

ピアノ学習における課題曲合格時期予測システムの構築

松井 遼太^{1,†1,a)} 竹川 佳成^{1,b)} 平田 圭二^{1,c)} 柳沢 豊^{†1,d)}

受付日 2021年5月31日, 採録日 2021年12月3日

概要：本研究では、ピアノ学習者が教師から与えられた課題曲の合格時期を予測するモデルを構築する。ピアノ学習においてはレッスンを受講することが重要であるが、実際の学習時間のほとんどはレッスンよりも自宅での独習に費やされている。しかし、学習者は演奏技術や知識が未熟であり、次のレッスンまでに何をどれだけ練習すればよいのか、課題曲に合格するにはどれくらいの期間が必要なのかが分からない。そのため、学習者が課題曲に対する自身の目標を決めたり、練習の計画を綿密に立てたりすることは難しい。そこで本システムでは、学習者の日々の課題曲の演奏データに応じて、学習者が教師から合格をもらえるまでの残り日数を予測する。システムは、ピアノ初学者の日々の練習で得られた演奏データから、音価ごとの打鍵時間間隔、音高正解率、和音欠損率などの要因を算出する。算出された要因をもとに重回帰分析を行い、課題曲における教師から合格をもらうまでの残り日数を予測する。本予測モデルの精度は80.03%であり、高い精度で合格までの日数を予測することができた。本モデルは学習者の演奏と、目標とするお手本の演奏の類似度に基づいて合格日を予測する。そのため個人の演奏特性に応じて、教師の指導と同じ基準で課題曲の合格時期を推定できる。

キーワード：ピアノ学習支援, 熟達予測, 演奏類似度, 予測学習

Construction of a Prediction System for the Time of Passing Assignment Pieces in Piano Learning

RYOTA MATSUI^{1,†1,a)} YOSHINARI TAKEGAWA^{1,b)} KEIJI HIRATA^{1,c)} YUTAKA YANAGISAWA^{†1,d)}

Received: May 31, 2021, Accepted: December 3, 2021

Abstract: In this study, a model is constructed to predict when a piano learner will pass the assigned pieces provided by the teacher. Although piano lessons are important for learning the piano, most of the time spent learning is spent on self-study at home rather than on lessons. However, the learners are inexperienced in performance skills and knowledge, and they do not know what to practice and how many times before the next lesson, or how long they need to pass the assigned pieces. Therefore, it is difficult for learner to determine their own goals for the assigned pieces and to plan meticulously. Therefore, the proposed system predicts when the student will receive a passing grade from the teacher according to the student's daily practice of the assigned piece. The system calculates factors, such as the time interval between keystrokes for each note value, the pitch correction rate, and the missing chords rate from the performance data obtained during daily practice of beginners. Based on the calculated factors, multiple linear regression analysis is used to predict the number of days remaining until the student receives a pass from the teacher for the assigned piece. The accuracy of the prediction model was 80.03%, indicating that it could predict the number of days required to pass the exam with high accuracy. The model predicts the date of passing based on the degree of similarity between the learner's performance and the goal performance. Therefore, according to the performance characteristics of each individual, the time of passing the assigned piece can be determined based on the same criteria as those of the teacher's instruction.

Keywords: piano learning support, proficiency prediction, performance similarity, predictive learning

1. はじめに

ピアノ演奏には、読譜、正確な打鍵、指使い、リズムや打鍵の強弱など、様々な技術が必要となる。これらの技術を習得するには長期間にわたる基礎的な練習が必要となる。ピアノ演奏には多くの時間と労力が必要なため、学習効率が悪く挫折してしまう学習者も多く存在する。ピアノの演奏技術を効率的に向上させるためには教師からレッスンを受けることが大切である。学習者は通常、月に数回のレッスンを受け、自身の演奏の誤りや技術について指導を受ける。レッスン後は自宅で練習し、次のレッスン日までに与えられた課題や修正点を中心に練習する。レッスンそのものも重要であるが、ピアノの学習時間の大半は自宅での練習に費やされる。学習者は演奏技術や知識が未熟であり、前回のレッスン時に指摘された箇所を修正するために、毎日どの程度練習すればよいのかの目算がつかない。さらに、仕事や勉強の合間に練習する場合は可能な練習時間が限られるため、1日あたりどの曲をどれだけ練習するかという計画を立てる必要がある。課題曲の合格時期が予測できることで、学習者は効率的に学習を進めることができ、学習の見通しが立てられるようになる。一方、ピアノの学習において課題曲の合格時期を予測することは難しい。その理由として、以下の点があげられる。

- 師事する教師によって重要視する演奏の要素が異なる
レッスンにおいて、課題曲を合格するためには楽譜どおりなるべく音を間違えずに、正しいリズムで演奏することが求められる。一方で、教師によってはリズムを溜めて演奏することを求めたり、音の間違いはそれほど気にせずテンポを守って演奏することを求める例も存在する。そのため、課題曲合格までの残り日数を予測する際の基準は、師事する教師、すなわち目標とする教師の演奏とする必要がある。
- 打鍵の誤りだけでは演奏の熟達を評価できない
一般に打鍵の誤りは少ない方がより良い演奏とされる。しかし、打鍵の誤りは課題曲を弾き慣れることで自然と少なくなるため、レッスンでは逐一指摘せずに、リズムなどの他の演奏表現^{*1}の要素だけで合格を判断するという場合も存在する。したがって、課題曲の合格時期を予測するためには、演奏した音符が正しいかどうかという情報のみでは難しい。

そこで本研究では、ピアノ学習者がレッスンの合間の独

習において、師事している教師の合格基準に合わせて、学習者が教師から与えられた課題曲の合格をもらうまでの日数を予測するシステムを構築する。提案システムは学習者の演奏と教師の演奏の類似度を、音高や打鍵時間間隔などの演奏の構成要素に基づいて算出する。算出した類似度を説明変数として重回帰分析を行い、合格までの予測日数を出力する。本モデルは音高正解率、旋律部音高正解率、打鍵時間間隔（IOI）類似度、和音欠損率、和音 IOI の5つのデータに基づいて、学習者の課題曲の合格までに必要な日数を予測する。

学習者に対して、学習者自身の課題曲の進捗状況や合格時期をフィードバックすることで、学習者は計画的に練習に取り組み、さらなる学習に励むこともできる。そのため、本システムは単なる自宅学習においても利用できると思われる。

1.1 想定する利用シナリオ

本研究では、システムの主な想定利用者を保育士、または幼稚園教諭の資格課程におけるピアノ実技受験者としている。資格試験などのためにのみピアノを学習する学習者にはピアノ初学者も多く、自身に最適な練習時間の見通しが立てられず、効率的に学習を進めることが難しい。そのため、本システムにより課題曲の合格予測時期を提示することは、ピアノ学習を効率化させ、学習者が短期的な目標を立てやすくなる。学習者は本システムの提案技術を用いて、必要な量の学習のみを行い、合格予測時期を参照することで合格までの道のりを逆算して練習の計画を立てられる。このような学習体験を繰り返すことで、自身の合格までに必要な練習量を、体感で予測できる能力も身につく。また、学習者は課題曲を、試験日までにどの程度の時間練習すればよいかが分かることで、ピアノ実技以外の科目に関する学習時間を効率良く配分できる。したがって本研究における実験では、課題曲の難易度を初学者向けに調整している。そのため、本研究ではシステムの主な使用対象者をピアノ初学者としている。

