

予測と裏切り理論に基づく ピッチパターンの分析と生成

植正和^{†1} 古川宏^{†2} 梅村祥之^{†3}

音楽を聴いたときに快情動を生起するメカニズムとして「予測と裏切り」あるいは「期待からの逸脱」と呼ばれる理論が研究されている。大きく分けると、人の予測のモデルと、予測が当たったり裏切られたりという時系列変化に対して快感がどうなるかのモデルの2つから構成されると考えられる。人の予測の代表的なモデルである IR モデルについて、性能評価を行い、次いで、予測性能を向上させるため、n-gram ベースの予測モデルの改良を行った。また、予測の当たり外れの時系列カーブを主観評価実験によって測定し、得られたカーブと曲の心地よさとの関係を分析した。

Analysis and generation of pitch patterns based on the theory of prediction and betrayal

MASAKAZU UE^{†1} HIROSHI FURUKAWA^{†2}
YOSHIYUKI UMEMURA^{†3}

The theory that explains emotional responses in music based on "expectancy and violation" is studied. It contains models of listener's expectancy and models of the relationship between positive emotional responses and the time series pattern determined whether successfully predicted or not. Firstly, we evaluated the performance of IR model that predicts listener's expectancy. Secondly, we improved the predictive model based on n-gram model. Finally, we experimented on subjective evaluations that determined whether he successfully predicted or not. And we analyzed the relationship between the curves and the ease of the songs.

1. はじめに

音楽を聴いたときに快情動を生起するメカニズムとして「予測と裏切り」あるいは「期待からの逸脱」と呼ばれる理論が研究されている[1-4].

人の予測に関するモデルとして IR モデル(Implication Realization model)が提唱され[6], 多くの研究がなされている[7-8]. 文献[7]において, IR モデルの性能評価は, 8 曲を題材に行われている. 本研究では, 曲数を増やし約 200 曲を題材に, IR モデルによる予測性能を追試する.

一方, 楽曲データベースから, 連続する n 音符の出現パターンについての統計量を用いた n-gram モデルに基づく予測モデルが研究されている. n-gram モデルでは先行 n-1 音符と後続音符との関係を統計的に扱う. それに対し, IR モデルは先行 2 音符と後続音符との関係を人手で定義した n-gram モデルの一種と考えることも出来る[12].

文献[11]では, n-gram モデルの改良が試みられている. すなわち, 特徴量としてピッチそのものを使うだけでなく, multiple viewpoint のアイデアから様々な特徴量を盛り込んでいる. 具体的には, 各音符のピッチをトニックにあたるピッチからの音程に変換した量, 隣接ピッチ間の音程, 小節上の音符位置, IOI(隣接する音符の立ち上がりの時間間隔) などである. 本研究において, 別の特徴量を導入し, n-gram モデルの改良を試みる.

この理論を実験的に調べる研究も行われている[5-6]. し

かし, 予測に対して実際の音が当たったか当たらないかの程度(以下, 「しっくり感」と称する)の時系列パターンと快情動の関係は十分に調べられていない. そこで, 楽曲データベース Essen folksong collection[13] 中から, 心地よさの主観評価値の高い曲 100 曲の第 1 フレーズと低い曲 100 曲の第 1 フレーズを用いて, 1 音符毎に, しっくり感を主観評価し, その時系列パターンと心地よさの関係を調べる.

本論分において, 重回帰分析の当てはまりの良さの指標として, 自由度調整済み寄与率を用いるが, 記述が煩雑になるため, 以下, 「自由度調整済み」を省略して, 「寄与率」と表現する.

2. IR モデルによる予測性能の評価

2.1 方法

2.1.1 IR モデルとは

まず, IR モデルの内容について説明する. IR モデルのアルゴリズムを図 1 に示す.

先行 2 音符の音高差と後続音符の音高差によって, Registral Direction, Intervalic Difference, Registral Return, Proximity, Closure の 5 つのモデル図から点数付けをしていき, 先行 2 音符の後に続く音符の客観評価値を求めるという仕組みである.

†1, †2, †3 広島工業大学

Hiroshima Institute of Technology

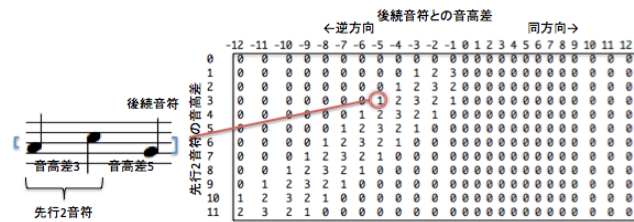


図 2.1 IR モデルのアルゴリズム

Figure2.1 Algorithm of the IR model.

