

令和 3 年 6 月 16 日現在

機関番号：31203

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2018～2020

課題番号：18K11598

研究課題名(和文) 楽譜の音符列から、人間が演奏時に付加する感性情報を推量し演奏テンポを推定する

研究課題名(英文) Estimating the tempo of a musical performance by simulating the sensory information that humans add to the notes of a musical score using machine learning

研究代表者

川村 暁 (Kawamura, Satoshi)

盛岡大学・文学部・准教授

研究者番号：40347919

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 1,200,000円

研究成果の概要(和文)：総譜から抽出した旋律(楽譜)を楽器演奏者が演奏するときの、テンポや感じ方等の感性情報を収集する基盤を整えた。この楽譜セットを、楽器の吹奏能力および読譜能力が一定水準以上の被験者が吹奏し、テンポを初めとする感性情報を記す被験者実験を行い、楽譜と人間が処理した感性情報を得た。「コロナ禍」のため、楽器の吹奏場所が確保に困難が生じ、学生の被験者実験に一部支障が生じた。計算機実験の結果、機械学習の手法によっては学習に100%成功しても評価用の未知データ、特にテンポの遅いクラスの認識が0%となるなど全く対応できず、適切な手法を使う必要があることが示された。SVMよりもMLPやCNNが良好な結果となった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

楽譜を人間が処理した結果である演奏(音)ではなく、楽譜についての研究であり特異である。感性情報を収集しデータセットを構築するための旋律(楽譜)セットを構築したことは、感性情報を得る上でも意義が大きい。この旋律(楽譜)セットを用いて、楽器演奏者が吹奏時のテンポなどの感性パラメータを収集し、楽譜の感性データセット構築の基礎を築いた。楽譜と対になる感性データセットも特異である。楽譜の感性情報のうちテンポのクラス分類問題の試行では、機械学習手法によっては学習が100%成功しても未知の評価データの正答率が50%となるものもあり、MLPやCNNを用いると97%程度の認識率となることが示された。

研究成果の概要(英文)：The data set (melody set), which is the basis for collecting the Kansei information of the musical instrument player, was constructed by extracting from the full score. This musical score set is played by a musical instrument player who has a certain level of reading ability and playing ability. The performance is the result of Kansei information processing, and Kansei information is obtained. But, In the experiment to obtain Kansei information, the experiment was restricted due to the countermeasure of "COVID-19". As a result of computer experiments, it is shown that depending on the machine learning method, it is necessary to use an appropriate method, such as unknown data for evaluation, especially recognition of slow-paced classes being 0% even if learning is 100% successful. Was done. MLP and CNN gave better results than SVM.

研究分野：情報工学

キーワード：感性情報処理 楽器演奏者 楽譜 テンポ 機械学習 人工知能 データセット

1. 研究開始当初の背景

楽譜が音楽になるためには、楽譜に書かれている音符を機械的に演奏してはならない。音楽になるには、人間の持つ感情や感性に基づいて表情をつけて演奏する必要がある。計算機に楽譜を演奏させた場合、人間が行っている感情・感性に基づく音楽の表現が付加されないため、不自然な演奏になる。この計算機の演奏は楽器演奏者には機械的で奇妙に感じられる。1/f 揺らぎなどを付加するのも、楽器演奏者にとっては機械的で不自然であり、違和感がある。

計算機が楽譜から直接感性情報を生成する試みはほとんど行われていないこと、楽譜と感性情報が対になったデータセットが存在しないことから、機械学習による感性情報処理に取り組むことと同時に、楽譜と感性のデータセットを構築する必要があった。本研究では、旋律が演奏されるテンポに着目した。

2. 研究の目的

本研究では、楽器演奏者が楽譜を演奏する際に行っている感性を付加する情報処理を、計算機で模擬することを目標とした。演奏表現すべてを対象とするのは困難であるので、演奏者により修飾されるテンポを対象とする。全日本吹奏楽コンクールの課題曲および自由曲で使われる曲（大曲）等に現れる旋律（主旋律および副旋律）を、楽器演奏者はどのようなテンポで演奏するかを元データとし、このテンポを、機械学習により再現することを目指した。