以下、2章で関連研究について説明する。3章で予測モデルの構築に向けたデータ収集実験について説明し、4章で予測モデルの構築について説明する。5章では別課題曲を用いたモデル評価実験について述べ、最後に6章で今後の課題と、7章で本研究のまとめを行う。

2. 関連研究

2.1 ピアノ学習支援システム

これまでもピアノ学習支援に関する研究は数多く行われてきた [1], [2], [3]。これらのシステムは初学者の独習支援を対象としている。また、学習者の苦手な演奏箇所を特

¹ 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate, Hakodate, Hokkaido 041-8655, Japan

^{†1} 現在、m plus plus 株式会社
Presently with m plus plus Co., Ltd.

a) g3119005@fun.ac.jp

b) yoshi@fun.ac.jp

c) hirata@fun.ac.jp

d) kani@mplpl.com

^{*1} 演奏表現とは、テンポの強弱や拍のとり方、音量の調整などアゴギクやデューナーミクの総称である。

定し、集中的に訓練するためのピアノ学習支援システムや [4], 演奏を自動的に評価してアドバイスや間違いを譜面上に提示するシステムもある [5], [6], [7], [8]. このようなピアノ学習支援システムは、取得した打鍵情報から音高の正誤や打鍵の強さを判別している. これらの研究では、取得したデータから学習者の苦手箇所の予測などが行われているが、学習者の課題曲習熟度合いや合格時期を予測しているものはない. 本研究においては学習者の打鍵情報を取得・記録し、合格時期の予測に用いる.

2.2 Learning Analytics

近年、IT を利用した教育の充実化にともない Learning Analytics の分野における研究が活発化している. Learning Analytics について、Ferguson は「学習とそれが生じる環境を理解し、最適化することを目的として、学習者とその状況についてのデータを測定・収集・分析・報告すること」と定義している [9]. さらに、Learning Analytics の専門論文誌である Journal of Learning Analytics では、Learning Analytics のカテゴリとして “Understanding Learnin” (効果的な学習環境の要因分析など) [10], [11], “Improving Learning” (カリキュラムや教材の改善を目的とした研究など) [12], [13], “Meta-Issues” (プライバシーや倫理関係の研究など) [14], [15], “Tracing Learning” (マルチモーダルな学習プロセスの分析、データの可視化など) [16], [17], [18] の 4 トピックに分類されている [19]. Learning Analytics は、教育分野における課題の解決手段の 1 つとして利用される. 大学教育においても、日々の学習成績をもとに最終的な不合格者を予測し、教育的なサポートを実施することが試みられている.

身近な例としては、e-ポートフォリオや学習管理システム (LMS: Learning Management System) があげられる. これらのシステムにより蓄積されたデータに対してデータマイニングし、分析することで学習者の達成度や進捗状況を予測する研究が存在する. Gökhan らは講義中の学生の学習パターンの調査を目的として、電子書籍プラットフォームの学生のクリックストリームデータを分析した [20]. その結果、似たような学習パターンを持つ学生を 3 つのグループに分類し、自己申告データのみでは困難な学生の学習パターン分類の把握に成功した. Iqbal らは強調フィルタリングや制限付きボルツマンマシンの手法を応用して、機械学習に基づいた学生の成績予測手法を検討した [21]. また、Kostopoulos らは遠隔教育コースの学生の成績予測システムを構築し、彼らの提案した半教師あり学習の手法は、高い精度で学生の最終的な成績を予測した [22]. このように、学校教育において生徒の成績を予測することは広く実施されており、学習者個人に合わせた適切な教育が期待できる.

しかし、スポーツや楽器などの、身体的な技能を駆使す

る分野においては Learning Analytics はあまり利用されていない. 勉強などの学習においてはテストなどにより成績を点数化することが比較的容易であるが、スポーツや音楽の分野においては一概に成績を点数化することは難しい. ピアノの教育現場においても Learning Analytics が取り入れられている事例はほとんどない. ピアノ学習においては特に成績を点数化することが難しい. その理由として、ピアノ演奏は正しい音高で演奏していることだけが正解ではないことがあげられる. 正しい音高や音価で演奏することは重要であり、正しい演奏に関して大まかな共通概念は存在するものの、師事するピアノ教師によっては多少の打鍵の間違いは気にせず、リズム良く演奏することが求められる場合もある. このように教師によって正解の演奏の価値観が異なるため、生徒の合格までの道のりを予測することは難しい. そのため、合格までの道のりを予測する場合の予測モデルは師事する教師によって異なる. 本研究では、学習者が演奏した打鍵情報から、打鍵時間間隔や音高正解率などの要素を抽出し、それぞれの演奏者ごとに比較できるようにフォーマットする. ピアノ演奏に含まれる要素を総合的に判断し、また、目標とする「正解の演奏」との類似度を比較することで正解の演奏を判断する. つまり、本研究における正解の演奏とは、「目標としている演奏」や「師事している教師のお手本の演奏」である. これにより、演奏者間での演奏の比較や、教師の視点からの合格可能時期を予測できる.

3. データ収集実験

3.1 実験目的

ピアノ学習者の課題曲合格日予測に用いるための演奏データを収集するために、自宅での練習を模した環境で、初学者を対象とした演奏データ収集実験を実施した.

3.2 分析用データセット構築

被験者に合計 5 日間課題曲を練習してもらい、各日の演奏データを取得する.

3.2.1 演奏データの収集

被験者が課題曲を練習している様子を 2 視点から撮影し、両手の打鍵時刻と音高、演奏動画を取得した. それぞれの詳細は以下のとおりである.

- 打鍵時刻

被験者が鍵盤を打鍵した際の時刻をミリ秒単位で記録する. 実験終了後、分析ツールを使用して記録した打鍵時刻から打鍵時間間隔 (IOI: inter-onset-interval) を算出した.

- 音高

演奏中に取得した MIDI データから抽出した、打鍵された鍵の音高 (pitch) である.

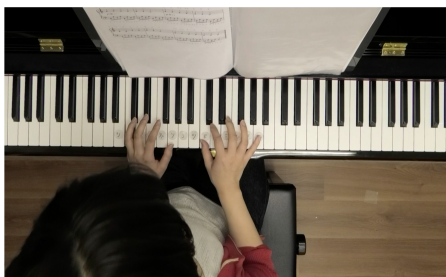


図 1 正面上部から撮影した演奏動画

Fig. 1 Video camera image at the top of the front.



図 2 後方右側から撮影した演奏動画

Fig. 2 Video camera image of rear right side.

