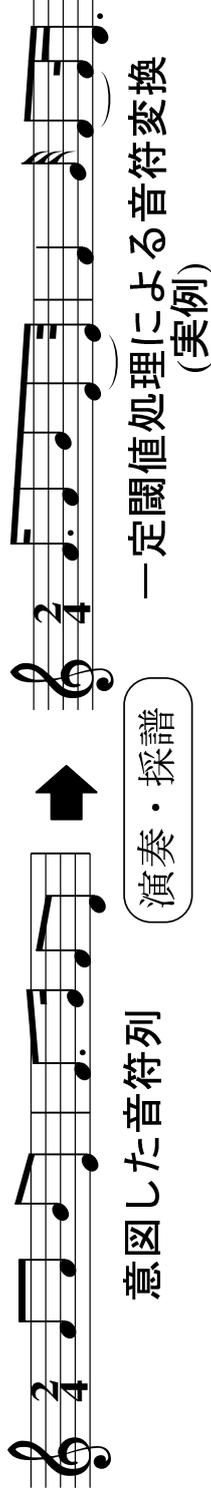
本研究の目的

- 本研究の目的
 1. 演奏の音長系列 から 音楽的意図 に基づく 音符列 を確率モデルを用いて推定しその精度の向上を目指す
 2. 楽譜投入・自動採譜に対し意図した楽譜を作成
- 逆問題としての音符列推定



音符列推定について

殆どの市販品：一定閾値による量子化 (quantize)



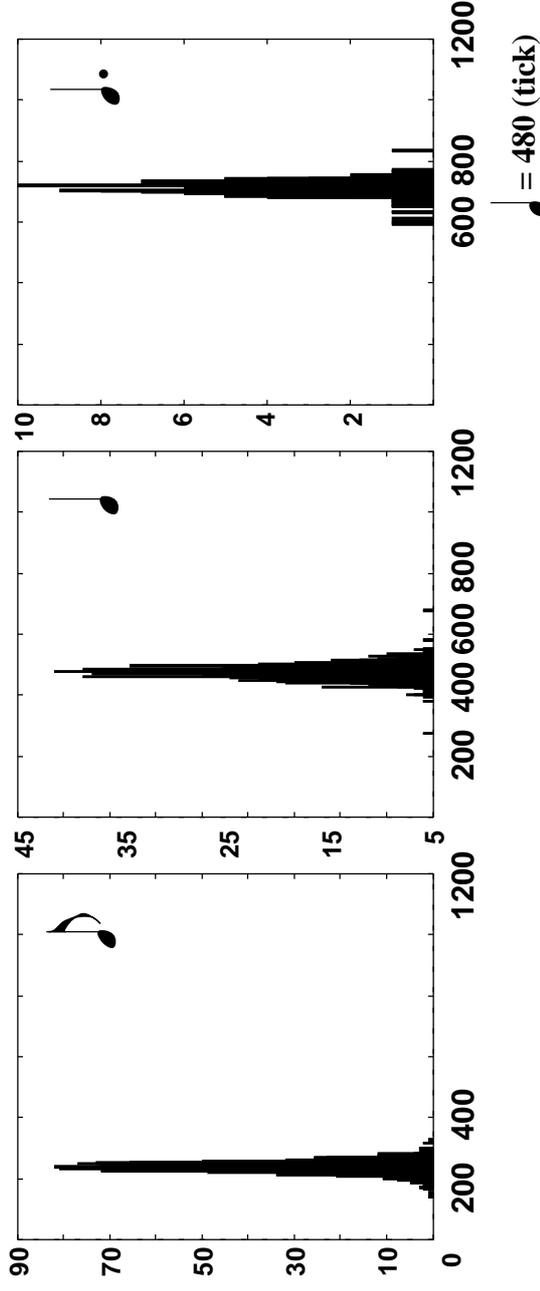
{ 演奏に忠実な音符変換だが、意図した音符列ではない
演奏の裏にある演奏者の意図を推定する必要あり



トップダウン(モデルベース)によるリズム理解
音声認識において有効性が示されている手法

	連続音声認識	音楽リズム認識
入力単位	文音声	楽曲
語彙	単語	リズムパターン
隠れ状態	音響イベント	音符
観測値	スペクトル列	物理的音符長列

モデル化（音長の変動モデル）：1



1. 音長の変動：確率分布としてモデル化する

2. 確率分布：正規分布による近似

平均： $\mu =$ 各音符の正規の長さ $\left\{ \begin{array}{l} A: \text{正規の音符長} \mu \text{ に対する変動率} \\ B: \text{音符長に依存しない固定分のずれ} \end{array} \right.$
 標準偏差： $\rho = A \times \mu + B$