2.1.2 追試実験の方法

先行研究で得られた結果 $R^2=0.68$ が妥当なものであるか、精度を確認するために追試実験を行う。

イギリス民謡の曲 8 断片を対象とし、曲断片を 3 回提示し、その後、曲断片に後続の 1 音が追加された曲を 1 回提示する。追加の 1 音のピッチは、曲断片の最後の音符のピッチを中心にした 15 種類のピッチで、提示曲の種類は $8 \times 15 = 120$ 曲である。実験参加者は 20 代男女 5 名で、曲断片に追加される 1 音が、メロディの断片をどのくらいよく連続させるかを、1 (非常に悪い) から 7 (非常に良い) の 7 段階で評価する。

2.1.3 性能評価実験の方法

曲数を増やして、どのような予測性能になるかを確認する。基本モデルとして、先行研究と同じく 5 つのモデル図を用い、改良モデルとして、Registral Direction, Registral Return, Proximity の部分をそれぞれ、Registral Direction(revised), Registral Return(revised), Proximity(revised)にしたものを用いる。[7]

ここで、モデルのパラメータ、すなわち重回帰係数を決定するために、予測の「しっくり感」に関する主観評価値が必要である。そのために、10 人の実験参加者で、音符数 8 の曲 (7 音符に追加 1 音符が 7 パターン) $196 \times 7 = 1,372$ 曲を評価する。その際の教示として、「7 音符に追加された 1 音が、しっくりくるかを、1 (非常に悪い) から 5 (非常に良い) の 5 段階で評価してください」とする。重回帰分析は R 言語 [13] の関数 lm を用いる。 R^2 として自由度調整済み寄与率を用いる。

2.2 結果

図 2 に、追試実験の結果を示す。 $R^2=0.54$ という先行研究には及ばないもののみならずの予測性能が得られた。図 3 に、196 曲 (基本モデル) の結果を示す。 $R^2=0.13$ であった。図 4 に、196 曲 (改良モデル) の結果を示す。 $R^2=0.15$ であった。

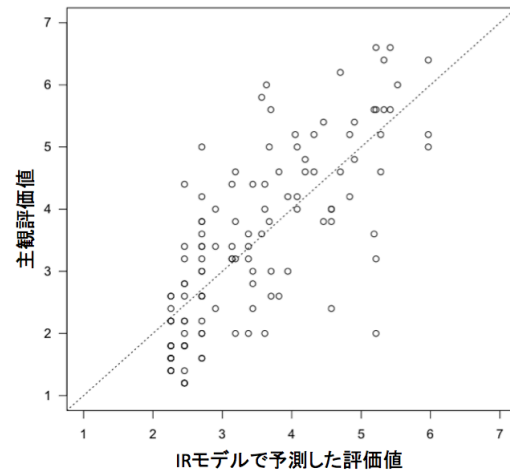


図 2.2 予測した評価値と実験参加者の平均値との相関 (追試実験)

Figure2.2 Correlation between the average value of the experimental participants and the predicted evaluation value (Additional test experiment).

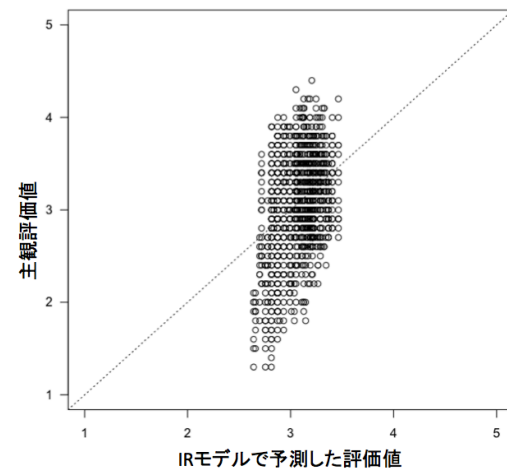


図 2.3 196 曲 (基本モデル) の場合

Figure2.3 196 songs (basic model).