得られた感性情報を用いて、機械学習によりテンポの推定（遅い・早い）を行った[1-5]。

3. 研究の方法

(1) 総譜から旋律等を抜き出し、被験者実験用楽譜セットを集成する

総譜（フルスコア）は、楽曲を構成する一次情報の全てであり、楽曲で使用される楽器すべての音符等が記されている。ここから、楽曲の中核をなす旋律、重要な対旋律やオブリガード等をいくつか抽出する。楽曲の構成や意味を解釈し、どの場所・どの楽器の音符列を抜き出すかは難しい問題である。本研究では、音楽的にも質の高い被験者実験用楽譜セットを集成するため、作曲家・編曲家等の音楽の専門家の示唆・意見を踏まえつつ旋律等の抜き出しを行った。

抜き出しに用いた楽曲は、種類が豊富でかつ演奏経験が少なく先入観が少ない可能性が高いものを多くするため、全日本吹奏楽コンクール課題曲を中核に据えた。約 650 個の楽譜セットを修正した。個数が確定していないのは、難しい構成の楽曲が存在し、本稿執筆時点で楽譜セットとするため清書している楽譜があるためである。

抜き出した旋律は、移調楽器を考慮し、同一譜面にト音記号で in B $\flat$ , in C, in E $\sharp$  で記している。これにより、多く種類の楽器演奏者が、容易に読譜等対応できる。

(2) 楽譜セットで被験者実験を行う

(1)で整備された楽譜セットを用いて、楽譜を容易に、初見で吹奏（演奏）できるレベルの者で被験者実験を行う。被験者の読譜・吹奏（演奏）能力に条件を設けたのは、楽譜セットの数が多く、読譜・吹奏（演奏）能力により一つの旋律の処理時間が数分から数十分などと大きく異なることを考慮している。一つの旋律に数十分かかると被験者実験は完了できない。

調査票 番号: _____	
[必須] 印象(1)	<u>5好き</u> - 4 - 3ふつう - 2 - 1嫌い
[必須] 印象(2)	<u>5演奏しやすい</u> - 4 - 3ふつう - 2 - 1演奏しにくい
[必須] 印象(3)	<u>5簡単</u> - 4 - 3ふつう - 2 - 1難しい
[必須] 印象(4)	<u>短調</u> <u>長調</u> <u>わからない</u> そのほか ( _____ )
[できるだけ] あてはまるものに○: いくつでも可.	
印象(5)	<u>明るい・暗い</u> <u>綺麗・汚い</u> <u>早い・ゆっくり</u> <u>激しい・落ち着いた</u>
	<u>テンポ・ルバート vs. インテンポ</u> <u>喧しい・静粛 (静謐)</u> <u>ノリがよい・ノリが悪い</u>
(そのほか自由記述)	_____ _____ _____
印象についての自由記述.	

図 1 被験者実験の実験データの調査票 (一部) [1~4].

被験者は、楽譜の旋律を吹奏（演奏）し、メトロノームを用いてテンポを推定し、楽譜から得られた所感を調査票に記す。調査票を図1に示す。

なお、一つの旋律の処理時間は楽譜の難易度によるが、一般的には5分を上限として被験者実験を行う。しかし、難易度の非常に高い楽譜や、楽器によっては音域を超えた（演奏できない）譜面もあるため、一概に定めることはできない。音域を超えた楽譜については、楽器演奏者がこのように吹奏（演奏）するであろうと推定されたテンポが調査票に記される。

### (3) 得られた感性情報の解析と、機械学習で模擬

被験者が調査票に記したテンポは、被験者の感性が反映されたものとなっている。楽器を吹奏（演奏）する者ならば理解しているとおりである。

楽譜のテンポを推定する問題を、テンポの速い・遅いの2つのクラス分類問題とし、様々な機械学習手法を適応する。データセットとしては、予備的なデータと、被験者から得られたデータの2種類で実験を行う。