最小自乗法により係数の決定

モデル化（音長の変動モデル）：2

モデルの想定テンポとの差、演奏者による違い



標準偏差をひろめに設定 $A : 0.06$, $B : 0.0114(S)$

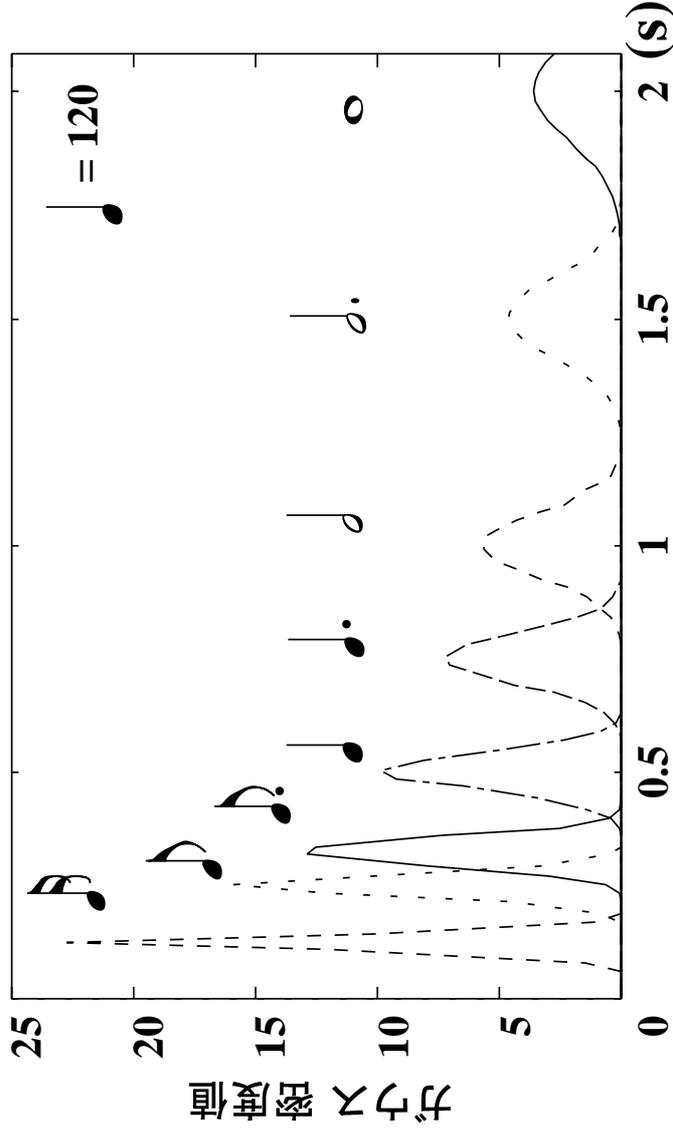


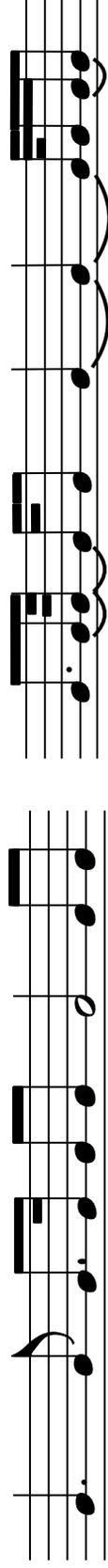
図 1. $\rho = 0.06\mu + 0.0114(s)$

ある音符 j が音長 x で演奏される確率 : $b_j(x)$

音符列モデル a_{ij}

揺らぎがある演奏でも人間には意図した音符列が伝わる

→ 出現しうる音符列を常識的な知識として持つ



ありえる音符列



まずありえない音符列

音声認識の言語(文法)モデルを考慮し音符の遷移を確率モデル化

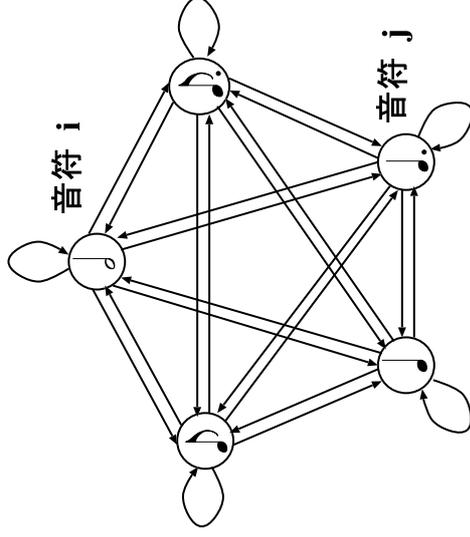


図 2. 2 音符連接モデル

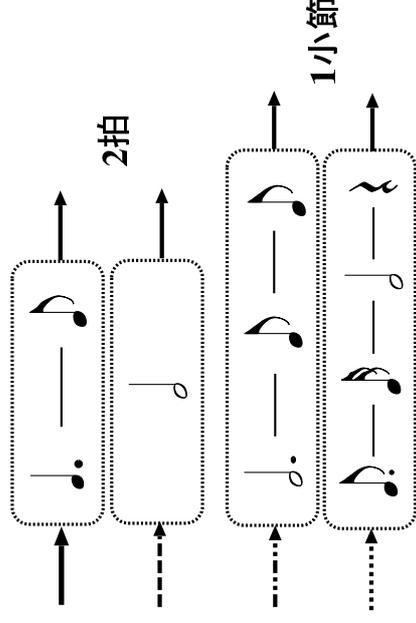


図 3. リズムパターン例

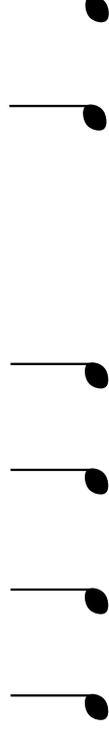
リズムパターンの統計結果

童謡・民謡・歌曲を対象に 4/4 拍子の曲 88 曲からの音符列の統計

● リズムパターン統計結果

	1 小節 1 パターン	2 拍 1 パターン
出現頻度	267 種類	137 種類

一番多い音符列



・

・

・

10 番目



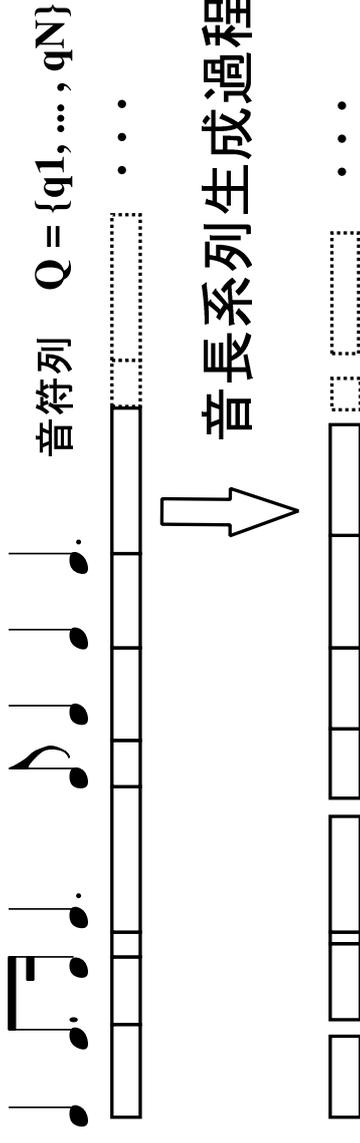
音符列モデルから得られる確率

ある音符 i からある音符 j へ遷移する確率: $a_{i,j}$

音長系列生成確率 $P(X|Q)$

2つの確率モデル { ある音符 j が音長 a で演奏される確率: $b_j(a)$
 ある音符 i からある音符 j に遷移する確率: $a_{i,j}$

$P(X|Q)$: 音符列 Q が音長系列 X で演奏される確率



演奏された音長系列 $X = \{0.26, 0.65, 0.12, \dots\}$ (S)