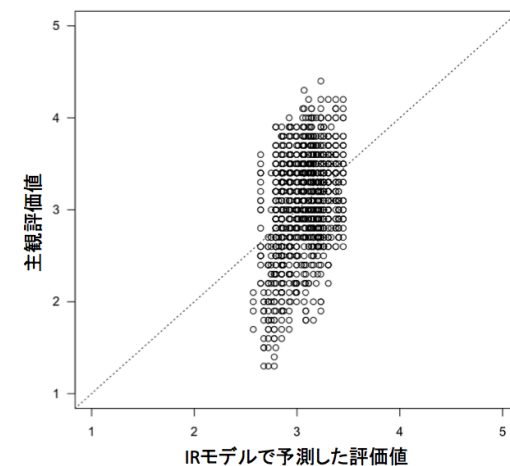


図 2.4 196 曲 (改良モデル) の場合

Figure2.4 196 songs (revised model).

大規模に性能評価した楽曲集合から先行研究の 8 曲と最後の 2 音が同じ楽曲 12 曲について予測性能を評価したところ、 $R^2=0.38$ となり、中間的な値となった。(図 5)

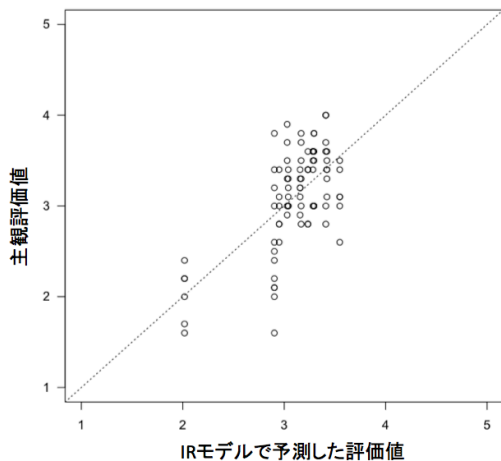


図 2.5 12 曲の場合
 Figure 2.5 12 songs.

2.3 考察

先行研究と同じ 8 曲で主観評価実験を行ったところ、まずまずの R^2 が得られたため、IR モデルの実装は正しく行われたと考える。

一方、196 曲という広範囲の曲で予測性能を調べると、 $R^2=0.13$ とかなり低下した。したがって、IR モデルの性能は曲に大きく依存することが判明した。また、IR モデルの改良版が提唱されているので、その性能も調べたところ、多少性能向上が見られたが、大差なかった。

3. n-gram ベースの予測モデルの提案と評価

3.1 方法

本研究では、n-gram モデルにおける先行音符数として、2, 3, 4 の 3 種類を検討対象とする。音符の特徴量としてピッチを扱う。さて、従来の n-gram モデルでは、n-1 個の先行音符のパターンが生じたとの条件の下で、後続音符が生じる条件付き確率を求めている。本研究でも、この特徴量を用いる。その際、重回帰分析の説明変数として与える際に、対数をとって与える。

本研究では、さらに、先行音符 n-1 個と後続音符の計 n 音符の同時確率も特徴量に含める。前述のように、人の予測を後続音の「しっくり感」で評価する。本特徴量の趣旨は、人の評価が、先行音符と後続音符の同時確率の影響も受けるかもしれないとの考え方を反映したものである。条件付き確率を用いると、先行音符パターンが希なパターンの場合でも、その先行パターンに連動して生じやすい後

続音符が来れば、条件付き確率は大きな値になってしまう。しかし、先行と後続の全体の同時確率が低いため、人は奇異なパターンと感ずるのである。そのとき、「しっくり感」は、低く見積もられるであろうという考えが本特徴量の趣旨である。重回帰分析の説明変数として与える際に、同時確率に関しても対数をとって与える。

次の特徴量は情報量エントロピーに関するものである。先行音符 n-1 個のパターンが生じたとの条件の下で、後続音符のピッチの確率分布を求め、確率分布から情報量エントロピーを計算する。情報量エントロピーが大きければ後続音符のピッチを予測しがたく、小さければ予測しやすい。この量には、後続音符として実際に何が来たかの情報は含まれていないため、この量のみで、しっくり感を予測できるものではない。しかし、条件付き確率、同時確率との交互作用項として利用することを想定している。交互作用とは、例えば、予測が容易で、且つ、出現頻度の高い後続音符なら、相乗効果により、しっくり感がより高まるというものである。

次に、楽曲データベースから n-gram を作成する方法について述べる。楽曲データベースとして、Essen folksong collection を用いる。このデータベースは、各国の民謡を収録したものである。単旋律であり、フレーズ境界の情報も付与されているという特徴を持つ。n-gram の確率を計算するにあたり、地域としてヨーロッパ曲約 6,000 曲に限定する。フレーズ単位で扱い、フレーズ内の音符の数が 3 音符以下、あるいは 17 音符以上という極端に少ないもの、多いものを除く。以上の処理により、データベース中の全フレーズ数約 47,000 フレーズから、約 35,000 フレーズを選定する。