## 4. 研究成果

### (1) 総譜から旋律を抜き出し、被験者実験用楽譜セットを集成した

全日本吹奏楽コンクールや大曲から旋律・対旋律などを抜き出して、約650の楽譜セットを構築した。様々な旋律だけで構成された楽譜セットは希である。

旋律の抜き出しには、作曲家・編曲家等の音楽の専門家の示唆・意見を踏まえて抜き出しを行っており、音楽的にも精度の高い旋律のセットである。

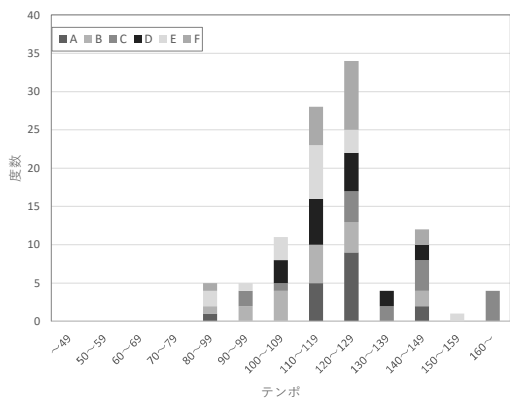
感性情報処理の被験者実験を実施しやすいように、吹奏楽器は移調楽器が多いことを考慮して、同一の旋律を in Bb, in C, in Es で併記している。これにより、楽器の種類を問わずに吹奏しやすい（読譜しやすい）楽譜構成とした。

### (2) 楽譜セットでの被験者実験

あるレベルの読譜能力および楽器吹奏（演奏）能力のある被験者を選定し、(1)で整備できた楽譜セットの被験者実験を行った。

感性情報処理の過程を模擬するためには、単なる読譜ではなく、楽器吹奏（演奏）をしなければならない。しかし、新型コロナウイルス感染症対策・対応のため、実験場たる大学が利用できない時期が長期間続いたことは、被験者実験の実施に大きな支障となった。科研費の研究期間は終了したが、(1)で整備された楽譜セットを用いた被験者実験は今後も継続する。

#### (a) ヒストグラム（全体）



#### (b) 課題曲末尾符号別のマーチ様テンポの割合

	課題曲A~D	課題曲A	課題曲B	課題曲C	課題曲D
テンポ110~129の割合 [%]	39.4%	26.5%	22.8%	59.6%	51.4%

図2 1980年代の課題曲から抽出した旋律の被験者実験の結果[4]。(a)のAからFは被験者を指す。

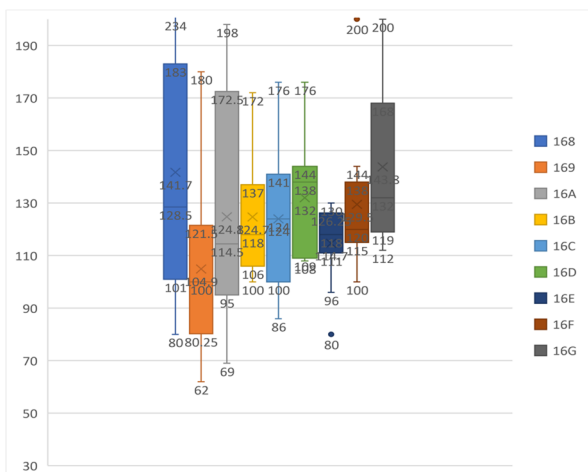


図3 1988年の被験者のテンポの箱ひげ図。旋律により推定されたテンポが異なる。168~16Gは旋律に付した番号である。

(3) 得られた感性情報の解析

被験者実験で得られた感性情報のうち、テンポの分布について解析した (図 2)。マーチ様の楽曲では被験者が推定したテンポのばらつきが少ないことが示された。被験者は、未知の楽譜であってもマーチ様の楽曲だと見なし、マーチ様のテンポを推定できたことは興味深い。

しかし、マーチ様以外の楽曲については非常にばらつきが大きい。現在、音楽の専門家複数名とともに解析を行っている。図 3 は、被験者のテンポの分布分析に用いている箱ひげ図の例である。被験者により、推定されたテンポが全く異なっている。多くの旋律において、推定されたテンポは同値とはならなかった。この要因を探ることは今後の課題である。

(4) テンポを機械学習で模擬する

予備的なデータは、簡単なピアノ練習曲等に基づいたものである。♩=120 をしきい値とし、120 以上のクラスと 120 未満の 2 つのクラスに分類した結果を表 1 に示し、評価データの分類結果を表 2 に示す。

表 1 予備的なデータに関するテンポのクラス分類[5].