音長系列 $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ が生成される確率値

$$P(X|Q) = \prod_{t=1}^N a_{q_{t-1}, q_t} \cdot b_{q_t}(x_t)$$

音符列推定の定式化

$P(X|Q)$: 音長生成確率

音符列推定の定式化

$Q^* = \arg \max_Q P(Q|X)$: 音長系列 X が与えられた時仮説 Q の中で
確率が最大となる音符列 Q^* を求める

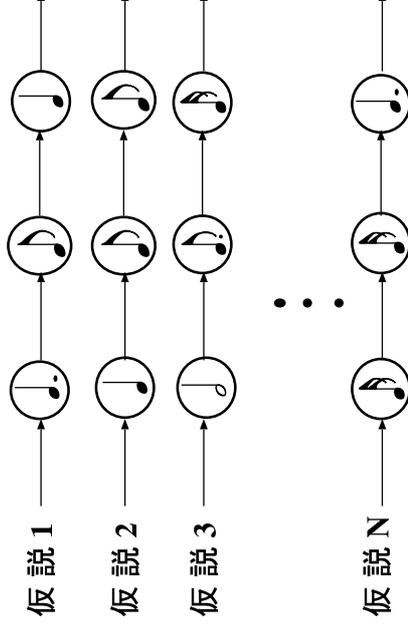
バイズの定理による逆問題の定式化

$$P(Q|X) = \frac{P(X|Q)P(Q)}{P(X)}$$



$$Q^* = \arg \max_Q P(X|Q)$$

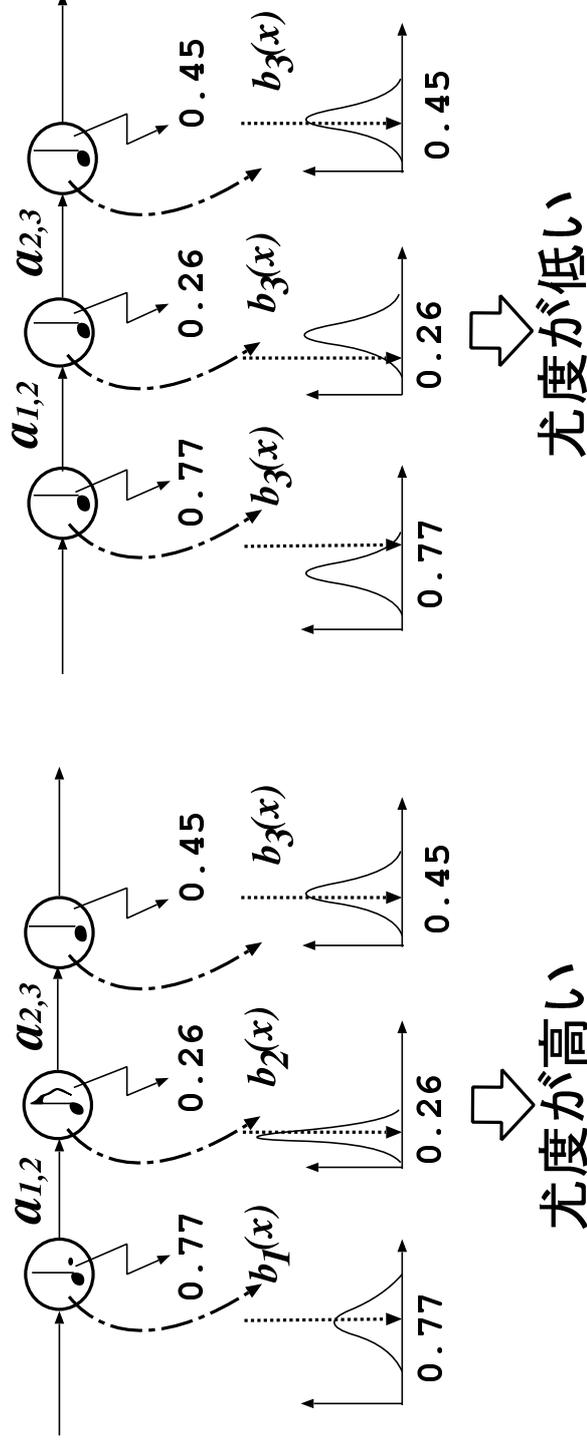
$$\mathbf{x} = \{0.77, 0.26, 0.45\}$$



HMM (Hidden Markov Model) による音符列推定 : 1

{ 音長の伸縮変動モデル
音符列モデル } → HMMによるモデル統合

入力系列 $X = \{ 0.77, 0.26, 0.45 \}$ (s)



Viterbi 探索により尤度最大の遷移系列を求める

HMM による音符列推定 : 2

HMM の各パラメータ

- 状態 s_i : 音符 i
- 初期確率 π_i : ある音符 i から曲が始まる確率
- 遷移確率 $a_{i,j}$: 音符 i から音符 j へ遷移する確率
- 出力確率 $b_j(x)$: 音符 j が音長 x で演奏される確率
- 入力系列 X : 演奏された音長系列 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$