ピッチ情報を扱うにあたり、以下の前処理を行う。各曲の調を、長調はハ長調に、短調はニ短調に移調する。C3 から B5 までの 3 オクターブの範囲からはみ出したピッチを最寄りのオクターブ内の同じ階名のピッチに変換する。

n-gram の算出にあたって、可変長 n-gram に対応したソフトである R パッケージ PST を用いる。

次に、重回帰分析の方法について述べる。目的変数は第 2 章と同じ後続音符の「しっくり感」に関する実験参加者の主観評価値 1,372 個である。説明変数として、先行音符が与えられたときの後続音符の条件付き確率、先行音符と後続音符の同時確率、先行音符が与えられたときの後続音符の分布に関する情報量エントロピーがあり、各々、先行音符について、2, 3, 4 の 3 種類である。(図 3.1) ここまでに 9 個の説明変数がある。また、これらの交互作用として、情報量エントロピーと条件付き確率の交互作用、情報量エントロピーと同時確率の交互作用、条件付き確率と同時確率の交互作用を用いる。交互作用項は 27 個で、説明変数全体では 36 個ある。重回帰分析を行うソフトとして、R 基本パッケージ stats の関数 lm を用いる。36 個の説明変数か

ら性能の高い説明変数の組み合わせを自動選定するためのソフトとして、R 基本パッケージ MASS の関数 stepAIC を用いている。



図 3.1 条件付き確率，同時確率，エントロピーの例
 Figure3.1 Example conditional probability, joint probability, the entropy.

3.2 結果

重回帰分析において、説明変数の組み合わせに対する寄与率の上昇の様子をまとめると図 3.2 となる。このグラフでは、説明変数の 6 種類の組み合わせに対して寄与率をプロットしている。最も右側の full は stepAIC による自動制定による組み合わせの場合であり、最も高い値となっている。この予測モデルを用いて、第 2 章と同じ 196 曲、後続音 7 種類を含めた $196 \times 7 = 1,372$ データに対し、予測値を求め、主観評価値との関係を散布図の形でプロットし、図 3.3 に示す。

説明変数を単独にした場合、先行 2 音符に対する条件付き確率 $post.n2 = P(note_i | note_{i-1}, note_{i-2})$ が最も寄与率が高く、次に、先行 3 音符に対する条件付き確率 $post.n3 = P(note_i | note_{i-1}, note_{i-2}, note_{i-3})$ 、次に、先行 2 音符および後続音符を合わせた同時確率 $all.n2 = P(note_i, note_{i-1}, note_{i-2})$ と続く。グラフの左端から 3 つは、これらを昇順に並べたものである。なお、エントロピーに関する説明変数は、元来、単独で予測能力を有するものではない。そのため、グラフに含めていない。

エントロピーに関する説明変数は、他の説明変数との交互作用で効果を発揮するものであり、それを示したものが、post.n2.H.n2 で、上記の post.n2 と先行 2 音符の条件の下での後続音符の確率分布に関するエントロピー H.n2 との交互作用項を、post.n2 に追加した場合である。post.n2 に対し、寄与率が少し上昇している。さらに、別の交互作用項を追加した例として、post.n2 と $all.n4 = P(note_i, note_{i-1}, note_{i-2}, note_{i-3}, note_{i-4})$ の交互作用項を post.n2, post.n2 と H.n2 の交互作用項 に追加した場合の寄与率(post.n2.all.n4 と表示)をグラフに含める。交互作用項が寄与率向上に効果を持っている。

