

平成 25 年度

プロジェクト研究報告書

ベイジアンネットワークを用いた 弦楽器の音の群化

1140307 岡崎 健士

指導教員 福本 昌弘

2014 年 3 月 6 日

高知工科大学 情報学群

要 旨

ベイジアンネットワークを用いた弦楽器の音の群化

岡崎 健士

音響の分野において、コンピュータが一度混ざりあった複数の楽器の混合音を分離することは非常に困難とされている。楽器の混合音に対して分離を行う際の問題の一つとして、楽器音の区別がつけられず、どの楽器であるかを判断できないという問題がある。また、不確定である事象を判断する方法の一つとして、ベイジアンネットワークという方法がある。ベイジアンネットワークとはグラフィカルモデルであり確率推論技術の一つである。この技術を用いることで先ほど述べた問題を解決することができると考えられる。

本研究では2種類の弦楽器の混合音に対してそれぞれの楽器を区別して認識することを目的とし、ベイジアンネットワークを用いることで音同士を区別することができるのかということを検証している。弦楽器の混合音に対して3つの前提条件を設け、その条件下で周波数特徴、事前確率を求め、ベイジアンネットのモデル化を行っている。

その結果、周波数帯域が重ならない範囲では楽器音の区別が可能となり、周波数帯域が重なる範囲の場合は確率を元にした推論によりどちらの楽器である判断可能であることがわかった。

キーワード ベイジアンネットワーク, グラフィカルモデル, 確率推論

目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景と目的	1
1.2	本論文の構成	2
第 2 章	ベイジアンネットワークのモデル構築	3
2.1	ベイジアンネットワーク	3
2.2	処理の流れ	5
2.3	モデル構築のための処理	6
2.3.1	前提条件と周波数領域	6
2.3.2	同じ周波数の音が出る場所	7
2.3.3	楽器の音が弾かれる確率	7
2.4	モデルの構築	8
2.5	楽譜との比較	8
2.6	考察	10
第 3 章	結論	12
3.1	まとめ	12
3.2	今後の課題	12
	謝辞	13
	参考文献	14
付録 A	各周波数ごとに対応する音の数とその楽器でその音が出る確率	15
付録 B	ベイズの定理	17

目次

付録 C	どの周波数の音が弾かれているかの確率 (楽譜 1~3)	19
------	-----------------------------	----

目次

2.1	ベイズアンネットワークのモデルの例	4
2.2	隠れマルコフモデル等価なベイズアンネットワーク	5
2.3	処理の流れ	5
2.4	ギターとベースの周波数帯域	6
2.5	求める音の例 (ギター)	7
2.6	ベイズアンネットワークのモデル	8
2.7	ギターの基音が検出される確率	9
2.8	ベースの基音が検出される確率	10
2.9	前提条件での確率 (ベース)	11
2.10	3つの楽譜の合わせての確率 (ベース)	11
C.1	楽譜 1 での確率 (ベース)	19
C.2	楽譜 2 での確率 (ベース)	19
C.3	楽譜 3 での確率 (ベース))	20

第 1 章

序論

1.1 背景と目的

音響の分野において混ざりあった複数の楽器の音響信号をコンピュータが分離することは非常に困難である。一方で人間は複数の音が混ざりあった音響信号からでも、それぞれの音を分離して認識できる。これは人間が物体を見たとき、その物体をひとまとまりとしてとらえ物体同士の境界を把握することができるように、音の場合でも一つ一つの音をまとまりとしてとらえることができ、音同士の境界を把握することができるためである。

人間が音をまとまりとしてとらえている認識をコンピュータに理解させる、つまりコンピュータ自身が混ざりあった音響信号の分離を行う過程の中で音同士の境界を認識し、それぞれをまとまりとしてとらえ区別する処理を行うことができれば、音響信号の分離を正確に行う手がかりの一つになると考えられる。

これを応用していくことで音声認識のみならず人間と同等以上のことを理解させる必要がある自動採譜の分野にまで広げていくきっかけとすることができる。

しかし混ざりあった音を分離を行う際には楽器同士の区別がつけられずに、それがどちらの音であるかを判断できないという不確定な問題がある。このような不確定な事象を判断する方法の一つとしてベイジアンネットワークを用いる方法がある。

そこで本研究ではベイジアンネットワークを用いることで楽器同士の音の区別がつけられるのかということを 2 種類の弦楽器を用いて検証する。

1.2 本論文の構成

本論文の構成について述べる. 第 2 章では主となるベイジアンネットワークの説明と実際に条件確率を求めモデルを構築し考察する. 第 3 章で本論文全体のまとめと今後の課題を述べる.