最小単位となるリズムパターンモデル

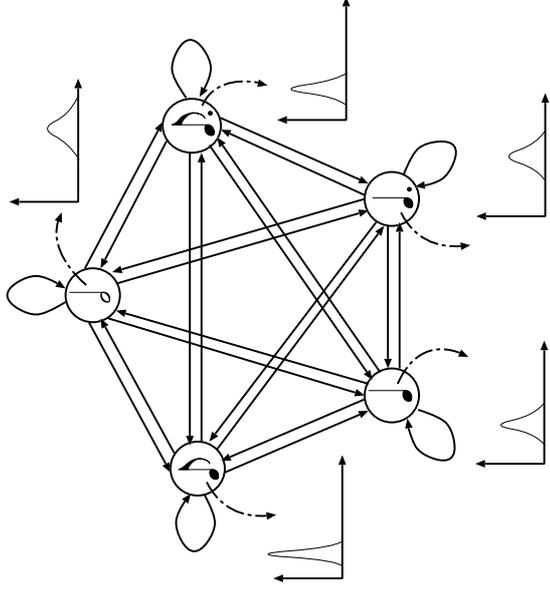


図 4. 2 音符接続 HMM

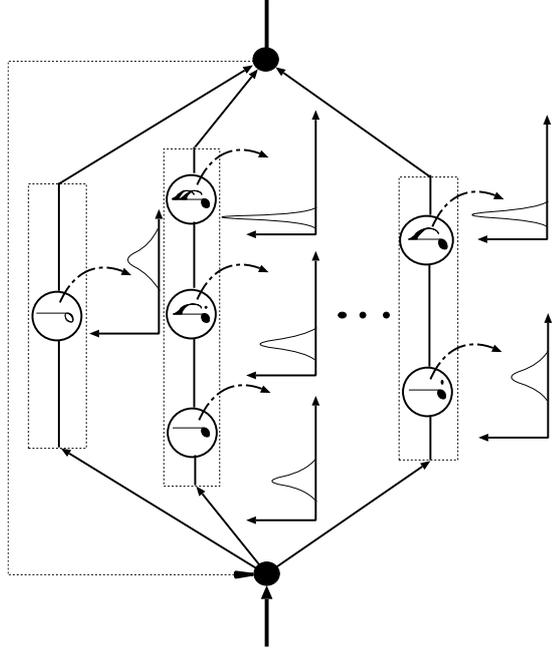


図 5. 2 拍単位リズム HMM

音楽的解析における推定実験

HMM を用いて推定実験を行う音楽的要素

音符列、演奏されたテンポ、拍子、小節線を HMM を用いて推定する

音符列の推定をベース



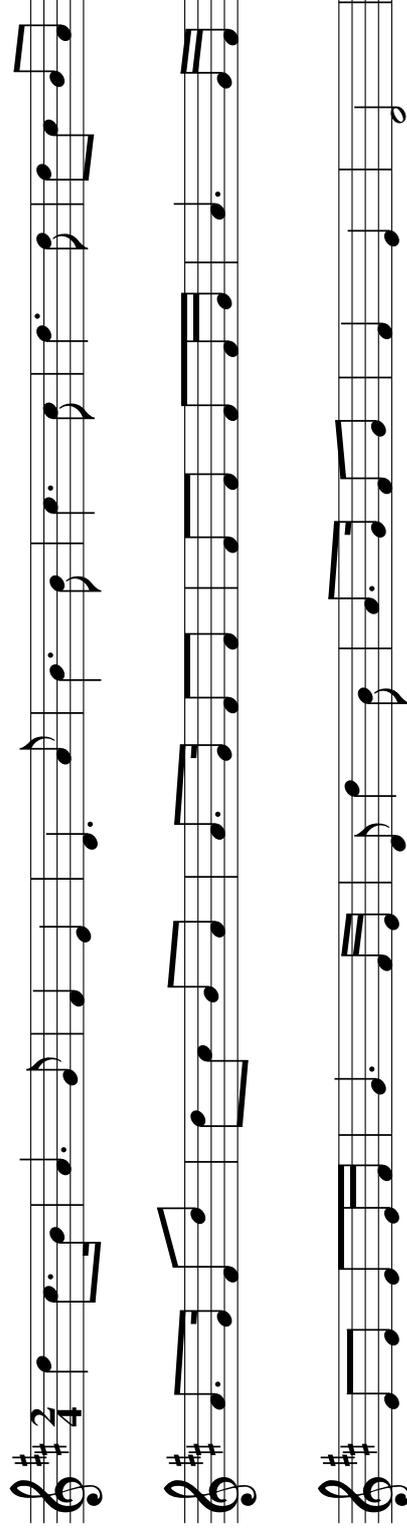
演奏したテンポの推定

拍節推定

これらと同じ原理により推定する

音符列推定実験

- 入力曲： 毘ろびとこぞりて (ニ長調)」
 - 出現する音符の種類が豊富、よく知られている、比較的短い
- 条件 1 (メトロノームありのテンポ一定で演奏)
- 被験者 10 人 (合計 10 曲)



音符列推定実験結果例：閾値処理

YAMAHA XGworks

Three staves of musical notation in treble clef, key of D major (one sharp), and 2/4 time signature. The first staff shows a sequence of notes with stems and beams. The second and third staves show the same sequence with various annotations, including slurs and accents, representing the results of a threshold processing algorithm.

Finale

Three staves of musical notation in treble clef, key of D major (one sharp), and 2/4 time signature. The first staff shows a sequence of notes with stems and beams. The second and third staves show the same sequence with various annotations, including slurs and accents, representing the results of a threshold processing algorithm.