Experimental Name	Recognition rate of training data			Recognition rate of evaluation data			All recognition rate (Training + Evaluation) (%)
	Slow class (%)	Fast class (%)	All (Slow + Fast) (%)	Slow class (%)	Fast class (%)	All (Slow + Fast) (%)	
K-NN2	82.5	100	91.25	0	100	50	83
K-NN3	100	55	77.5	50	80	65	75
DT	100	97.5	98.75	40	60	50	89
RF	95	100	97.5	60	90	75	93
AB	100	100	100	60	60	60	92
NB	100	75	87.5	0	100	50	80
LDA	95	95	95	50	60	55	87
QDA	100	100	100	50	50	50	90
MLP	100	100	100	50	90	70	94
S-L	100	100	100	40	80	60	92
S-RBF	100	100	100	30	100	65	93
S-PLOY	100	100	100	40	90	65	93
CNN	100	100	100	70	100	85	97

表 2 評価データの分類結果[5].

Evaluation data	K-NN2	K-NN3	DT	RF	AB	NB	LDA	QDA	MLP	S-L	S-RBF	S-POLY	CNN
Slow	S1	x	x	x	x	x	o	x	x	x	x	x	x
	S2	x	o	o	x	o	x	o	o	o	x	o	o
	S3	x	x	o	o	x	x	x	x	x	x	x	o
	S4	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	o
	S5	x	o	o	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	S6	x	o	x	o	o	x	o	o	o	o	o	o
	S7	x	x	x	o	o	x	o	o	o	x	o	o
	S8	x	o	x	o	o	x	o	x	o	o	o	o
	S9	x	x	x	o	o	x	x	x	x	x	x	o
	S10	x	o	o	o	o	x	o	o	o	x	o	x
Fast	F1	o	x	o	o	x	o	x	x	o	o	o	o
	F2	o	o	o	o	x	o	o	x	o	x	o	o
	F3	o	o	x	o	o	o	o	x	o	o	x	o
	F4	o	o	o	o	x	o	x	o	x	o	o	o
	F5	o	o	x	o	x	o	x	o	o	o	o	o
	F6	o	x	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
	F7	o	o	x	o	o	o	x	x	o	o	o	o
	F8	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o	o
	F9	o	o	x	x	o	o	o	o	o	x	o	o
	F10	o	o	o	o	o	o	o	x	o	o	o	o

テンポの遅いクラスの誤分類が多いこと、特定の楽譜に基づくデータを、複数の機械学習手法が誤分類していることが示された。なぜ特定の楽譜で誤分類が多かったかについては、楽譜の構成に基づき、音楽の専門家による検討が必要であり、今後の課題である。

(5) ある被験者のテンポを SVM (Support Vector Machine) で模擬する

ある被験者の推定したテンポを異なるカーネルの SVM で学習し、評価データを誤分類した楽譜を音楽の専門家が考察した結果を示す。3つの異なるカーネルが共通に誤分類した楽譜について、音楽の専門家が考察している。本節は、文献[6]に基づき、誤分類した楽譜の特徴を記す。

楽譜を示された場合、楽譜指定の情報と、自分がこれまで経験した楽譜のパターンの記憶から推測するであろう。楽譜にテンポなどの指定が無い場合は、リズムの特徴 (ゆったりした音符か、弾むような音符か、等) と、演奏の困難性 (吹奏楽器であれば息が続くか、運指に無理はないか? 等の肉体的・演奏技術的な影響も含む) も影響する。

3つの SVM が誤分類した楽譜は、3つの SVM が正しく分類した楽譜と比較して、楽器演奏者が判断を迷う楽譜が多かったとはいえる。「楽譜として突っ込みどころが多い楽譜が多かった」といえる[6].