● 演奏動画

図 1, 図 2 に示すとおりビデオカメラ 2 台を演奏協力者の正面上部, 後方右側にそれぞれ設置して撮影した。なお, 正面上部の映像からは打鍵位置と打鍵の瞬間, 後方右側の映像からは肘を含めた体全体の動きを確認できる。

3.2.2 被験者

被験者は 25 歳から 36 歳までの男女 6 名であった。被験者は全員, 学校教育以外でのピアノ演奏経験が 1 年未満の初学者であった。初学者を対象とした理由は, 1 章で述べたように, 上級者であればあるほど自身の演奏のレベルを把握しやすく, 学習者本人が合格までの道のりを把握できる。対象者の中にはギターなどピアノ以外の楽器の経験がある者もいたが, 五線譜のト音記号が読める者はいなかった。

3.2.3 課題曲

課題曲は世界中で民謡として広く親しまれている「子犬のマーチ」とした。課題曲の楽譜を図 3 に示す。本楽曲は旋律が広く知られており, また全 16 小節とほど良い長さであるため, 初学者が演奏するのに馴染みやすい。また, 左手の伴奏形が最も基本的な 3 和音の全音符のみである。さらに, 和声が基本的なカデンツを構成するトニック, ドミナント, サブドミナントの 3 種類のみである。そのため, ピアノ未経験者や初学者にとっても馴染みやすく, かつピアノ演奏の最も基礎的な技能のみが要求されるといえる。以上の理由から本課題曲を選定した。

3.2.4 実験環境

実験に使用したピアノはヤマハのトランスアコースティックピアノ TA2 である。TA2 は打鍵するとハンマが内部の

子犬のマーチ



図 3 課題曲「子犬のマーチ」の楽譜

Fig. 3 Score of assigned piece “Puppy’s march”.

弦を打ち鳴らす機構を搭載している。そのため, アコースティックピアノと同様の打鍵の感覚を持ちながら MIDI データを取得できる。なお, 本実験の被験者にはまったくのピアノ未経験者もいるため, 鍵盤の 2 オクターブ半と楽譜にイタリア音名が書かれた音名シールを貼り付けている。音名シールが演奏を妨げることはない。筆者らが実際に教育大学の保育士養成過程の学生らにヒアリング調査を実施したところ, 初学者が学習の過程で音名シールを貼っている例が存在した。また, 当該学生らの指導を担当している教師からも音名シールが演奏を妨げることはなく, 学習の過程で鍵盤を覚えるためにシールを貼ることは問題ないとの回答を得た。

実験は実際のレッスンとレッスンの間の独習期間を想定し, 1 日あたり 25 分間の練習時間を設け, 計 5 日間実施した。25 分の練習終了後に到達度テストを実施し, 課題曲を 2 回通し演奏してもらった。日ごとの実験終了後に 5 件法によるアンケートを実施し, 演奏のできばえや課題曲への印象を調査した。また被験者は, あらかじめ用意しておいた模範演奏動画を自由に閲覧できる。これは自宅での練習の際に Youtube などの動画投稿サイトを参考に閲覧することを想定したものである。実験前に被験者に以下のような教示を行った。

- これから課題曲を 25 分間練習していただきます。模範演奏の動画を参考に練習してください。動画は何回視聴してもかまいません。
- 練習終了後に到達度テストを行います。テストの際はその時点で弾ける範囲でかまいませんので, 2 回通し演奏をしてください。
- 間違えずに演奏できるようになっても, 強弱などを工夫してより良い演奏になるよう練習してください。

- 演奏の正誤や練習方法に関する質問にはお答えできません。

3.3 データ収集実験の結果と考察

被験者らがひととおりスムーズな演奏ができるようになるまで、おおよそ3日を要した。被験者に対して練習方法の指示や助言は与えていないため、各々が自由な練習方法を用いていた。6名中4名は部分練習を、残り2名は通し練習を中心に練習していた。ピアノ学習における部分練習とは、楽曲の一定の部分のみを繰り返し練習することである。両手ではなく、右手や左手のみなど苦手なパートだけを部分練習することもある。一方、通し練習とは楽曲のはじめから終わりまでを何度も繰り返し練習することである。片手のみの通し練習も存在する。

被験者のうち部分練習を中心に行っていた4名に共通することとして、ダンスや新体操、ギターなど他の技芸の長期の経験歴があった。これらの技芸はいずれもピアノ練習と同様に音楽と合わせて実施するものであり、練習の際には楽曲を区切って部分練習を行うため、それにならって「ピアノにおいても部分練習を中心に行った」と感想を述べていた。一方で、通し練習を中心に行っていた2名はピアノ以外の技芸に関してはサッカーの経験歴があった。サッカーでは楽曲に合わせて練習するという方法は存在しない。そのため、部分練習という概念が存在しなかったことが考えられる。実験後のヒアリングでは「部分練習では効率が悪く、全体を通して練習した方が効率がよいと思った」などと回答を得た。部分練習を行った被験者と通し練習を行った被験者感において、習熟効率に大きな差は見られなかったが、今後被験者を増やし、練習条件を整えることで習熟効率に影響が見られる可能性がある。

4. 予測モデルの設計

課題曲合格時期予測モデルを構築するため、3章で記述した演奏データ収集実験の結果を分析ツールを用いて、データを算出、および分析した。

4.1 演奏協力と合格判定を実施したピアノ教師

本実験では20年以上の演奏経験を持つピアノ教師に課題曲を演奏してもらい、演奏データを収集した。教師から得られた演奏データは4.2.4項のIOI類似度や、4.2.5項の和音IOIの算出に用いている。また、本教師には3章の実験における被験者らの各回の演奏動画を視聴してもらい、「本動画の生徒はピアノを学び始めて1カ月以内の初学者です。彼らを指導する立場になって課題曲の合格、または不合格を判定してください」という提示のもと、合格、不合格の判定を実施してもらった。なお、3章のデータ収集実験では各被験者とも一律に5日間練習してもらっているが、本章において教師が合格であると判断した日以降の各

被験者の演奏データは、予測、およびモデルの設計には使用していない。

4.2 演奏データの分析

日ごとに取得した演奏データから分析ツールを用いて必要なデータを算出した。被験者らには課題曲を2回演奏してもらっているが、本分析ではすべて2回目の演奏を分析対象のデータとした。分析ツールの詳細を以下に記述する。

4.2.1 使用した分析ツール

被験者の課題曲演奏データから、予測に必要な要素を整形、算出を行うための分析ツールをwebアプリケーションとして構築し、使用した。本分析ツールは以下の機能を有する。

- 演奏データ読み込み機能

Standard MIDI File形式の演奏データをインポートして読み込むことができる。読み込む際に右手パートと左手パートを手動で分離し、パートを指定して読み込むことで、両手を分離してデータを扱うことができる。

- データ整形機能

読み込んだデータに対して、右手パートは課題曲の音価をラベリングし、左手パートは左手3音ごとに和音のラベリングを手動で実施する。今回の課題曲においては左手パートの音符が3和音のみのため、3音ごとに1つの和音として認識させている。右手パートの音価をラベリングする理由は、IOI類似度を算出する際に音価ごとの分類が必要なためである。また、左手にミス打鍵がある場合はデータを直接確認し、手動で調整を行うことで対応している。

- 分析用データ算出機能

課題曲合格日を予測するために必要な音高正解率、旋律部音高正解率、IOI類似度、和音IOI、和音欠損率の5つの要素を算出する。各要素の概要と算出方法については以下の各節で記述する。