音符列推定実験結果例：2beatRhythmHMM

2拍 RhythmHMM(休符挿入を認めるモデル)

Three staves of musical notation in 2/4 time, key signature of one sharp (F#). The notation illustrates the model's ability to recognize rest insertion. The first staff shows a sequence of notes with rests. The second staff shows the same sequence with a different rhythmic interpretation. The third staff shows a further variation.

2拍 RhythmHMM(休符挿入を認めないモデル)

Three staves of musical notation in 2/4 time, key signature of one sharp (F#). The notation illustrates the model's inability to recognize rest insertion, leading to a different rhythmic interpretation compared to the first model.

評価方法

MIDI 信号を対象：各音長が正しく推定されているかに着目
音声認識で用いられている評価尺度

正解精度

$$accuracy = \frac{N - sub - del - ins}{N} \times 100 (\%)$$

- N : 未知入力の総音符数
- sub : 誤った音符に置換された数
- del : 正しい音符が脱落した誤り数
- ins : 異なる音符が挿入された数



休符挿入は閾値処理により判定 { 休符を考慮(挿入)した結果
休符を挿入しない結果

評価尺度に基づいた認識率

- 条件 1 (メトロノームありのテンポ一定で演奏)
- 被験者 10 人 (合計 16 曲)

表 1 : 音符列推定精度 : 16 曲の音符認識率 (%)

method	休符を認める (%)	休符を認めない (%)
閾値処理 (XGworks)	40.70	(85.86)
閾値処理 (Finale)	38.79	(87.20)
音符連接 HMM	53.73	87.39
2 拍 Rhythm HMM	59.65	97.26