第 2 章

ベイジアンネットワークのモデル構築

本章ではまずベイジアンネットワークについて説明し、次に実際に今回行う楽器を分離するための処理の大まかな流れを述べる。その後、ベイジアンネットワークのモデル化を行う際に必要な事前確率を求める過程を説明し、求めた事前確率を用いて実際にモデル化を行いどのような結果が得られるかを述べ、最後に考察する。

2.1 ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークとはグラフ構造を持つ確率モデル (グラフィカルモデル) であり、確率推論の技術の一つである。確率推論とは「A という事象が起きたときに B という事象が起こる確率は C%である。」というように確率的に推論を行う技術で不確定要素の多い事象のモデル化に用いられることが多い。

ベイジアンネットワークのモデルには確率変数 (ノード) 間の条件付き独立性を有向非循環グラフ (ループを含まない有向グラフ) を用いて表現し、その各ノードには事象が、有向線分には条件付確立がそれぞれ割り当てられる [3]。

簡単なベイジアンネットワークのグラフの例を図 2.1 に示す。このグラフの構成要素としては、確率変数 A_1, A_2, A_3 , 条件付確率及び事前確率 $P(A_1), P(A_2), P(A_3|A_1A_2)$, 有向グラフで表現される。 A_3 は A_1, A_2 の影響を受け、 A_3 が起こったときに A_1, A_2 が起きていたという確率を計算することができ、この時の A_3 がどの状態であったかということを推定するこ

2.1 ベイジアンネットワーク

とができる.

また複雑な系においても, 条件付確率表やベイズの定理などを用いることによってそれぞれの確率を計算することができ, 依存関係をモデル化できる. ベイズの定理については付録 B で述べる.

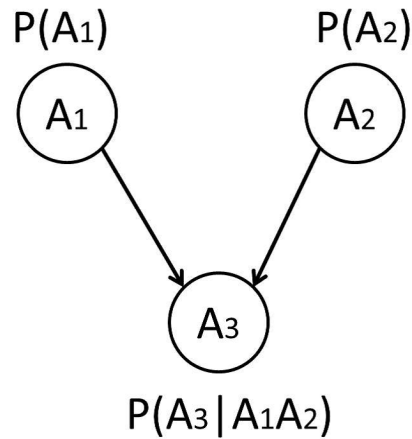


図 2.1 ベイジアンネットワークのモデルの例

また N 個の確率変数 $A_1, A_2, \dots, A_N$ に対してベイジアンネットワークのグラフが定義されており, そのグラフに置けるノード A_i の親ノードの集合を $Pa(A_i)$ とする. $Pa(A_i)$ に変数を与えられた時の A_i の条件付確率を $P(A_i | Pa(A_i))$ と表すと $A_1, A_2, \dots, A_N$ の同時確率分布 $P(A_1, A_2, \dots, A_N)$ は

$$P(A_1, A_2, \dots, A_N) = \prod_{i=1}^N P(A_i | Pa(A_i)) \quad (2.1)$$

となる [4].

ベイジアンネットワークを時間方向に拡張したものをダイナミックベイジアンネットワークと呼び, 音声認識の分野で用いられることが多い. またダイナミックベイジアンネットワークは時間方向にエッジが存在するということを除けばベイジアンネットワークと同じものであり, さらに一般的に音声認識のための音響モデルとして広く用いられている隠れマルコフモデルはダイナミックベイジアンネットワークの一種であるとされる. このことよりダイナミックベイジアンネットワークは少なくとも隠れマルコフモデル以上の表現力を持っている

2.2 処理の流れ

と考えられる. 音声認識などの時系列の認識モデルに使われる隠れマルコフモデルをベイジアンネットとしてモデル化したものを図 2.2 に表示する. 図 2.2 において $X_1, \dots, X_i$ は状態を表すノードであり, Y は出力記号を表すノードである [4].

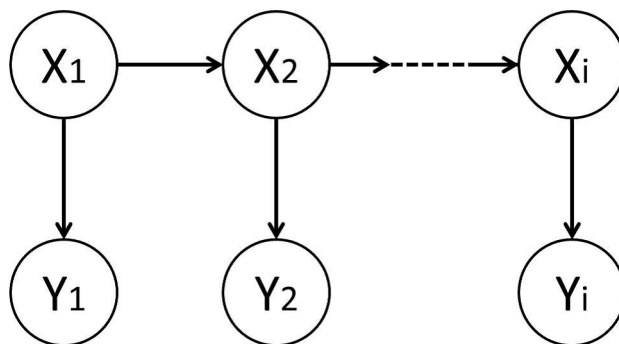


図 2.2 隠れマルコフモデル等価なベイジアンネット

2.2 処理の流れ

楽器音を分離する処理に用いる弦楽器として 6 弦エレキギター (ギター) と 4 弦エレキベースギター (ベース) の音響信号を利用する. この 2 種類の楽器の音が混ざりあった音響信号に対して信号処理を施してある程度の周波数解析を行う. その後処理を行った信号に対し事前に構成したベイジアンネットワークのモデルを用いて解析結果がどの楽器のどの部分であるかを判断する. 大まかな処理の流れは図 2.3 に示す.