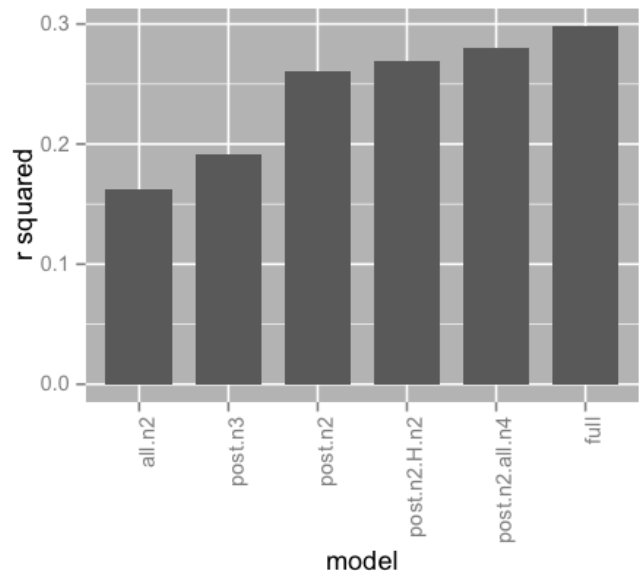


図 3.2 各予測モデルに対する重回帰分析におけるフィッティングの程度を示す寄与率 R^2 の変化
 Figure3.2 Changes in the coefficient of determination R^2 indicating the degree of fitting in the multiple regression analysis for each prediction model.

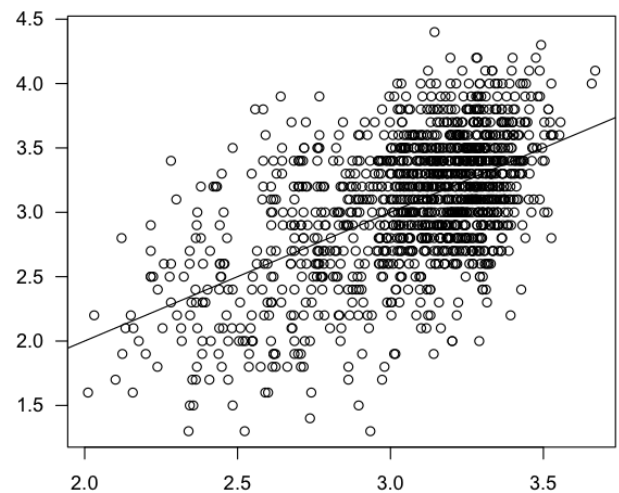


図 3.3 寄与率最大の予測モデルを用いたときの予測値と主観評価値の関係
 Figure3.3 Relationship of subjective evaluation value and the predicted value when using a predictive model of the maximum coefficient of determination.

3.3 考察

しっくり感の予測性能を寄与率で比べると、n-gram モデルは IR モデルに比べて 2 倍以上の値となった。n-gram モデルにおいて、従来、先行音符の下での後続音符の条件付き確率が用いられていた。それに、先行音符と後続音符の同時確率と、先行音符の下での後続音符の確率分布による情報量エントロピーおよび、交互作用項を付け加えた重回

帰モデルにより、寄与率が14%増加した。

結果的に、今回加味した特徴量は効果があった。しかし、その理由が、先に述べた「予測が容易(エントロピーが小)で、且つ、出現頻度の高い後続音符(条件付き確率が大きい)なら、両者の相乗効果により、しっくり感がより高まる」等の理由によるものかどうかは不明である。

文献[11]のn-gramモデルで検討されている特徴量について考察する。各音符のピッチをトニックにあたるピッチからの音程に変換した量 $cpintfref$, 隣接ピッチ間の音程 $cpint$, 小節上の音符位置 fib , ioi (隣接する音符の立ち上がりの時間間隔) などがある。本研究では、ピッチの枚処理として、ハ長調ないしニ短調に移調してから、3オクターブ範囲を超えたピッチを3オクターブへ折り返す処理を行っているため、おおよそ、 $cpintfref$ と同等なことを行ったことになる。 ioi については、本研究の実験で扱った提示曲がリズム情報を取り除いたものであるため、モデルに入れても効果がないと思われる。また、 fib についても、本研究の実験で厚かった提示曲が全て音符数8と固定であったため、モデルに入れても寄与がないと思われる。 $cpint$, すわなち、連続音符感の音程情報に関しては、今後、効果を検討する必要がある。

4. 予測と裏切りに関する主観実験

4.1 方法

実験参加者:

22才男性2名(うち音楽経験者1名)

提示曲:

Essen folksong collection から16名の実験参加者により、良い曲100曲、悪い曲100曲を選ぶ。これらは統計検定により、良い、悪いが確認された曲である。各々、曲の第1フレーズのみを用いる。リズムは排除し、テンポは4分の4拍子、120を採用する。このとき、1フレーズ9音符以上のものだけを対象とし、フレーズの最後から9音符を抽出する。さらに、抽出した9音符を第1~第5音符まで、第1~第6音符まで...第1~第9音符までの5種類に分解する。そのため、実験用楽曲の合計は1000曲となり、これを曲順ランダムで流す(図1)。

手順:

