

## パターンマイニングを用いた楽曲主題部の自動抽出に関する研究 Automatic Melodic Theme Extraction Using Pattern Mining

WU JIAXIN<sup>†</sup>  
WU JIAXIN

沼尾 雅之<sup>†</sup>  
Masayuki Numao

### 1. はじめに

音楽の構成要素として、リズム、和声と旋律がある。その中で音楽を聴く時に一番印象に残りやすいのは旋律である。旋律はただの音符の組み合わせではなく、装飾音符の加えや構成音、リズム、テンポなどの変化による芸術性の高い音楽フレーズである。旋律に対する構造分析は音楽学習者にはもちろん、自動作曲や編曲などの音楽情報処理分野においても重要な課題である。楽曲の旋律構造で、中心となるフレーズは主題部である。主題部は楽曲の「顔」であり、聞き手にとって楽曲の中に一番認識しやすいフレーズである。したがって、主題部抽出は旋律構造分析の第一歩とも言える。

音楽情報処理の分野においては、主題部抽出に関する研究とそれに類似する研究が活発である。Jiménez ら[1]は SSMiner という Apriori アルゴリズムの改良版を使うことで、楽曲のモチーフ抽出手法を提案した。提案では、旋律構成音の「音名+オクターブ」の形でメロディーラインを文字化列にし、SSMiner を使用することでモチーフの抽出を行った。楽曲類似フレーズ抽出の研究について、藤川ら[2]は音響信号から拍節ごとに音量が一番高い音符を収集し、そしてエピソードマイニング手法で楽曲の中で繰り返し部分の抽出手法を提案した。提案では、音響信号から算出した短時間のクロマベクトルを用いることで旋律構成音の音高を得て、それらの記号化列においてマイニングを行い、楽曲の繰り返し部分を見つける。しかし、楽曲旋律は変化が多いものであり、楽曲構造や音楽知識を考慮しないとフレーズの転調や変奏などに対する検出が困難である。また、抽出されたモチーフやフレーズに対し、楽曲フレーズとしての音楽視点の正確性に関する検討が不十分であるという問題もある。

本研究では、よりフレキシブルかつ正確性の高い主題部検出を行うことを目指し、楽譜を楽曲データとして扱い、楽譜上の楽曲情報を考慮すること、パターンマイニングを使用することで楽曲主題部の抽出手法を提案し、そして結果に対しての検討を行う。また、抽出される結果が分かりやすいように楽譜におけるレンダリングも行う。

### 2. パターンマイニングによる楽曲の主題部検出とその課題

パターンマイニングによる楽曲の主題部検出実験において、Prefixspan アルゴリズムを使用した。時系列パターンマイニングは 1995 年に Agrawal ら[3]が提唱した時系列データベースにおける頻出パターンを抽出する問題であり、パターンの最小出現回数を指定することで条件を満たす全ての頻出パターンを列挙することである。2001 年に Pei ら[4]は Prefixspan という高速に時系列パターンマイニングを

行うアルゴリズムを提案した。提案では、射影データベースという概念を用いることで、深さ優先探索手法で時系列データベースにおける頻出パターンの抽出を行う。そして、浅原らは Prefixspan-rel[5]という Prefixspan 改良版フリーソースを公開した。Prefixspan-rel により、パターンの最小出現回数（最小支持度）以外に、抽出されたいパターンの長さや一個のパターンにおけるアイテム間の間隔の個数と長さも調整することができる。本章で述べるパターンマイニングを用いた予備実験で、Prefixspan-rel の機能を活用することで 10 曲における楽曲主題部のマイニングを行った。実験曲の説明は 5.1.1 節で行う。

予備実験の入力データは、楽曲旋律のメロディーラインにおける音高差列である。音高差列を使用した理由は、転調による変奏フレーズも検出できるためである。音高差列は隣接音符の音高の差からなる系列である。例えばきらきら星変奏曲前 4 小節で、音高差列は[0, 7, 0, 2, 0, -2, 0]である。



図 1: きらきら星変奏曲[6]前 4 小節

メロディーラインを抽出する際に、1つの音符を1つの構造体としてみなし、構造体の中に音符の音名やオクターブ情報、拍節情報、音高情報、スラーに関する情報などが格納された。音高情報は音符の「絶対音高」であり、ピアノキーボードにおける位置を用いて計算した。和声が出現する場合は、その和声の構成音の中に音高が一番高い音符を取り出すようにした。また、装飾音については、全部メロディーラインから除去した。

メロディーラインに対してマイニングする際に、最小支持度やパターン長に対する考慮が必要であった。最小支持度に関し、主題部は楽曲の中に繰り返し出てくるフレーズであるため、値を 2 にした。パターン長に関しては、曲により主題部の長さが違うため、予備実験で手動入力にした。