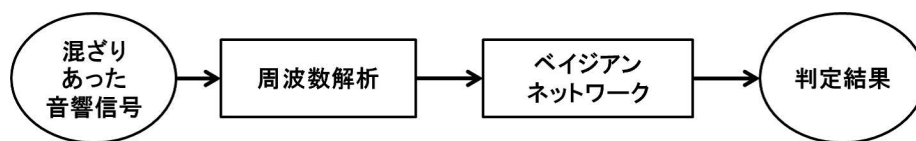


図 2.3 処理の流れ

2.3 モデル構築のための処理

ベイジアンネットワークのモデルを構築する際に必要な事前確率を求めるための前提条件と確率を求める過程を述べる。

2.3.1 前提条件と周波数領域

処理を行う際のギターとベースにおいて、

- ギターとベース, それぞれのフレット数の最大はギターが 20 フレット, ベースが 17 フレットまでとする。
- 楽器はどの位置でも全体的に等確率で弾くものとする。
- 周波数解析後には必ず基音成分のみが検出されるものとする。

以上を前提条件として処理を行う。

また, この前提条件を踏まえた上でのギターとベースそれぞれの周波数帯域は, ギターが 82.4Hz~1048Hz, ベースが 42.2Hz~262Hz となる。

この周波数帯域を図として表現すると図 2.4 のようになる。黄色で塗りつぶされた部分が周波数帯域が重なっている部分で 82.2Hz~262Hz までの周波数帯域で重なっていることが分かる。つまり今回前提条件では周波数帯域が重なっていない部分, つまり周波数が 82.4Hz より低ければベース, 262Hz より高ければギターであると考えられる。

周波数領域

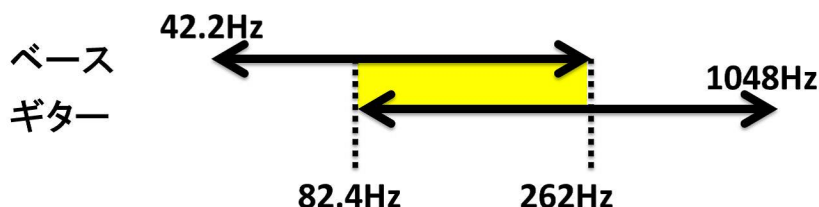


図 2.4 ギターとベースの周波数帯域

2.3 モデル構築のための処理

2.3.2 同じ周波数の音が出る場所

各楽器において取り得る全ての周波数において同じ周波数の音が出る場所の合計を求める。図 2.5 はギターのフレットボードを表しており、縦軸は弦の本数で横軸はフレット数を、「開」の部分は開放弦を示している。各色の丸はそれぞれ色ごとに同じ周波数の音が出る場所を示し、それぞれの周波数と同じ音が出る位置をすべて見つけその数を数える。

例として 147Hz の音が出る場所の合計を求める。ギターにおいて 147Hz を差す場所は図 2.5 中にある赤丸の場所であり、6 弦 10 フレット、5 弦 5 フレット、4 弦開放の合計 3ヶ所となる。つまり 147Hz の音が出る数の合計は 3 となる。

この作業をそれぞれの楽器の出すことのできる範囲の全ての周波数で行う。

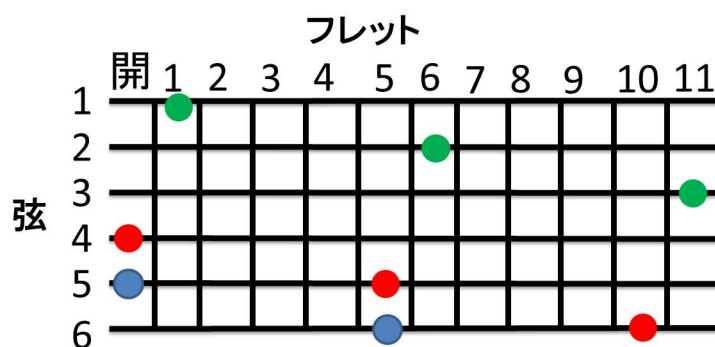


図 2.5 求める音の例 (ギター)

2.3.3 楽器の音が弾かれる確率

ある周波数の音が弾かれる確率を求める。

ベースを元に例を挙げる。ベースにおいて 42.2Hz の音が出る場所は 4 弦開放の 1ヶ所しか存在しない。またベースで演奏可能な場所の数は

$$\{\text{フレット数 (17)} + \text{開放 (1)}\} \times \text{弦の数 (4)} = \text{演奏可能な場所の数 (72)} \quad (2.2)$$