4.2.2 音高正解率

課題曲のすべての音符数を n 、演奏データに含まれるミス打鍵数を k としたときの音高正解率 C の導出は以下の式による。

$$C = \frac{n - k}{n} \quad (1)$$

音高正解率は課題曲の両手の正しく打鍵できている割合を算出した値である。すなわち、すべての音符に対して、打鍵された鍵のうちからミス打鍵を除いたものの割合である。本研究におけるミス打鍵とは、楽譜に記載されていない余計な鍵を打鍵する余打鍵、楽譜に記載されている鍵盤を打鍵しなかった未打鍵、順序は楽譜どおりに演奏していたが間違った鍵盤を打鍵する誤打鍵の3種類とする。ミス打鍵の判定は、分析ツールを用いて演奏データを右手・左手パートに分類し、各パートとも課題曲の1音目から順に、

余打鍵・未打鍵・誤打鍵に該当するかを判定している。

4.2.3 旋律部音高正解率

課題曲の右手パートすべての音符数を n_r 、右手パートの演奏データに含まれるミス打鍵数を k_r としたときの音高正解率 C_r の導出は以下の式による。

$$C_r = \frac{n_r - k_r}{n_r} \quad (2)$$

旋律部音高正解率は旋律部である右手パートのみの音高正解率の値である。本値を導出した理由は、本課題曲において演奏するうえで最も重要なメロディ部分を右手が担っており、後述の打鍵時間間隔がどれほど均等であっても右手の音高に間違いが多ければ、音楽として成立しないためである。

4.2.4 IOI 類似度

課題曲の演奏のうち、旋律部（右手）の各音符の発音時刻の差分の標準偏差を算出した。発音時刻はミリ秒単位で記録されている。課題曲の旋律部には4分音符と2分音符の2種類の音価の音符が存在する。これらは4分音符から4分音符、4分音符から2分音符、2分音符から4分音符、2分音符から2分音符、の4種類の音価の遷移があるといえる。そのため、上記の4種類の遷移状態に分けて打鍵時間間隔（IOI）を算出した。その結果、各被験者とも2分音符から4分音符に遷移する際に、最もIOIの分散値が大きかった。初学者にとって、現在弾いている音符の音価から異なる音価に遷移することは難しく、戸惑うことが考えられる。特に2分音符から4分音符に遷移する際は、楽曲内の「フレーズの終わりから始まり」つまり、カデンツの終了と開始部分であることが多い。これらは旋律の切れ目であり、演奏に慣れていない学習者は打鍵を戸惑いやすいため、2分音符から4分音符に遷移する際のIOIが高い結果になったといえる。課題曲における2分音符-4分音符間の遷移パターンの出現回数を m 、教師の演奏データにおける2分音符-4分音符間のIOI（出現箇所 l ）を a_l 、生徒の演奏データにおける2分音符-4分音符間のIOI（出現箇所 l ）を b_l としたときのIOI類似度 S の算出方法は以下の式による。

$$S = \frac{\sum_{l=1}^m a_l b_l}{\sqrt{\sum_{l=1}^m a_l^2} \sqrt{\sum_{l=1}^m b_l^2}} \quad (3)$$

収集したIOIの値はミリ秒単位であり、教師の演奏と生徒の演奏間で頭出しの発音時刻を揃えてから、IOI類似度を算出する。IOI類似度の値によって、演奏全体のテンポを度外視しつつ、生徒と教師の演奏の滞留度を比較できる。

IOI類似度は特定の箇所だけに着目した値のため、特定の課題曲でのみ使用できる値である。しかし、特定の音価に着目せず、楽曲内の連続するある2つの音符間において、音長が長い音符から短い音符に遷移する箇所を算出することで、一般の楽曲にも拡張できる可能性がある。IOI類似度の一般化に関する調査は今後の課題である。

4.2.5 和音 IOI

課題曲の演奏のうち、各小節の左手和音部の最初に打鍵された音と、最後に打鍵された音の発音時刻の差分を算出した、その回の演奏における平均値である。ピアノ指導においては一般に、演奏の習熟にともない和音の発音が揃うことを「音の粒が揃う」などと表現される。そのため、課題曲の合格判定においても和音の発音のバラツキ具合を考慮することは重要であるといえる。なお、速いテンポの曲において左手に16分音符や32分音符のアルペジオがある場合、和音との判別が難しいこともある。しかし、本課題曲はテンポが速くなく、左手の音価も全音符のみであるため、アルペジオとの判別がつかないという問題は発生しない。本分析において和音のバラツキ具合である和音IOIは、3和音のうち2音以上打鍵している場合に算出し、未打鍵などにより当該和音の打鍵数が1音以下の場合は、欠損値として扱っている。本研究では4.1節で記述したピアノ教師に課題曲を演奏してもらい、教師の演奏データの和音IOIを収集した。和音IOIと音高正解率について、被験者ごとにおける各回の平均値と教師の1回の演奏をそれぞれプロットした散布図を図4に示す。縦軸は音高正解率を、横軸は和音IOI平均値を示している。教師の和音IOIは、いずれの被験者の和音IOI平均値よりも小さく、教師の音高正解率は100%である。また、被験者が合格判定をもらった最終日の和音IOIよりも、教師の和音IOIは小さく、教師は生徒よりも、和音を構成する各鍵を同時に打鍵できているといえる。

4.2.6 和音欠損率

和音欠損率は左手全体に対する3和音のうち、2音以上が未打鍵、または誤打鍵の箇所の割合である。本分析では当該小節における左手3和音のうち打鍵数が1音以下の場合を欠損値として扱っている。これは、3和音のうち2音以上が判明している場合は和声的な構造から和音を推測できるためである。一方で、このような和音判定のアルゴリズムでは、学習者が右手のみを練習したり、左手をほとんど弾けていなかったりする場合に正常な判定ができない。左手の弾けるところのみを弾き、弾けないところは飛ばすという弾き方をした際に、音高正解率のみが上昇してしまう。そのため、課題曲の演奏のうち「どれだけ和音が弾けていないか」という情報を考慮する必要があるため、和音欠損率を導入した。

4.3 予測モデルの構築と考察

4.1節で述べた5つのデータを説明変数、合格までの残り所要日数を目的変数として重回帰分析を適用し、合格までの日数予測モデルを構築した。予測モデルの式を以下に記述する。

$$y = b_1 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_3 + a_4 x_4 + a_5 x_5 \quad (4)$$

表 1 課題曲「子犬のマーチ」における各説明変数と予測モデルの出力日数

Table 1 Explanatory variables and the number of output days in a prediction model for the “Puppy’s march”.