10 曲における予備実験を通し、その結果と課題については以下のようにまとめる。

#### 2.1 主題部に対応するパターン長の算出

パターン長は Prefixspan-rel の入力パラメータの 1 つである。予備実験において、パターンマイニング結果を観察するため、まず各曲において最適なパターン長を目測し、10 曲における合計 10 個パターン長を用い 10 曲に 100 回パターンマイニングを行った。結果により、音符の密集する主題部を持つ曲に適用するパターン長は、比較的音符数が

<sup>†</sup> 電気通信大学大学院情報理工学研究科情報・ネットワーク工学専攻

少ない主題部を持つ曲やリズムが緩和な曲に対しては誤検出が発生した。一方、音符数の少ない主題部を持つ曲に適用するパターン長は音符数の多い曲やリズム的に激しい曲に対しては意味のない断片が抽出されたことがあった。パターン長の適切さは主題部抽出に対しては大きな影響を与え、正確に主題部を抽出するために最適パターン長の計算法に対する工夫が必要である。

## 2.2 フレーズにおける先頭部と終端部の不正確

音高差列に対するパターンマイニングを行った結果で、頻出パターンを得ることができた。ただしそれらのパターンは図1の青色の音符列のような単純に頻出音符の組み合わせの形であり、綺麗に整えられる旋律フレーズになっていない。それらの音符列を音楽性のある旋律に還元することが必要である。



図1: 旋律フレーズになっていない頻出音符系列

## 2.3 変奏による検出漏れ

予備実験で検出されたのはほぼ重複フレーズであった。一方、変奏フレーズに対する検出が困難であった。楽曲の旋律は可変なものであり、通常であれば様々な変奏手段が使われる。

例として、ショパンの Nocturne No.20 in C-sharp minor, Op.posth が挙げられる。図2は第5~第8小節である主題部であり、図3は第13~第15小節である変奏部の前3小節である。テーマと比べ、変奏部の音符構成がもっと自由であり、第15小節においてオクターブによる変奏も発生する。



図2: Nocturne No.20 in C-sharp minor, Op.posth[6]  
第5~8小節



図3: Nocturne No.20 in C-sharp minor, Op.posth[6]  
第13~15小節

他の例で、きらきら星変奏曲がある。前節で示した図1はテーマであり、図4と図5は第5変奏と第6変奏である。テーマと比べ、第5変奏はリズムの変化による変奏フレーズであり、第6変奏は休符が挟まれることにより聴く感じが変化する変奏フレーズである。

これらの変奏も検出できるように、旋律の構造に対する考慮が必要である。



図4: きらきら星変奏曲第5変奏



図5: きらきら星変奏曲第6変奏

上記3つの課題に対し、次章からそれぞれに対する提案を行う。

## 3. 提案手法

### 3.1 主題部と対応するパターン長の算出

一般的に、主題部の長さは4小節か8小節を基本とするため、ここで主題部の長さは4小節を目安とする。よって、パターン長を決めるために最適な4小節単位の音符数を求める必要がある。

ここで楽譜の拍子記号を用いることで、パターン長を計算する。拍子記号は1小節の中に何拍子があるのかを示す情報である。パターン長については、4小節における拍の数で求める。例えばきらきら星変奏曲は4分の2拍子であるため、きらきら星変奏曲における自動決定されたパターン長は8である。

パターン長における実験と考察は、5.1.2節で説明する。

### 3.2 頻出パターンから主題部フレーズへの還元

#### 3.2.1 主題部パターン候補から主題部の選び出し

最初にパターンマイニングで得られた頻出パターン候補の中から主題部パターンの選び出し方を説明する。

一般的に、主題部は楽曲の中に一番認識されやすい楽曲の「顔」である旋律フレーズとして、一曲の中に繰り返し出てくる一方、早い時点で出現することである。それにより、検出された頻出パターン候補の中に、楽曲中の位置において最初に出てきたパターンを主題部パターンとする。ただし、前奏の検出を防ぐため、以下の制約条件を導入する：検出された楽曲中に最初に出現したパターンに対し、そのパターンが楽曲において最後の出現位置を探し、もし最後の出現位置は全曲の前1/8以内であれば、そのパターンが前奏系列としてみなし、主題部パターン候補の中から除去する。

それにより、前奏パターンが主題部パターンとして誤検出されることを防ぐことができる。

#### 3.2.2 主題部系列先頭部と終端部に対する調整

2.2節で述べたように、前節で得られた頻出パターンは単純に頻出音符の組み合わせの形であり、綺麗に整えられる旋律フレーズになっていない問題点がある。ここで、旋律フレーズの音楽性を考慮することで、頻出音符系列から旋律フレーズへの還元手法を提案する。

主題部の長さの目安は4小節であるため、検出された主題部系列の長さは4小節より短い場合であれば伸ばし、長

い場合であれば縮めるようにする。前節の手順で得られたパターンは全曲における一番早く出現した頻出パターンであるため、フレーズに還元する際に基本的にフレーズの先頭部とパターンの先頭部を一致にする。ただし、先頭部音符がスラーの中に入っているかどうかをチェックすることで、フレーズの先頭部をスラーの囲む音符グループの最初の音符に移すようにする。