となる。よってベースにおいて 42.2Hz の音が弾かれる確率は $1/72$ となる。これを楽器の取り得る全ての周波数について行う。

2.4 モデルの構築

取り得る全ての周波数の音の場所の数とその音が弾かれる確率記した表を付録 A に示す。付録 A の色で塗りつぶされている部分は周波数帯域が重なる部分である。

2.4 モデルの構築

ベイジアンネットワークのモデル化を行うと図 2.6 となる。「ギター」のノードにはギターが出すことのできる周波数間での各基音が検出される確率 (図 2.7), 「ベース」のノードにはベースが出すことのできる周波数間での各基音が検出される確率 (図 2.8), 「どの音か?」のノードにはギターの音, ベースの音それぞれがある周波数の時にどのような音が検出されるかという確率。それぞれの事前に確率分布表を与える。どの音であるかということは, ギターの基音が検出確率とベースの基音が出る確率の両方の影響を受けるため, ある周波数の音が入力されたときに, その音がギターの音である確率, ベースの音である確率両方を導き出すことが可能でありそれによりどちらの楽器であるかを推定できるようになる。

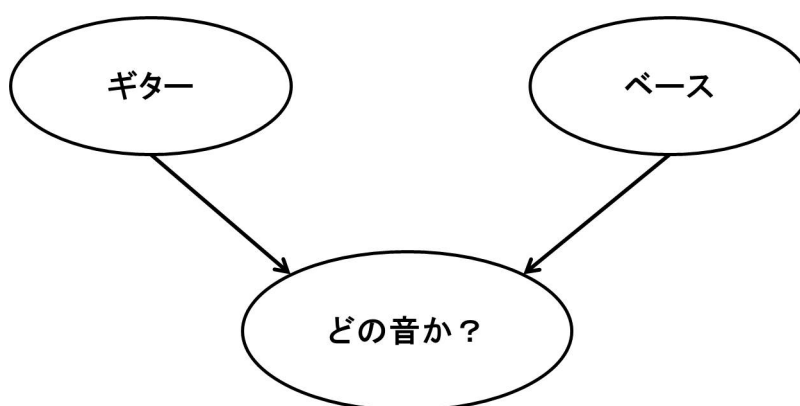


図 2.6 ベイジアンネットワークのモデル

2.5 楽譜との比較

楽譜の中で楽器のどの周波数の音がどれくらいの割合で弾かれているかをベースを例にして確かめ, 前提条件を元にした事前確率との比較を行う。

楽譜においてどの周波数の音がどれだけ弾かれるかを求めた後, その数を元にして楽譜に

2.5 楽譜との比較

ギターの基音		ギターの基音	
周波数(Hz)	確率	周波数(Hz)	確率
41.2	0	208	2/63
43.7	0	220	2/63
46.6	0	233	2/63
49	0	247	5/126
51.9	0	262	5/126
55	0	277	2/63
58.3	0	294	2/63
61.7	0	311	2/63
65.4	0	330	5/126
69.3	0	349	5/126
73.4	0	370	2/63
77.8	0	392	2/63
82.4	1/126	415	2/63
87.3	1/126	440	2/63
92.5	1/126	466	2/63
98	1/126	494	1/42
104	1/126	523	1/42
110	1/63	554	1/42
117	1/63	587	1/42
123	1/63	622	1/42
131	1/63	659	1/63
139	1/63	698	1/63
147	1/42	740	1/63
156	1/42	784	1/63
165	1/42	831	1/126
175	1/42	880	1/126
185	1/42	932	1/126
196	2/63	988	1/126
		1048	1/126

図 2.7 ギターの基音が検出される確率

においてその周波数の音が弾かれる確率を求める．今回は 3 つの楽譜を用いて確かめた．

前提条件でのどの周波数の音がどれだけ弾かれるかの確率の図を図 2.9 に、3 つの楽譜全体でどの周波数の音がどれだけ弾かれるかの確率の図を図 2.10 に示す．なお 3 つの楽譜それぞれの確率は付録 C に示す．

図を比較すると分かるように楽譜を用いて導いた確率には偏りがあり、前提条件を元にした事前確率とは異なることが分かる．これは前提条件では全ての場所を均等に弾くものとしていたが、実際の楽譜を弾く場合には弾く頻度が多くなる場所や少なくなる場所が存在するためこの様な偏りが生じると考えられる．