HMMによるテンポ推定と変動テンポのモデル化

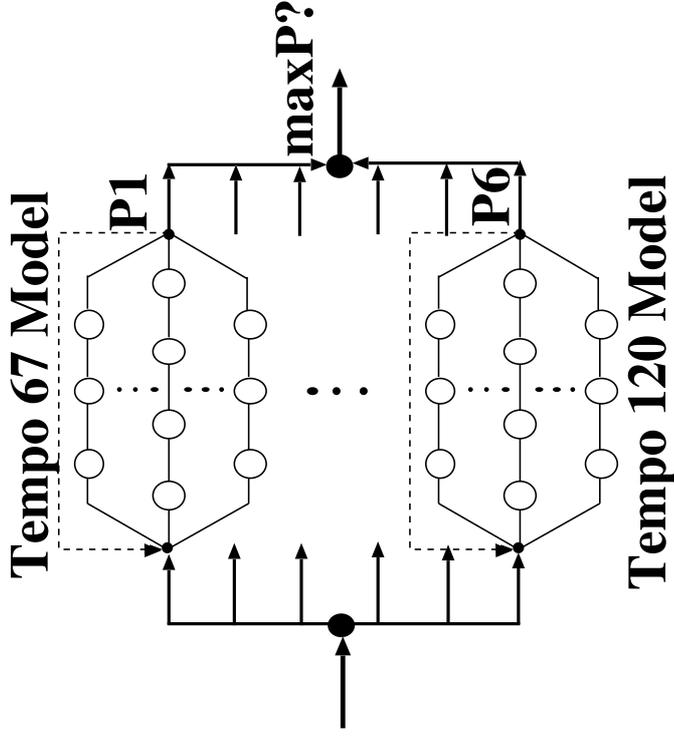


図6. 一定テンポ HMM

- 複数のテンポのリズムモデルを作成
- 尤度が最も高い遷移系列のテンポを推定

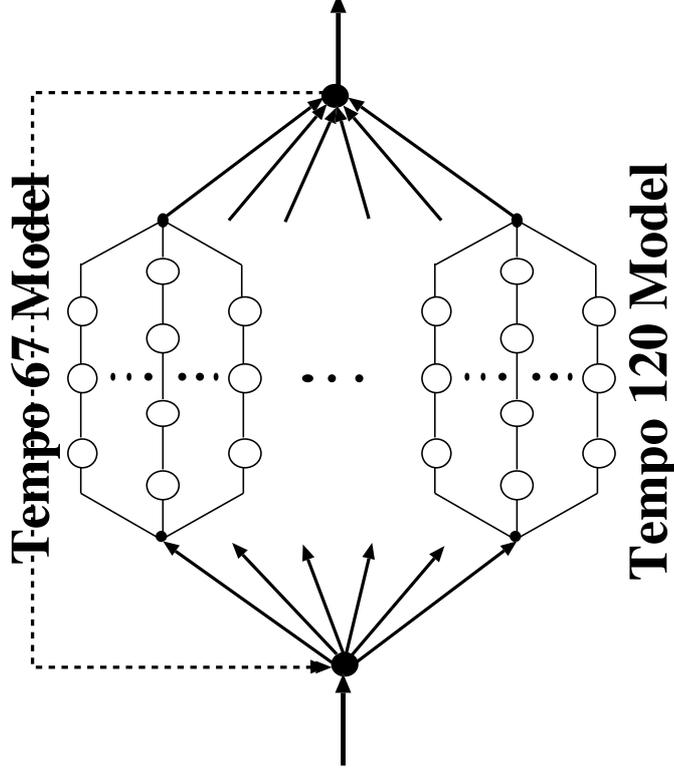


図7. 変動テンポ HMM

- 各テンポモデル間に遷移確率を設ける
- 激しいテンポ変動に対し追従した解析を行う

テンポ推定実験結果

- 入力曲： 毬ろびとこぞりて (ニ長調)
- 条件 2 (メトロノームなしで自由なテンポを一定で演奏)
- 被験者 10 人 (10 曲)
- 休符挿入なし

{ 実測値：曲の平均テンポ = $BEAT$ 数 (38 個) / 演奏時間 (分)
 { 推定値：尤度が高かった一定テンポ HMM

player#	実測値	推定値	player#	実測値	推定値
1	98.35	95	6	116.41	120
2	93.31	95	7	111.74	107
3	99.20	95	8	99.88	95
4	127.06	120	9	109.25	107
5	106.34	107	10	65.16	67