	IOI 類似度	音高正解率	和音 IOI(ms)	旋律部音高正解率	和音欠損率	残り日数
被験者 A 1 日目	-0.24	66.3%	177.2	87.2%	50.0%	2.46 日
被験者 A 2 日目	-0.55	84.2%	133.1	82.9%	6.2%	1.26 日
被験者 A 3 日目	0.92	94.7%	60.1	100.0%	6.2%	0.21 日
被験者 B 1 日目	-0.56	90.0%	86.1	95.7%	0.0%	1.52 日
被験者 B 2 日目	-0.12	90.5%	85.7	93.6%	0.0%	1.03 日
被験者 B 3 日目	0.98	98.9%	44.4	100.0%	0.0%	0.01 日
被験者 C 1 日目	-0.63	81.0%	160.2	89.3%	6.2%	1.47 日
被験者 C 2 日目	0.39	94.7%	66.6	93.6%	0.0%	0.41 日
被験者 C 3 日目	0.99	97.8%	56.7	100.0%	0.0%	0.02 日
被験者 D 1 日目	-0.56	91.6%	53.8	95.7%	6.2%	1.81 日
被験者 D 2 日目	0.23	95.7%	49.1	100.0%	6.2%	1.00 日
被験者 D 3 日目	0.98	100.0%	44.6	100.0%	0.0%	0.01 日
被験者 E 1 日目	0.93	48.4%	-	97.8%	100.0%	3.90 日
被験者 E 2 日目	0.87	70.5%	35.7	97.8%	56.2%	2.17 日
被験者 E 3 日目	-0.69	87.3%	57.9	89.3%	12.5%	3.42 日
被験者 E 4 日目	-0.67	89.4%	50.6	95.7%	0.0%	1.56 日
被験者 E 5 日目	0.36	100.0%	35.3	100.0%	0.0%	0.65 日
被験者 F 1 日目	0.80	71.5%	46.5	97.8%	43.7%	1.81 日
被験者 F 2 日目	0.89	100.0%	32.8	100.0%	0.0%	0.07 日

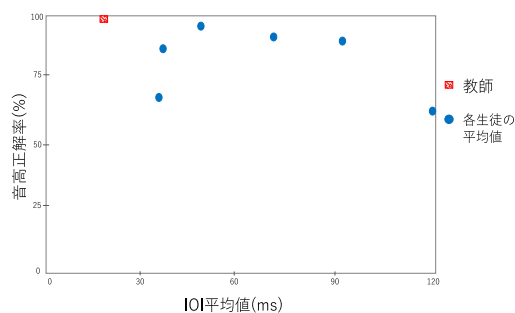


図 4 教師の演奏と生徒の各回の演奏の平均値

Fig. 4 Average of the teacher’s performance and each student’s performance.

表 2 予測モデル式 (4) の各変数

Table 2 Each variable in the prediction model (4).

	各変数の値
b_1	-0.0069
a_1	-1.10
a_2	-1.52
a_3	2.71
a_4	-0.0037
a_5	3.01

予測モデルの式 (4) における各変数を表 2 に示す。また、式中の x_1 は IOI 類似度, x_2 は音高正解率, x_3 は和音 IOI, x_4 は旋律部音高正解率, x_5 は和音欠損率である。出力される y の値は教師に合格をもらえるまでの残り日数の予測値であり、非整数値で出力される。それぞれの説明変

表 3 「課題曲子犬のマーチ」における精度評価指標

Table 3 Accuracy measures for assigned piece “Puppy’s march”.

	RMSE	MAE	R^2
提案モデル	0.56	0.41	0.80

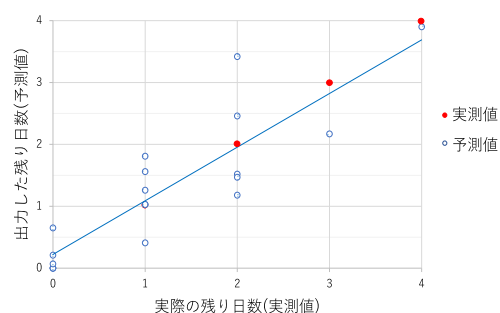


図 5 予測値と実測値のプロット

Fig. 5 Plot of predicted and measured values.

数は標準化し、予測モデルに入力した。今回のデータ収集実験で得られたデータに重回帰分析を適用した際の提案モデルの結果を表 3 に記載する。本研究では、平均平方二乗誤差 (RMSE), 平均絶対誤差 (MAE), 決定係数 (R^2) の 3 つを精度評価指標として用いた。また、提案モデルが出力した予測値と、実際に合格までに所要した日数のプロットを図 5 に示す。表 1 は実際の演奏データから得られた各要素を被験者と日数ごとにまとめたものである。表 1 中の「残り日数」の列が予測モデルで出力した残り日数 y で

表 4 予測モデルの回帰係数

Table 4 Regression coefficients for prediction models.

	各説明変数の回帰係数
IOI 類似度	-1.10
音高正解率	-1.52
和音 IOI	2.71
旋律部音高正解率	-0.0037
和音欠損率	3.01

ある。同じ列のその他の行の値が当該日のデータである。被験者 E は 3 日目において打鍵時間間隔が大きく上昇している。この理由としては、被験者 E は 1 日目、2 日目共に和音欠損率が非常に高い。つまり、1 日目、2 日目は左手をあまり弾かず、3 日目から左手も通して演奏していたことが分かる。そのため、3 日目から両手演奏を開始したことで戸惑い、一時的に右手が左手につられるように演奏してしまったといえる。

予測モデルの各説明変数と回帰係数の一覧を表 4 に示す。最も寄与度の高かった説明変数は和音欠損率、ついで和音 IOI である。本課題曲のように左手パートが和音を鳴らすような楽曲の場合、楽曲中における和音の出現箇所が多い。和音は楽曲の調性を決定づけ、演奏するうえでも土台となるため、重要である。そのため、和音が弾けているかどうかを判断する和音欠損率、和音が円滑に演奏できているかどうかを判断する和音 IOI の 2 つの値の寄与度が高かった。実際に表 1 に示すように、和音欠損率の値と、和音 IOI の値は日を追うごとに向上している。したがって、ただ単に音高の正解不正解という情報のみでは課題曲の合格時期を予測することは難しいといえる。

実験の結果は、一見妥当な結果が得られたように見えるが、適用している楽曲がモデル構築時と同じであるため、他の課題曲や被験者においても有効であるかは分からない。課題曲に過学習していることも十分に考えられる、そのため、別の課題曲と被験者のデータセットに本モデルを適用して有効性を検証する必要がある。

5. 予測モデル検証実験

5.1 実験目的

4 章で設計した課題曲合格日予測モデルの有効性を検証する。データ収集実験とは別の課題曲を使用し、新たに数名の被験者を対象として演奏データを収集する。その後、収集した演奏データに対して設計した予測モデルを適用、および評価を実施する。

5.2 実験詳細

被験者に課題曲を最長 5 日間、1 日あたり 25 分間練習してもらった。日ごとの演奏の動画を実験協力者のピアノ教師が確認し、途中の日程であっても被験者が十分にうまく

演奏できていると判断した場合は、当該日で練習を終了している。被験者に対して、練習方法や演奏の正誤など、演奏の熟達に関係する提示はしていない。被験者にはイタリア語音名の書かれた楽譜と、実験協力者のピアノ教師が課題曲を演奏している模範演奏動画のみが学習教材として与えられる。模範演奏動画は被験者が何度でも自由に閲覧できる。25 分の練習が終了した後、到達度テストとして楽曲全体を演奏してもらい、その際の演奏データを収集した。途中までしか演奏できない場合は、当該箇所までの演奏データを使用することとした。また、各被験者には各回の実験終了後に演奏の自己評価についてのアンケートを実施した。上記のデータ収集実験後、収集した演奏データに対して予測モデルを適用し、終了までの予測日数を出力した。