2.6 考察

ベースの基音		ベースの基音	
周波数(Hz)	確率	周波数(Hz)	確率
41.2	1/72	208	1/72
43.7	1/72	220	1/72
46.6	1/72	233	1/72
49	1/72	247	1/72
51.9	1/72	262	1/72
55	1/36	277	0
58.3	1/36	294	0
61.7	1/36	311	0
65.4	1/36	330	0
69.3	1/36	349	0
73.4	1/24	370	0
77.8	1/24	392	0
82.4	1/24	415	0
87.3	1/24	440	0
92.5	1/24	466	0
98	1/18	494	0
104	1/18	523	0
110	1/18	554	0
117	1/24	587	0
123	1/24	622	0
131	1/24	659	0
139	1/24	698	0
147	1/24	740	0
156	1/36	784	0
165	1/36	831	0
175	1/36	880	0
185	1/36	932	0
196	1/36	988	0
		1048	0

図 2.8 ベースの基音が検出される確率

2.6 考察

ギターとベースという 2 種類の弦楽器を用いた際、それぞれの周波数帯域が重ならない部分では楽器の音を区別できた。また周波数帯域が重なる箇所でも確率をもとにすると推論が可能であるということが分かった。

また、実際の楽譜を元に楽器の音が弾かれる確率を求め、前提条件を元にした事前確率と比較した結果、確率が異なった。これは前提条件として全ての場所を均等に弾くものとしていたが、実際には弾く頻度が多い場所や少ない場所が必ず存在するためであると考えられ、その場

2.6 考察

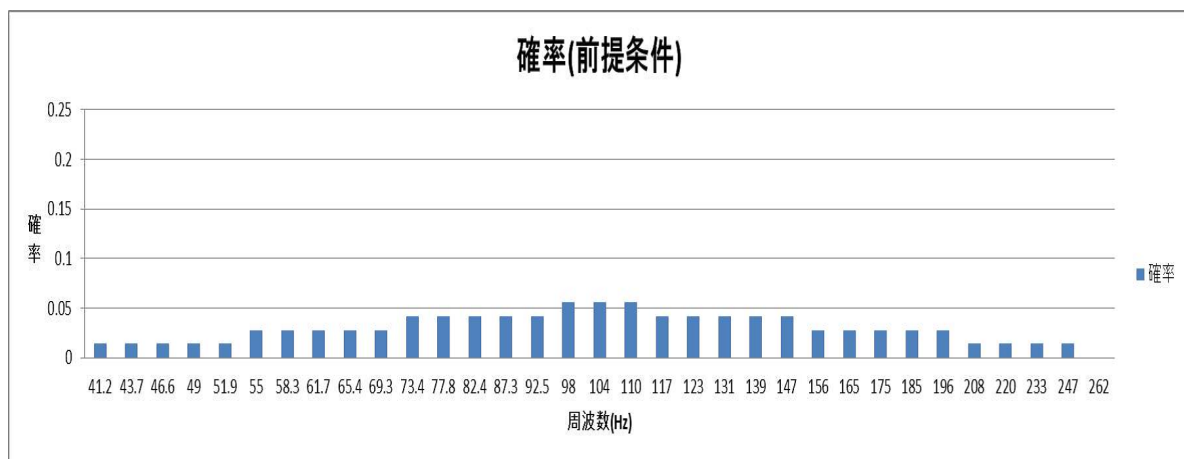


図 2.9 前提条件での確率 (ベース)

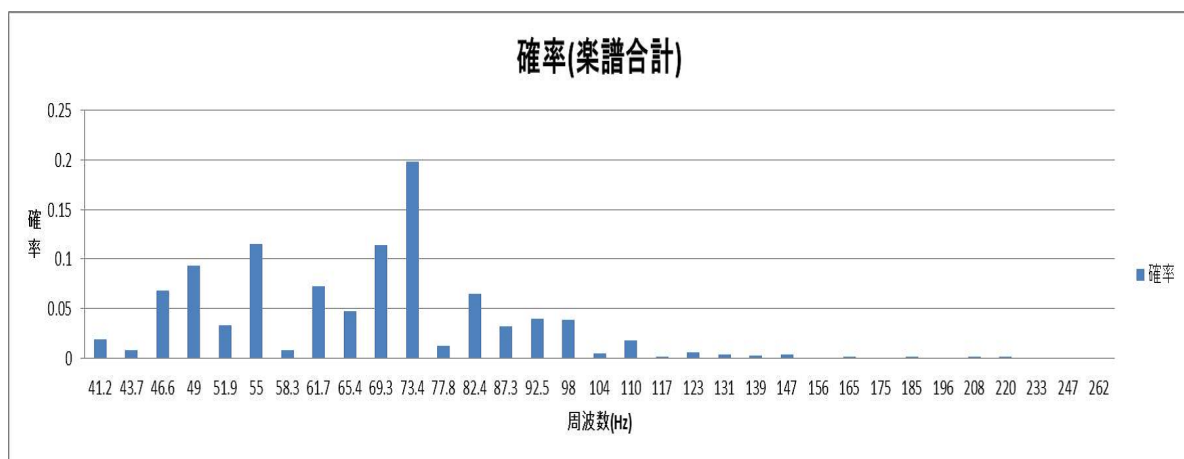


図 2.10 3つの楽譜の合わせての確率 (ベース)

合には同じ周波数の音が鳴る確率も変化する. つまり実際に複数の楽譜を元にして確率の統計を取るなどを行い, 確率を細かく定めていくことでより正確な推論が見込まれる.