本実験は、実験参加者2名共同で行う。実験用楽曲は1曲ずつ指定のイヤホンで聴き、最後の1音のしっくり感を3段階(1.しっくりこない, 2.どちらでもない, 3.しっくりくる)で主観評価する。このとき、曲の繰り返しには制限を設けず、二人で十分な協議を行ったうえで、一つの評価を出す。また、十分な協議を行ってもらうため、適度に休息をとるようにする。

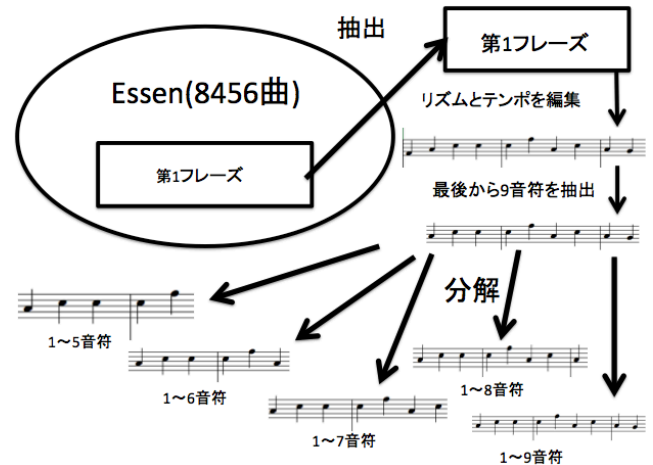


図4.1 実験用楽曲の作成手順

Figure4.1 Procedure for creating experimental music.

実験データの分析方法:

主観評価実験によって、心地よい曲100曲、心地よくない曲100曲のそれぞれに対して、各5点からなるカーブが得られる。そのデータを基に心地よい曲と心地よくない曲を隔てる特徴がカーブの中に現れるかを調べる。

そのために、カーブの形状を特徴付ける特徴量として、カーブの平均、回帰直線の傾き、回帰直線のフィッティングの程度を示す R^2 の3つを考える。これらの特徴量について、心地よい、心地よくないの2グループ間で平均値に有意差があるかどうかを統計検定する。

次に、線形判別分析によって、特徴量から、心地よい曲、心地よくない曲の2グループを判別できるかを調べる。その際、先の3つの特徴量の他に、回帰直線の傾きと R^2 の交互作用項を説明変数に含める。判別分析のソフトはRのパッケージMASSで提供される線形判別関数 lda を用いる。

交互作用項を含めた4つの説明変数と心地よさの関係を可視化するために、主成分分析により、第1主成分と第2主成分を求め、その2軸からなる空間上に全曲をプロットして、グループ毎に空間位置に違いがあるかを調べる。主成分分析のソフトとしてRのパッケージstatsの中の $prcomp$ を用いる。

また、予測のしっくり感を音符毎で扱うのは、細かすぎるのではないかという懸念がある。そこで、測定結果として得られる5点からなるカーブを前半と後半の2つに分ける。

具体的には、前半のしっくり感を先頭の音符と次の音符の2音符のしっくり感の平均値とし、後半のしっくり感を最後の音符とその1つ前の音符の2音符の平均値とする。前半の値と後半の値の2つの特徴量に対して、5点の際の分析と同様に、線形判別関数による判別、および2つの特徴量からなる特徴空間上での心地よい曲と心地よくない曲の空間位置を調べる。

4.2 結果

しっくり感のカーブの例として、心地よい曲 100 曲、心地よくない曲 100 曲のそれぞれに対して得られた各 5 点からなるカーブのうち、心地よい曲、心地よくない曲、それぞれ適当な 5 曲のカーブを図 4.2 に示す。

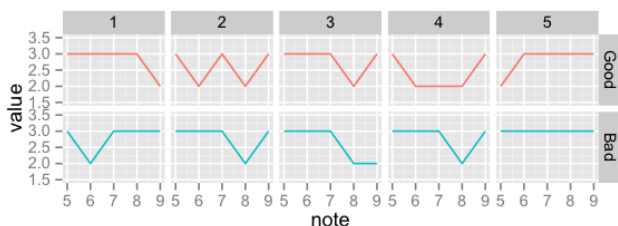


図 4.2 心地よい曲および心地よくない曲のカーブ

Figure4.2 Curves of the pleasant songs and uncomfortable songs

視察によれば、両者に明確な特徴の違いは見受けられない。カーブから計算した 3 つの特徴量、平均、回帰直線の傾き、 R^2 の各々について、心地よい、心地よくないの 2 グループ間で平均値に有意差があるかどうかを統計検定する。Welch の方法による有意水準 95% の両側検定の結果、3 つの特徴量全てで、有意差は見られなかった。検定における p 値は、平均、傾き、 R^2 に対し、それぞれ、 $p=0.12>0.05$ 、 $p=0.45>0.05$ 、 $p=0.68>0.05$ であった。