一般に、ピアノ教師によって合格判定の基準は異なるため、本章の予測モデル検証実験における合格判定のラベル付けを行ったピアノ教師と、4 章において合格判定を行ったピアノ教師は別の教師とした。

本章において合格判定を実施したピアノ教師は 25 年の演奏経験を持ち、初学者を対象とした指導経験歴も約 10 年という経歴を持つ。合格判定に関しては、4 章のピアノ教師と同様に「本動画の生徒はピアノを学び始めて 1 カ月以内の初学者です。彼らを指導する立場になって課題曲の合格、または不合格を判定してください」と提示して、合格、不合格を教師の判断で判定してもらった。また、本ピアノ教師には合格判定だけでなく、課題曲「花」の模範演奏も実施してもらい、IOI 類似度算出時の教師の演奏データとした。

5.2.1 被験者

21 歳から 25 歳までの男女合わせて 6 名を被験者として実験に参加してもらった。各被験者ともピアノの演奏経験はなく、これまでに音楽に関して専門的な教育は受けていない。

5.2.2 課題曲

課題曲は滝廉太郎の「花」を独奏用に編曲したものを使用した。図 6 に楽譜を示す。「花」は旋律が親しみやすく、学校教育においても使用されるため、誰もが聞いたことのある楽曲である。また、伴奏形も左手で和音を弾く曲であり、かつトニック、ドミナント、サブドミナントの基本のカデンツが大半を占めているため、初学者にとっても演奏しやすい。また、曲中に 1 カ所のみドッペルドミナントが出現する箇所があり、3 章の実験で使用した子犬のマーチよりも少しだけ難易度が高い。そのため、本楽曲を課題曲として採用した。

5.3 予測モデルの適用結果

収集した演奏データに予測モデルを適用したところ、表 5 のような結果となった。表中の「残り日数」の列が予測モデルで出力した残り日数である。ほぼすべての被験者にい

表 5 課題曲「花」における各説明変数と予測モデルの出力日数および被験者アンケートの結果

Table 5 Explanatory variables and the number of output days and results of the subjects' questionnaire in a prediction model for the “Hana”.

	IOI 類似度	音高正解率	和音 IOI (ms)	旋律部音高正解率	和音欠損率	残り日数	自己採点	被験者自身の残り日数予測
被験者 G 1 日目	0.20	92.1%	26.1	90.2%	2.0%	0.77 日	60 点	残り 2 日
被験者 G 2 日目	0.32	100.0%	18.6	100.0%	0.0%	0.75 日	80 点	残り 0 日
被験者 G 3 日目	0.82	100.0%	26.5	100.0%	0.0%	0.20 日	88 点	残り 0 日
被験者 H 1 日目	0.20	94.4%	33.8	97.3%	6.5%	1.02 日	50 点	残り 3 日
被験者 H 2 日目	0.67	100.0%	23.4	100.0%	0.0%	0.35 日	70 点	残り 2 日
被験者 H 3 日目	0.75	100.0%	21.9	100.0%	0.0%	0.27 日	75 点	残り 1 日
被験者 I 1 日目	-0.40	86.1%	129.1	91.6%	12.6%	1.41 日	60 点	残り 3 日
被験者 I 2 日目	0.39	100.0%	31.5	100.0%	0.0%	0.63 日	70 点	残り 3 日
被験者 J 1 日目	-0.64	93.0%	43.9	97.3%	7.1%	1.96 日	30 点	残り 2 日
被験者 J 2 日目	-0.63	97.3%	25.2	100.0%	2.0%	1.86 日	60 点	残り 1 日
被験者 J 3 日目	-0.11	100.0%	27.3	100.0%	0.0%	1.21 日	80 点	残り 1 日
被験者 K 1 日目	-0.40	25.3%	23.7	28.3%	77.8%	3.23 日	35 点	残り 7 日以上
被験者 K 2 日目	-0.06	36.3%	70.6	36.1%	74.3%	2.46 日	40 点	残り 5 日
被験者 K 3 日目	-0.01	77.3%	24.0	97.3%	24.3%	2.10 日	65 点	残り 3 日
被験者 K 4 日目	-0.09	90.3%	18.6	95.1%	10.9%	1.53 日	70 点	残り 2 日
被験者 K 5 日目	-0.29	97.3%	24.2	100.0%	3.1%	1.56 日	85 点	残り 1 日
被験者 L 1 日目	-0.81	30.5%	230.1	32.6%	81.7%	2.85 日	30 点	残り 7 日以上
被験者 L 2 日目	-0.81	57.1%	105.2	61.8%	60.7%	2.63 日	30 点	残り 7 日以上
被験者 L 3 日目	-0.26	64.5%	64.6	69.0%	36.7%	2.02 日	60 点	残り 2 日
被験者 L 4 日目	0.12	75.6%	54.1	81.8%	27.0%	1.39 日	60 点	残り 2 日
被験者 L 5 日目	0.45	89.1%	43.1	94.2%	12.6%	0.81 日	70 点	残り 1 日

花



図 6 課題曲「花」の楽譜

Fig. 6 Score of assigned piece “Hana”.

えることとして、日を追うごとに「残り日数」が短くなっている。被験者 G、被験者 H、被験者 I、被験者 J、被験者 K、被験者 L の各回の演奏動画を、本章における模範演奏動画の演奏を担当したピアノ教師に見せたところ、各被験者のすべての動画視聴後に「日を追うごとに上達している」ことを確認した。各動画は連続的に視聴するのではなく、

各被験者の演奏を日ごとに分割して視聴してもらった。今回の実験では、5 日間経過しなくても、被験者が十分に演奏できるようになった時点で終了している。それぞれの被験者が実際に要した日数は図の行数と同様に、被験者 G が 3 日間、被験者 H が 3 日間、被験者 I が 2 日間、被験者 J が 3 日間、被験者 K が 5 日間、被験者 L が 5 日間である。予測モデルで出力した結果と、実際に所要した日数を比較すると、おおむね一致していることが分かる。課題曲「花」における精度評価である平均平方二乗誤差 (RMSE) の値は 0.76、平均絶対誤差 (MAE) の値は 0.65 であった。

また、本章において、予測モデルの回帰式は 4.3 節 (4) のまま、回帰係数のみを再学習して課題曲「花」用の予測モデルを構築し、その場合の予測精度を検証した。精度検証の前処理として、被験者の各日の予測結果のデータを各被験者ごとの全 6 グループに分け、計 6 個のデータとした。このうち 5 個のデータを学習データ、残り 1 つをテストデータとする leave-one-group-out 交差検証で確認したところ、80.03% の精度^{*2}が得られた。したがって、4 章で構築した予測モデルの回帰式や説明変数は、異なる楽曲においても一定の有用性が認められる。