今回はギターとベースという2種類の弦楽器を用いたが, 異なる楽器で行う場合にも対応しなくてはならない. また, 実際の音響信号に周波数解析を行った際には基音のみではなくほとんどの場合に倍音成分が含まれるため, 周波数帯域がそれによって変化する. これらの問題に対してどのように対処していくかということも考慮して行わなければならない.

第 3 章

結論

3.1 まとめ

音響の分野に置いてコンピュータが楽器同士の混合音が分離を行おうとする際の楽器同士の区別がつけられずにどちらの音であるかを確定できないという問題がある. 本研究では不確定な事象の判断に対して有効であるとされている確率推論技術の一つであるベイジアンネットワークを用いてギターとベースという 2 種類の弦楽器の混ざりあった音の区別を行った.

今回はフレット数の制限, 楽器を弾く場所の頻度の確率を等しくする, 基音のみでの判断という条件ではあるが, 処理の結果として周波数帯域が重ならない範囲では楽器同士の区別をつけることができ, また周波数帯域が重なる範囲でも確率を元にして推論し, どちらの楽器であるか判断可能であることが分かった.

3.2 今後の課題

本研究ではギターとベースという 2 種類の弦楽器を用いてそれぞれを区別する処理を行った. しかし今回用いた楽器と異なる楽器や 3 種類以上の楽器で行う場合には処理が異なる可能性があるため, どのような処理を行えば良いかを考慮する必要がある.

またどの楽器の音響信号であったとしても倍音成分が含まれる場合がほとんどである. 倍音成分が含まれることで周波数領域が変化するため倍音成分が含まれる場合に対しても今後どのように対処するべきか考える必要がある.

謝辞

本研究を行うにあたり、主査、また研究室にて御指導していただきました福本昌弘教授に深く感謝致します。副査をしていただきました吉田真一准教授にも深く感謝致します。

福本昌弘教授には、報告などが遅れ色々ご迷惑お掛けしたことをお詫びするとともに、精神的に不安定で研究にも手がつけられていない状況であった私に対して最後まで見捨てずに御指導いただいたことをとても感謝致します。

また、福富英次研究生にも感謝致します。様々なことに無知の私に対してアドバイスをくださり、本当にありがとうございます。

最後になりますが、私の大学生活を支えてくださった先生方や研究室のメンバーに加えて、家族や友人など私と関わった全ての方々に深く感謝致します。

参考文献

- [1] 亀岡弘和,“ 電子情報通信学会「知識ベース」”,2 群 9 編 2 章, 2012
- [2] 小林 隆二, 篠田 浩一, 古井 貞熙,“ 基本周波数情報を用いたダイナミックベイジアンネットワークによる音声認識 ”, 電子情報通信学会技術研究報告 105 巻 第 686 号, 2006
- [3] 田中和之,“ ベイジアンネットワークの統計的推論の数理 ”, コロナ社,2009
- [4] 本村陽一,“ ベイジアンネットワーク:入門からヒューマンモデリングへの応用まで ”, 産業技術総合研究所 デジタルヒューマン研究センター
- [5] 安田知寛,“ ベイズ統計モデリング ”, 朝倉書店,2010