3 つの特徴量の他、傾きと R^2 の交互作用項を説明変数に含めた 4 つの説明変数を使った線形判別分析により、心地よい、心地よくないの 2 カテゴリ判別を行った。

その結果、正解率は 0.55 となり、チャンスレベル 0.5 に対して、判別できていない値となった。

前記 4 つの説明変数からなる多変量データから主成分分析により、第 1 主成分と第 2 主成分を求め、この 2 軸によって張られる特徴空間上に心地よい曲 50 曲と心地よくない曲 50 曲を入り分けしてプロットする。結果を図 4.3 に示す。心地よさの 2 グループは重なって分布している。線形判別分析で判別できないことも対応する。

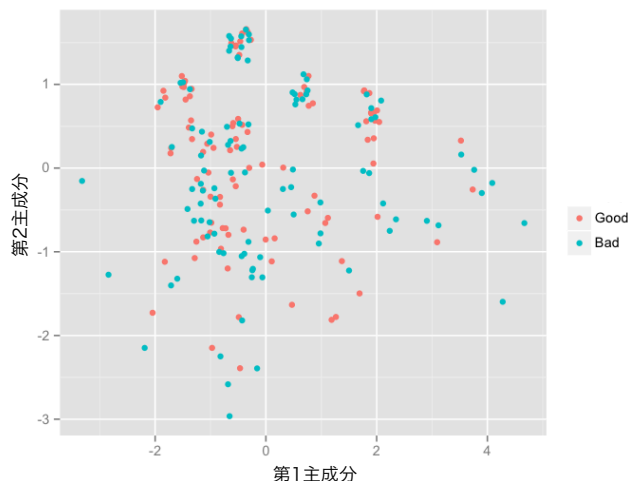


図 4.3 第 1 主成分および第 2 主成分のプロット図(4 変量)
 Figure4.3 Plot of the first principal components and the second principal components (4 variables).

なお、第 1 主成分と第 2 主成分による累積寄与率は 78% であった。

次に、測定結果として得られる 5 点からなるカーブを前半と後半の 2 つに分けて、2 変量のデータとして分析した結果を述べる。線形判別関数による判別の結果、先の 4 変量の場合と同じ正解率 0.55 となった。先と同様に、判別できていない値となった。

前半の平均値と後半の平均値の 2 つの特徴量からなる特徴空間上での心地よい曲と心地よくない曲の空間位置を図 4.4 に示す。心地よさの 2 グループは重なって分布している。

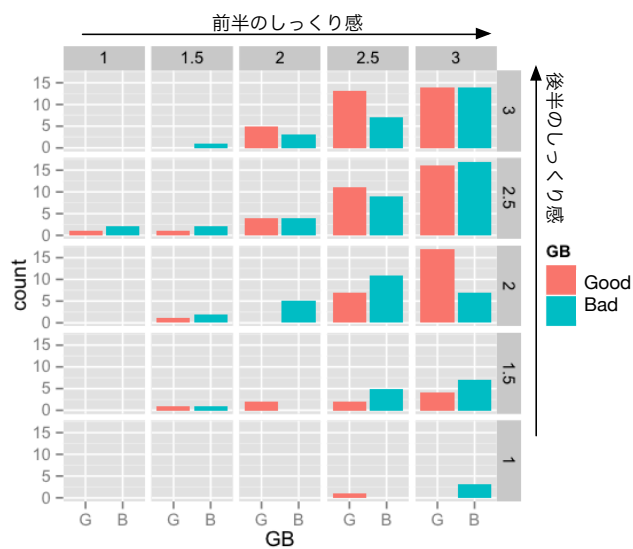


図 4.4 心地よい曲および心地よくない曲の空間位置 (2 変量)

Figure4.4 Spatial position of the song pleasant songs and uncomfortable (2 variables).