以上のことから、本研究で構築した予測モデルによって課題曲が完成するまでの日数、つまり合格までの残り日数

^{*2} 正解判定方法は、推定日数に ± 0.5 日分の許容誤差を適用し、実測値がその範囲内であれば正解とした。

を、比較的高精度で出力することができたといえる。

また、各日の終了後に被験者に実施したアンケートの結果を表5の8列目と9列目に示す。本アンケートでは「本日の演奏のできばえを100点満点で評価してください」という自己採点の項目と、「同様のペースで練習した場合、課題曲の完成まであと何日かかると思いますか」という被験者自身による予測の項目を設けた。各被験者とも、表5における自己採点の項目と被験者自身の残り日数予測の項目は反比例しており、自身が上達するにつれて、完成までの道のりが近くなっていることを認識しているといえる。一方で、被験者自身の残り日数予測の項目は、実際に要した終了までの日数や、システムが出力した残り日数とは乖離しており、被験者らが自身で終了までの日数を正確に予測することは難しいといえる。

6. 考察

6.1 実験に関する考察

5章の実験の結果、構築した予測モデルは学習者の課題曲合格日を高い精度で予測できることが判明した。一方で、表5における被験者Kの5日目や、被験者Gの1, 2日目のように、出力した残り日数と実際の所要日数が乖離している場合も見られる。被験者Kの5日目に関して、被験者Kは5日目終了時点における合格までの残り日数が1.56日と出力されており、実際の学習環境においては6日目以降も練習が必要になることが想定される。今回の実験ではピアノ初学者を対象としており、練習日を最大5日間に設定していた。そのため、被験者Kは課題曲の練習状況が途中の段階で最終日を迎えている。また、被験者Gの1, 2日目に関して、被験者Gは音高正解率をはじめとした各要素の成績が良く、初日から残り出力日数の数値は1日未満であった。一方で、教師が合格と判断した日は3日目である。被験者Gの1, 2日目の演奏に共通していることとして、IOI類似度の低さがあげられる。IOI類似度の低さは演奏中の滞留として現れる。ピアノ教師は滞留を耳で判断し、予測モデルよりも滞留を深刻に判断したため、結果の乖離が生じたと推察できる。

6.2 課題曲の楽曲構造と提案モデルの考察

今回のモデル適用実験では、比較的高い精度で予測できた理由として、課題曲が短く、簡単な曲であったことがあげられる。簡単な曲であれば複雑な演奏表現などの予測困難な要素が少なく、システムが予測する際にも誤差が生まれにくいといえる。また、4章におけるデータ収集実験の課題曲「子犬のマーチ」と、5章の実験で使用した課題曲「花」は楽曲として似ていることもあげられる。この2曲は旋律や和声進行こそ別物であるが、左手パートが一般的なコード弾きをする楽曲である。そのため提案システムは、このような左手がコード弾きをする曲において高い精度で

予測できるということがいえる。

6.3 学習者が練習を休んだ場合の議論と拡張点

また、今回の実験においてはあくまで「毎日25分ずつ練習する」ことを前提としてシステムを構築し、実験を実施した。この前提が存在する以上、システムが合格までの時期を日数で表示することは合理的であるといえる。しかし、現実の練習においては学習者が練習時間を確保できなかったり、練習を放棄したりするなど、「毎日25分ずつ練習する」という前提が崩壊することもある。一般的に、ピアノ学習において練習を休むと、その分合格までの道のりが長くなる。具体的に何日休むとどの程度合格までの期間が伸びるというデータは存在しない。一方で、現在の手法では練習を休んだ場合にどの程度合格までの時間が追加になるかという情報は表示されない。そこで今後のシステムの拡張点として、学習者が練習を休んだ場合のデータを収集し、合格予測日が似ている学習者同士を比較して、1日練習を休んだ場合にどの程度合格までの期間が長くなるかを調査する。これらのデータを蓄積することで、実際に学習者が練習を休んだ場合に、どの程度日数が追加になるかを予測し、学習者に提示できる。

6.4 音名シールと予測モデルに関する考察

本研究では、初学者でも音名との対応づけが分かりやすいよう、鍵盤に音名シールを貼り付けて実験を実施した。学習過程において鍵盤に音名シールを貼り付けることは、実際の教育現場でも行われる。一方で、音名シールを貼ることで音名と鍵盤の対応づけが明瞭になり、被験者らのミスが減ったとも考えられる。つまり、音名シールがあることでモデルの精度に影響が生じていると推察できる。本モデルに対する音名シールの影響に関する調査は今後の課題である。

6.5 今後の課題

今回の実験で構築、および使用した分析ツールは以下の点において手動で調整する必要がある。

- 右手・左手パートの分離、および識別
- 右手パートの音価のラベリング
- 左手パートの和音のグループ化

これらは本システムを完全に自動化するうえで、今後解決すべき技術的な課題である。演奏データをSMF形式で取得する以上、左右のパートの分離や、音価情報を取得することは難しい。現状、これらの問題は人間が聞く、もしくはデータを直接見て判断しなければ解決できない。この問題に関しては、Nakamuraら[23]の楽譜と演奏音符のマッチング技術を参考に、本研究にも応用することで解決できると考えられる。

現在の予測精度が実際のレッスンで使用するのに十分か

どうかは不明である。そのため、複数人のピアノ教師が学習者の合格時期を予測した場合の結果と比較して、実際に予測モデルの精度を検証する必要がある。課題曲や生徒の学習状況によっては、人間の教師の方がより高い精度で予測できる場合もある。しかし、予測モデルの方が正確に予測できるケースも考えられる。また、左手の伴奏形が特殊な課題曲に対応できる予測モデルを設計することも重要である。現在の予測モデルでは、左手の伴奏形がアルペジオやアルペルティバスである場合に対応できない可能性がある。そのため、様々な伴奏形態の課題曲を学習データとして、複数の予測モデルの設計をめざす。

今回の実験における課題曲は短く簡単であったため、比較的高い精度で予測ができた。しかし本来、学習者ごとに学習効率や演奏技術が異なるため、学習者ごとに回帰係数を変更するように調整する必要がある。学習効率が大きく異なる学習者や、1日目の演奏データしか得られない場合、正確に合格までの日数を予測することは難しい。そのため、今後は複数の回帰モデルの構築や、学習者の特徴ごとに回帰係数やパラメータの調整を検討する。

7. まとめ

本研究では、生徒の日々の演奏から課題曲の合格時期を予測するモデルを構築した。予測モデルは生徒の演奏と、目標とする模範演奏の類似度に基づいて重回帰分析を行い、課題曲合格までの残り日数を出力する。目標とする演奏との類似度に基づいて合格日を予測することで、同じ楽曲において教師の評価基準が異なる場合でも、各教師の評価基準と合致した予測結果を出力することができる。今後は、より多くの楽曲や生徒の演奏データを収集し、本予測モデルの適用範囲を拡大していく予定である。また、実際に定期的なレッスンを受けている生徒を対象としたユーザスタディも実施していく。