付録 A

各周波数ごとに対応する音の数とその楽器でその音が出る確率

音階	ベース				ギター		
	周波数(Hz)	音数	確率		周波数(Hz)	音数	確率
E [ミ]	41.2	1	1/72		41.2	0	0
F [ファ]	43.7	1	1/72		43.7	0	0
F# [ファ#]	46.6	1	1/72		46.6	0	0
G [ソ]	49	1	1/72		49	0	0
G# [ソ#]	51.9	1	1/72		51.9	0	0
A [ラ]	55	2	1/36		55	0	0
A# [ラ#]	58.3	2	1/36		58.3	0	0
B [シ]	61.7	2	1/36		61.7	0	0
C [ド]	65.4	2	1/36		65.4	0	0
C# [ド#]	69.3	2	1/36		69.3	0	0
D [レ]	73.4	3	1/24		73.4	0	0
D# [レ#]	77.8	3	1/24		77.8	0	0
E [ミ]	82.4	3	1/24		82.4	1	1/126
F [ファ]	87.3	3	1/24		87.3	1	1/126
F# [ファ#]	92.5	3	1/24		92.5	1	1/126
G [ソ]	98	4	1/18		98	1	1/126
G# [ソ#]	104	4	1/18		104	1	1/126
A [ラ]	110	4	1/18		110	2	1/63
A# [ラ#]	117	3	1/24		117	2	1/63
B [シ]	123	3	1/24		123	2	1/63
C [ド]	131	3	1/24		131	2	1/63
C# [ド#]	139	3	1/24		139	2	1/63
D [レ]	147	3	1/24		147	3	1/42
D# [レ#]	156	2	1/36		156	3	1/42
E [ミ]	165	2	1/36		165	3	1/42
F [ファ]	175	2	1/36		175	3	1/42
F# [ファ#]	185	2	1/36		185	3	1/42
G [ソ]	196	2	1/36		196	4	2/63

音階	ベース				ギター		
	周波数(Hz)	音数	確率		周波数(Hz)	音数	確率
G# [ソ#]	208	1	1/72		208	4	2/63
A [ラ]	220	1	1/72		220	4	2/63
A# [ラ#]	233	1	1/72		233	3	2/63
B [シ]	247	1	1/72		247	3	5/126
C [ド]	262	1	1/72		262	4	5/126
C# [ド#]	277	0	0		277	4	2/63
D [レ]	294	0	0		294	4	2/63
D# [レ#]	311	0	0		311	3	2/63
E [ミ]	330	0	0		330	3	5/126
F [ファ]	349	0	0		349	4	5/126
F# [ファ#]	370	0	0		370	4	2/63
G [ソ]	392	0	0		392	4	2/63
G# [ソ#]	415	0	0		415	3	2/63
A [ラ]	440	0	0		440	3	2/63
A# [ラ#]	466	0	0		466	3	2/63
B [シ]	494	0	0		494	3	1/42
C [ド]	523	0	0		523	3	1/42
C# [ド#]	554	0	0		554	2	1/42
D [レ]	587	0	0		587	2	1/42
D# [レ#]	622	0	0		622	2	1/42
E [ミ]	659	0	0		659	2	1/63
F [ファ]	698	0	0		698	2	1/63
F# [ファ#]	740	0	0		740	1	1/63
G [ソ]	784	0	0		784	1	1/63
G# [ソ#]	831	0	0		831	1	1/126
A [ラ]	880	0	0		880	1	1/126
A# [ラ#]	932	0	0		932	1	1/126
B [シ]	988	0	0		988	1	1/126
C [ド]	1048	0	0		1048	1	1/126

付録 B

ベイズの定理

ある事象 A, B があり, $P(A|B)$ を事象 B が起きた後での事象 A の確率, $P(B) > 0$ を事象 B が発生する確立とする. 事象 B が与えられたときの事象 A の条件付確率は

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (\text{B.1})$$

となる. この時の $P(A \cap B)$ は、事象 A かつ B が起こる確率である. この条件付き確率の式を変形させると $P(A \cap B) = P(A|B)P(B)$ が得られ, これを確率の情報定理という. 条件付確率をさらに変形して, ベイズの定理を与える. $A_1, A_2, \dots, A_m$ を互いに素な事象 ($P(A_i \cap A_j) = 0, i \neq j$) でかつ全事象 Ω ($P(\Omega) = 1$) の分割 ($P(A_1 \cup \dots \cup A_m) = 1$) とする. ここで考える確率は, 事象 B が与えられたとき, それぞれの事象 $A_1, A_2, \dots, A_m$ が起きている確立である. 以下が成り立つことに注意する.

$$P(B) = P(B|\Omega) = \sum_{j=1}^m P(B|A_j)P(A_j) \quad (\text{B.2})$$

つまり, 全事象 Ω を m 個の互いに素な事象に分割し, それぞれの分割した事象が与えられた時の B の条件付き確率を足し合わせている.

このとき, 事象 B ($P(B) > 0$) が与えられた時の事象 A_k の条件付確率は

$$\begin{aligned} P(A_k|B) &= \frac{P(A_k \cap B)}{P(B)} \\ &= \frac{P(A_k \cap B)}{\sum_{j=1}^m P(B|A_j)P(A_j)} \\ &= \frac{P(B|A_k)P(A_k)}{\sum_{j=1}^m P(B|A_j)P(A_j)}, \quad k = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (\text{B.3})$$

となる. この式をベイズの定理という [5].