テンポ変動モデル実験結果

テンポが前後に変動する入力曲に対し、変動に追従した解析を行い、
音符列推定精度の向上を目指す

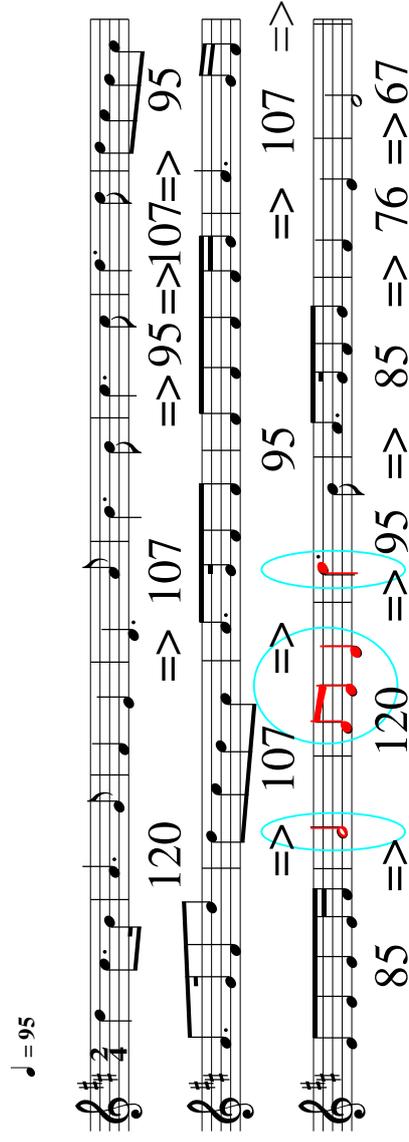


図 8. テンポ変動に追従した推定結果（休符挿入なし）

現在テンポモデル間の遷移確率を等確率に設定

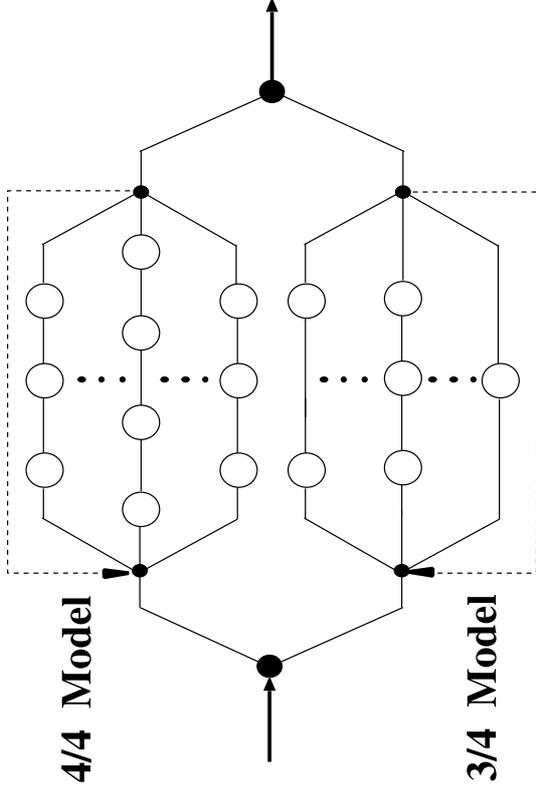


今後この遷移確率を検討し改善していくことが必要

IHMM による拍節推定問題のモデル化

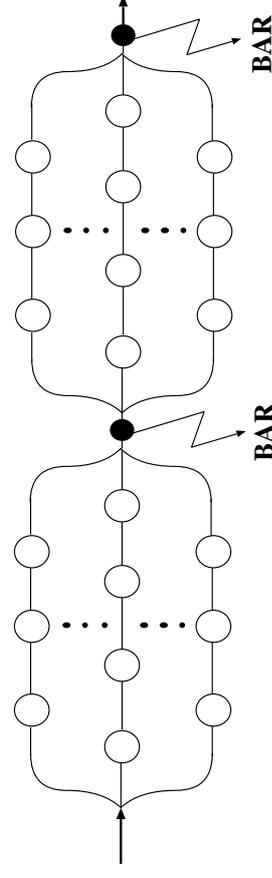
拍子推定問題

- 仮定：拍子特性 =
1 小節中の音符数とその組み合わせ
 - 3/4 拍子、4/4 拍子の 1 小節 1 パターンの統計
- ➡
- 求めた遷移系列が何拍子かを判定



小節線の挿入

- 1 小節 1 パターンを採用
- ➡
- リズムの最終状態の後、小節線挿入



拍節推定：アウフタクトの認識

アウフタクトは別パターンとして、初期確率のみを持たす



図9. アウフタクトパターン例



{ 曲の最初にでてくるパターンとしてモデル化
 { 曲の途中で採用されることはない