(6) 今後の予定

本研究で整備された楽譜セットを用いた被験者実験を行いデータセットを拡充すること、被

験者実験で得られた感性情報の意味を音楽の専門家とともに解析すること、拡張されたデータセットを用いた機械学習による計算機実験をすすめること、制御パラメータを用いた個人化の計算機実験などを行うのが今後の課題である。特に、新型コロナ感染症の影響で被験者実験の拡充が十分ではなかったため、本研究で整備された楽譜セットを用いて継続的に被験者実験を行ってデータの精度を向上し、研究を進展させる。

#### 引用文献

- [1] 川村 暁、劉 忠達、白藤淳一、楽譜記載の音符列からテンポの早い・遅いを推定する、第19回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 (SI2018), 1B3-06, 2018.
- [2] 川村 暁、楽譜の感性情報処理と機械学習、ネットワーク連絡会 2019 Summer, 2019.
- [3] 川村 暁、白藤淳一、森田一浩、1972年から1979年までの全日本吹奏楽コンクール課題曲から抽出した主旋律を楽器演奏者が推定したテンポに関する一考察、盛岡大学研究紀要, 37, pp. 101-107, 2020.
- [4] 川村 暁、白藤淳一、森田一浩、1980年から1989年までの全日本吹奏楽コンクール課題曲5年分から抽出した主旋律を楽器演奏者が推定したテンポに関する一考察、盛岡大学紀要, 38, pp. 119-124, 2021.
- [5] Satoshi Kawamura, Zhongda Liu, Hitoaki Yoshida, Estimation of the Kansei Information obtained from Musical Scores via Machine Learning Algorithms, The 10th IEEE International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST 2019), 288-292, 2019.
- [6] 川村 暁、劉 忠達、牛渡克之、吉田等明、ある被験者が楽譜から推定したテンポを機械学習により模擬する—SVMによる試み—, 盛岡大学紀要, 38, pp. 113-117, 2021.

## 5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計4件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 3件）

1. 著者名 S. Kawamura, Z. Liu and H. Yoshida	4. 巻 1
2. 論文標題 Estimation of the Kansei Information obtained from Musical Scores via Machine Learning Algorithms : - Classification of Tempo into Two Classes Using Only Information Available in Musical Scores -	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proc. of the 2019 IEEE 10th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST), Morioka, Japan, 2019,	6. 最初と最後の頁 288-292
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) 10.1109/ICAWSST.2019.8923480.	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -
1. 著者名 川村 暁, 白藤淳一, 森田一浩	4. 巻 37
2. 論文標題 1972年から1980年までの全日本吹奏楽コンクール課題曲から抽出した主旋律を楽器演奏者が推定したテンポに関する一考察	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 盛岡大学研究紀要	6. 最初と最後の頁 101-107
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -
1. 著者名 川村 暁, 白藤淳一, 森田一浩	4. 巻 38
2. 論文標題 1980年から1989年までの全日本吹奏楽コンクール課題曲 5年分から抽出した主旋律を楽器演奏者が推定したテンポに関する一考察	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 盛岡大学研究紀要	6. 最初と最後の頁 119-124
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -
1. 著者名 川村 暁, 劉 忠達, 牛渡克之, 吉田等明	4. 巻 38
2. 論文標題 ある被験者が楽譜から推定したテンポを機械学習により模擬する SVMによる試みー	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 盛岡大学研究紀要	6. 最初と最後の頁 113-117
掲載論文のDOI (デジタルオブジェクト識別子) なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -

〔学会発表〕 計2件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 川村 暁
2. 発表標題 楽譜の感性情報処理と機械学習
3. 学会等名 ネットワーク連絡会 2019 Summer
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 川村 暁、劉 忠達、白藤淳一
2. 発表標題 楽譜記載の音符列からテンポの早い・遅いを推定する
3. 学会等名 第19回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会（SI2018）, 1B3-06
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	吉田 等明  (Yoshida Hitoaki)  (00220666)	岩手大学・教育学部・特命教授   (11201)	
研究分担者	劉 忠達  (Liu Zhongda)  (00782533)	石巻専修大学・理工学部・助教   (31308)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------