ベジアンネットワークに置いてこのベイズの定理と、各ノードに置ける条件付き確率表を用いながら、それぞれの確率を計算し、確率的な依存関係のモデル化を行うことができる。

付録 C

どの周波数の音が弾かれているかの 確率 (楽譜 1~3)

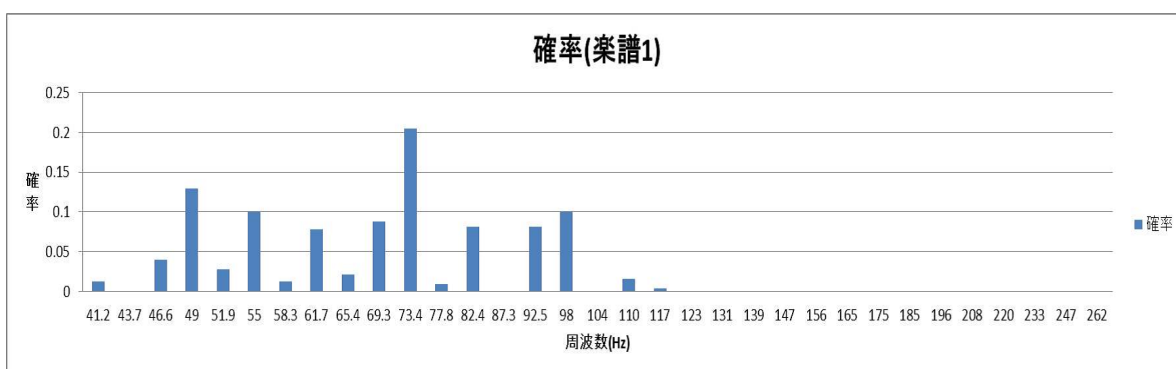


図 C.1 楽譜 1 での確率 (ベース)

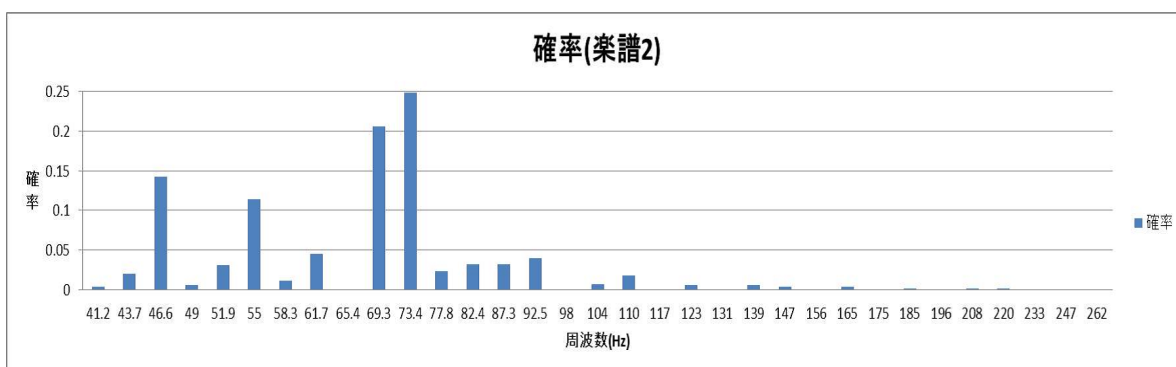


図 C.2 楽譜 2 での確率 (ベース)

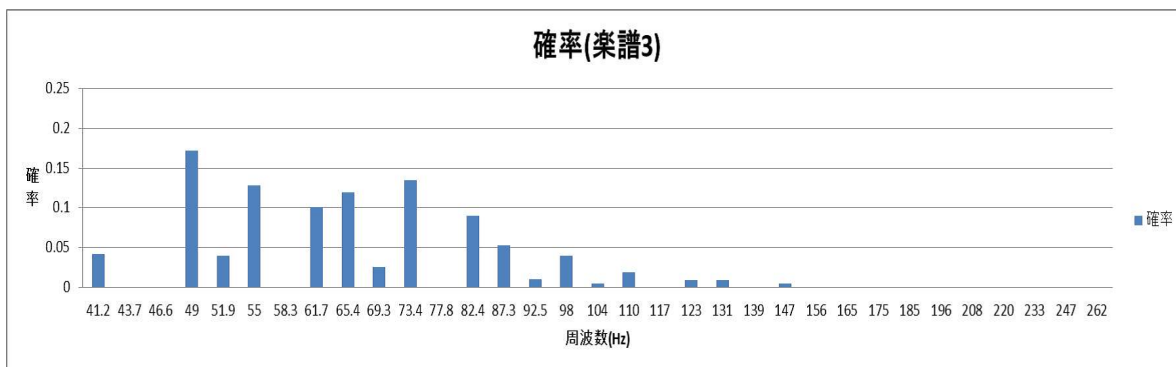


図 C.3 楽譜 3 での確率 (ベース))