♩ = 90

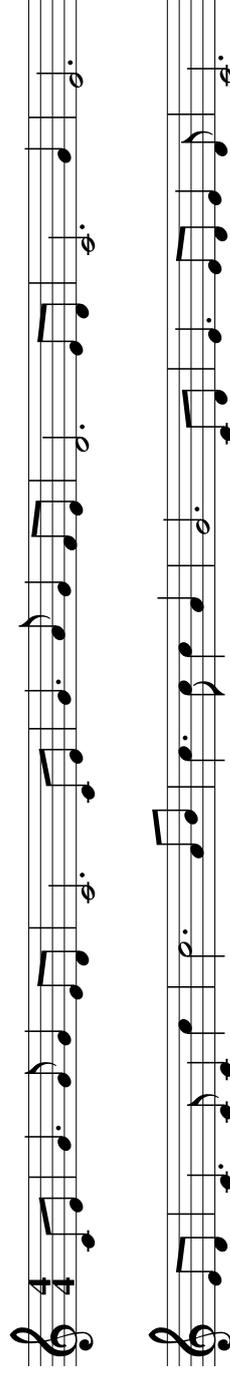


図10. アウフタクトの認識 若者たち」

拍子推定実験結果

- 入力曲と演奏条件
 - 4/4 拍子 10 曲と 3/4 拍子 10 曲の計 20 曲を入力
 - 演奏条件 1 (メトロノームありテンポ一定)
 - 休符挿入あり

● 実験結果

入力曲数	4/4 拍子	3/4 拍子
4/4 拍子 10 曲	10 曲 (4/4)	—
3/4 拍子 10 曲	2 曲 (4/4)	8 曲 (3/4)

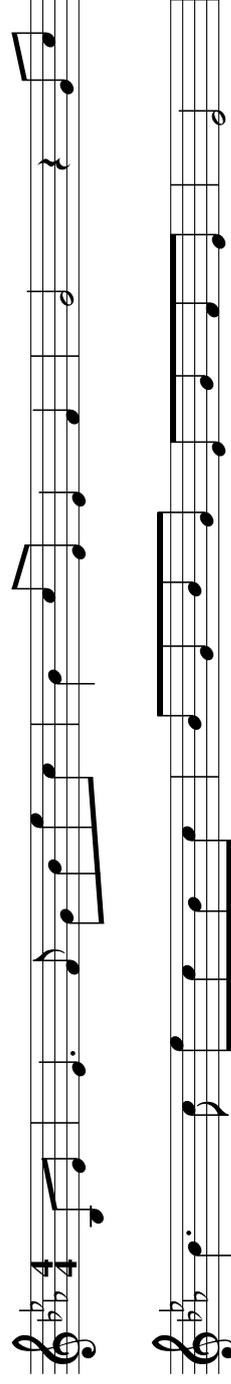


図 11. 4/4 拍子として誤認識した例 赤とんぼ (3/4 拍子)」

まとめと今後の課題

隠れマルコフモデルを用いた音符列・テンポ・拍節推定を提案

統一的な原理で各推定が可能であることを確認した

今後の課題

- 音響信号を対象とする自動採譜への拡張
- 様々なジャンルやスタイル毎の学習
- フレーズなどの大きな曲構造の反映
- ユーザ適応技術（音声認識における話者適応）
- リズムパターンによる音長変動の検討（文脈依存モデル）

などの検討を行い、適応可能性を広げることが課題である