謝辞 本研究の一部は、JST CREST (JPMJCR18A3)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Takegawa, Y., Terada, T. and Tsukamoto, M.: A Piano Learning Support System Considering Rhythm, *Proc. International Computer Music Conference*, pp.326–332 (2012).
- [2] Takegawa, Y., Tsukamoto, M. and Terada, T.: Design and Implementation of a Piano Practice Support System using a Real-Time Fingering Recognition Technique, *Proc. International Computer Music Conference*, pp.1–8 (2011).
- [3] Takegawa, Y., Terada, T. and Tsukamoto, M.: Design and Implementation of Piano Performance Learning System Considering Withdrawal from System Support, *Computer Software (Journal of Japan Society for Software Science and Technology)*, Vol.30, No.4, pp.51–60 (2013).
- [4] Dannenberg, R., Sanchez, M., Joseph, A., Capell, P., Joseph, R. and Saul, R.: A Computer-Based Multi-Media Tutor for Beginning Piano Students, *Journal of New Music Research*, Vol.19, No.2-3, pp.155–173 (1990).
- [5] Mukai, M., Emura, N., Miura, M. and Yanagida, M.: Generation of Suitable Phrases for Basic Training to Overcome Weak Points in Playing the Piano, *Proc. International Congress on Acoustics, MUS-07-018* (2007).
- [6] Kitamura, T. and Miura, M.: Constructing a Support System for Self-learning Playing the Piano at the Beginning Stage, *Proc. International Conference on Music Perception and Cognition*, pp.258–262 (2006).
- [7] Akinaga, S., Miura, M., Emura, N. and Yanagida, M.: An Algorithm to Evaluate the Appropriateness for Playing Scales on the Piano, *Proc. International Congress on Acoustics, MUS-07-005* (2007).
- [8] Akinaga, S., Miura, M., Emura, N. and Yanagida, M.: Toward Realizing Automatic Evaluation of Playing Scales on the Piano, *Proc. International Conference on Music Perception and Cognition*, pp.1843–1847 (2006).
- [9] Ferguson, R.: Learning analytics: drivers, developments and challenges, *International Journal of Technology Enhanced Learning*, Vol.4, pp.304–317 (2012).
- [10] Brinkhuis, M., Savi, A., Hofman, A., Coomans, F., Maas, H. and Maris, G.: Learning As It Happens: A Decade of Analyzing and Shaping a Large-Scale Online Learning System, *Journal of Learning Analytics*, Vol.5, No.2, pp.29–46 (2018).
- [11] Harrak, F., Bouchet, F. and Luengo, V.: From Students ‘Questions to Students’ Profiles in a Blended Learning Environment, *Journal of Learning Analytics*, Vol.6, No.1, pp.54–84 (2019).
- [12] Brennan, A., Sharma, A. and Munguia, P.: Diversity of Online Behaviours Associated with Physical Attendance in Lectures, *Journal of Learning Analytics*, Vol.6, No.1, pp.34–53 (2019).
- [13] Nguyen, Q., Huptych, M. and Rienties, B.: Using Temporal Analytics to Detect Inconsistencies Between Learning Design and Students Behaviours, *Journal of Learning Analytics*, Vol.5, No.3, pp.120–135 (2018).
- [14] Rodríguez-Triana, M., Martínez-Monés, A. and Villagrà-Sobrino, S.: Learning Analytics in Small-scale Teacher-led Innovations: Ethical and Data Privacy Issues, *Journal of Learning Analytics*, Vol.3, No.1, pp.43–65 (2016).
- [15] Steiner, C., Kickmeier-Rust, M. and Albert, D.: LEA in Private: A Privacy and Data Protection Framework for a Learning Analytics Toolbox, *Journal of Learning Analytics*, Vol.3, No.1, pp.66–90 (2016).
- [16] Herodotou, C., Rienties, B., Verdin, B. and Borooa, A.: Predictive Learning Analytics ‘At Scale’: Guidelines to Successful Implementation in Higher Education, *Journal of Learning Analytics*, Vol.6, No.1, pp.85–95 (2019).
- [17] Pardos, Z. and Horodyskyj, L.: Analysis of Student Behaviour in Habitable Worlds Using Continuous Representation Visualization, *Journal of Learning Analytics*, Vol.6, No.1, pp.1–15 (2019).
- [18] Shirvani-Boroujeni, M. and Dillenbourg, P.: Discovery and Temporal Analysis of MOOC Study Patterns, *Journal of Learning Analytics*, Vol.6, No.1, pp.16–33 (2019).
- [19] Society for Learning Analytics Research: LAK 2017: 7th International Conference on Learning Analytics and Knowledge (online), available from (<http://www.wikicfp.com/cfp/servlet/event.showcfp?eventid=56877%E2%83%9Dc%20ownerid>).

- [20] Gökhan, A., Mohammad, H., Rwitajit, M., Mei-Rong, C., Brendan, F. and Ogata, H.: Exploring Temporal Study Patterns in eBook-based Learning, *Proc. International Conference on Computers in Education*, pp.342–347 (2020).
- [21] Iqbal, Z., Qadir, J., Mian, A. and Kamiran, F.: Machine Learning Based Student Grade Prediction: A Case Study, *Journal of Clinical Orthopaedics and Related Research*, pp.1–22 (2017).
- [22] Kostopoulos, G., Kotsiantis, S., Fazakis, N., Koutsonikos, G. and Pierrakeas, C.: A Semi-Supervised Regression Algorithm for Grade Prediction of Students in Distance Learning Courses, *Journal of International Journal on Artificial Intelligence Tools*, Vol.28, No.4, pp.1–19 (2019).
- [23] Nakamura, E., Yoshii, K. and Katayose, H.: Performance Error Detection and Post-Processing for Fast and Accurate Symbolic Music Alignment, *Proc. International Society for Music Information Retrieval*, pp.347–353 (2017).



松井 遼太 (正会員)

2016 年公立はこだて未来大学システム情報科学部情報アーキテクチャ学科卒業。2018 年同大学大学院博士前期課程システム情報科学研究科修了。同年より民間企業にてソフトウェアエンジニアとして勤務。2019 年より公立

はこだて未来大学大学院博士後期課程システム情報科学研究科に入学。また、同年より m plus plus 株式会社研究員。ヒューマンコンピュータインタラクション、音楽情報科学に関する研究に従事。



竹川 佳成 (正会員)

2007 年大阪大学大学院情報科学研究科博士課程修了。同年より神戸大学自然科学系先端融合研究環重点研究部助教。2012 年より公立はこだて未来大学システム情報科学部助教。2014 年より公立はこだて未来大学システム

情報科学部准教授、現在に至る。2011 年には MIT Media Lab. にて Assistant Visiting Professor を兼務。博士 (情報科学)。ヒューマンコンピュータインタラクション、エンタテインメントコンピューティング、音楽情報科学の研究に従事。



平田 圭二 (正会員)

1987 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専門課程博士課程修了。工学博士。同年 NTT 基礎研究所入所。1990～1993 年 (財) 新世代コンピュータ技術開発機構 (ICOT) に出向。2011 年より公立はこだて未来大学教授。

1993 年音楽情報科学研究会初代主査。2005～2007 年および 2011～2013 年本会理事。2010～2015 年デジタルプラクティス誌編集委員長。本会フェロー、シニア会員。現在、音楽情報学に加え、うつ病家族看護者の ICT 支援、スマートシティの研究に従事。



柳沢 豊 (正会員)

1998 年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年 NTT 基礎研究所入所。NTT コミュニケーション科学基礎研究所を経て、2013 年より m plus plus 株式会社 CTO。LED 衣装

システムの開発、情報科学のエンタテインメント分野への応用、センサネットワークおよびプログラミング言語の研究業務に従事。博士 (工学)。IEEE 会員。