4.3 考察

主観評価実験についての考察:

同一評価者で前半 100 曲の再現性を求めた結果、 κ 係数が約 0.6 の Good であった。そのため、本実験で行った合議制は、実験参加者 10 名で平均値を測るよりも、より正確なデータを取ることができたと思われる。

しかし、実験用楽曲の中には 3 割程度だが、以下のようなパターンの場合に、しっくり感の判断に悩む場面があった。

- ・同じピッチが続く場合
例: ピッチ系列 3,3,8,8,8,8,8
- ・最後の 1 音のピッチが激しく変化する場合
例: ピッチ系列 18,13,18,15,13,13,13,3

分析結果に対する考察:

心地よい曲 100 曲と心地よくない曲 100 曲からなる 2 グループに対し、音符毎のしっくり感のカーブに基づく特徴量により、心地よい、心地よくないを対応づけられるか分析した。分析方法は、多変量解析の標準的な方法である。分析の結果は、両者の関係性が見られないという結果であった。

9 音符の長さとしたことに対する考察:

おおよそ 1 フレーズに相当する長さを扱った。ただし、音符数を固定するため、9 音符を越える長さのフレーズは、先頭の音符を除去した。先頭を除去したことに関し、聴覚上の違和感はなかった。

本研究では、1 フレーズ内で予測が当たったり外れたりという時間変化が生じると仮定して実験を構築した。短い長さの系列を扱って予測と裏切りの時系列変化を調べた。先行研究として、文献[15]では 8 和音を用いて予測と裏切りの時系列変化を扱っている。また、文献[3]に予測と裏切りに関する楽譜例が多く掲載されているが、1 フレーズないし 2 フレーズ程度の長さの例が多い。

一方、実験参加者の内省報告としては、もっと長い曲を扱った方が分かりやすいのではないかとの感想があった。今後、曲の長さを長くした場合の検討も必要である。

5. まとめ

先行研究で IR モデルの性能評価を 8 曲用いて行っており、 $R^2=0.68$ という高い性能が報告されている。多くの曲で同様な性能が得られるかを確認するために、Essen folksong collection 中の 196 曲で調べた結果、 $R^2=0.13$ となり、IR モデルは曲によって性能が大きく異なることがわかった。

従来から提唱されている n-gram に基づく予測手法に改良を加えた。 R^2 で評価すると従来の条件付き確率に基づ

く予測に比べ、値 R^2 で評価すると 14% の向上であった。また、IR モデルに対しては 2 倍程度高い性能を示した。しかし、以前として、 $R^2=0.32$ という低い値であり、更なる改良が必要である。

ほぼ 1 フレーズに相当する 9 音符からなる曲で、心地よい曲 100 曲と心地よくない曲 100 曲に対し、音符毎にしっくり感を主観評価してカーブを作った。そして、そのカーブに基づく特徴量により、心地よい、心地よくないを対応付けられるかを分析した。その結果、両者の関係性が見られなかった。

参考文献

- [1] 大村英史, 柴山拓郎, 高橋達二, 澁谷智志, 岡ノ谷一夫, 古川聖: 音楽情動研究の動向, 日本音響学会誌, Vol.69, No.9(2013)
- [2] L. B. Meyer: *Emotion and Meaning in Music*, University of Chicago Press (1956)
- [3] D. Huron: *Sweet Anticipation*, The MIT Press (2006)
- [4] フィリップ・ボール: 音楽の科学, 河出書房新社, 第 10 章 (2011)
- [5] 波多野諄余夫: 音楽と認知, 東京大学出版会 (1987)
- [6] E. Narmour: *The Analysis and Cognition of Basic Melodic Structures*, University of Chicago Press (1990)
- [7] E. G. Schellenberg: *Expectancy in melody: tests of the implication-realization model*, pp75-125 (1996)
- [8] 暗意実現モデルにおける基本類型を用いたメロディ構造分析, 情報処理学会研究報告, Vol.2010-MUS-87, No.1(2010)
- [9] E. Narmour: *The Analysis and Cognition of Basic Melodic Structures*, The university of Chicago Press (1996)
- [10] M. Pearce, *The construction and evaluation of statistical, models of melodic structure in music perception and composition*. Ph.D. thesis, City University, London. (2005)
- [11] Martin A. Rohrmeier, Stefan Koelsch., *Predictive information processing in music cognition. A critical review*, *International Journal of Psychophysiology* 83 (2012) 164–175
- [12] Essen folksong collection
<http://www.esac-data.org/>
- [13] The R Project for Statistical Computing
<http://www.r-project.org/>
- [14] 林原理恵, 尾田政臣: 和音進行の複雑さが快感に及ぼす影響, 社団法人映像情報メディア学会技術報告, Vol.33, No.17, pp.5-8(2009)