一方、終端部音符は基本的に先頭部から数える 4 小節目である小節の中から探す。方法として、その小節の中の全ての音符を終端部候補とし、以下のルールを考慮することで点数を付けるようにする。

- ・ 休符を考える。ただ、休符自体は終端部にせず、休符の一個前の音符に+1 点。
- ・ スラーで囲まれた音符グループの中に、最初と最後の音符以外は、全部終端部候補から除去する。
- ・ スラーで囲まれた音符グループの最後の音符に+1 点。
- ・ スラーで囲まれた音符グループの最初の音符に-1 点。
- ・ スラーで囲まれた音符グループの最初の音符の一個前の音符に+1 点。
- ・ 強拍音符に+1 点。
- ・ 強拍音符の一個前の音符に+1 点。
- ・ ドミナント音符に+2 点。4 小節単位のフレーズは楽節と呼ばれ、その中の前楽節の終端部はドミナントで半終止であることが多いからである。
- ・ トニックとサブドミナント音符に+1 点。

以上のルールにより各終端部候補に対して点数を付ける。その中で一番高い点数を持つ音符は終端部音符として選ばれる。

また、4 小節目の音符が全てスラーで囲まれる場合であれば、終端部音符がスラーの終わりや始まりの所在する小節の中に探す。終わり小節か始まり小節の選び方として、4 小節目に近い小節にする。

### 3.3 変奏フレーズの検出

予備実験で、音高差列におけるパターンマイニングは、変奏フレーズに対する検出が困難であった。変奏フレーズの中に、転調やオクターブの変化、テンポの変化などによるものが多い一方、規則のない変奏フレーズも珍しくない。

ここで強拍音符からなる系列と各小節の第一音からなる系列を用いることで、楽曲における主題部の再検出を行う。強拍音符系列と各小節第一音系列は「小節構造音符」と呼ぶようにする。



図 6: 4 分の 4 拍子の曲における強拍音符系列



図 7: 各小節の第一音系列

小節構造音符を用いた変奏フレーズに対する検出手順は以下のフローチャートで示す。

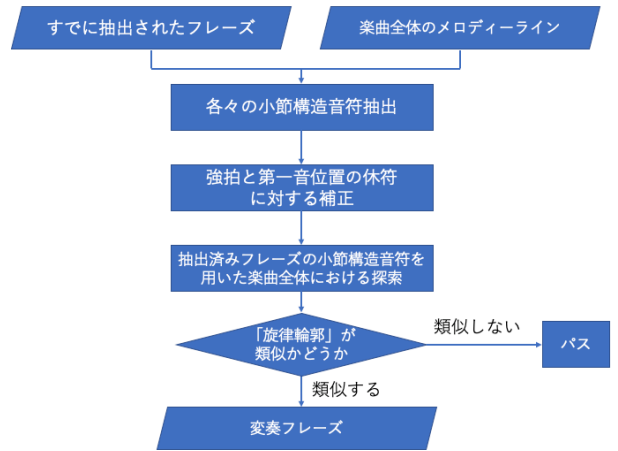


図 8: 変奏フレーズ抽出のフローチャート

まず、すでに検出されたフレーズの小節構造音符と全曲の小節構造音符を整える。休符の影響を下げるように、図 8 が示すように、強拍や小節第一音はもし休符であれば、その強拍位置は直後の弱拍音符で入れ替える。もし直後の音符がなく、あるいは次の強拍音符であれば、入れ替えを行わないようにする。



図 9: 強拍位置が休符である場合の補正手段

そして、楽曲全曲の小節構造音符において、すでに検出されたフレーズの小節構造音符を用いることで検索を行い、パターンマイニングで検出されていない同じ小節構造音符を保有する音符系列を見つける。ただし、オクターブの変化による変奏も検出できるように、音符系列の音高差列の一致性を求めず、代わりに「旋律輪郭」の類似性を確認する。旋律輪郭の類似性は旋律音符間の「走向」の一致性により求める。例えば「C4, C4, E5, F5」と「C4, C5, E5, F5」の輪郭が一致するとみなし、「C4, C5, E4, F6」とは一致しないとみなす。



図 10: 「旋律輪郭」類似性の例

2.3 節で示した Nocturne No.20 in C-sharp minor, Op.posth を例として旋律輪郭の類似性を図 9 で説明する. 第 15 小節の第一音である C7 は第 5 小節の第一音 C6 よりオクターブが高いが, 旋律の輪郭が類似している.

検出された音符系列に対して 3.2.2 節で説明した手法を用いフレーズの構成音を調整する. それにより, リズムの変化やオクターブの変化による変奏フレーズも検出できるようになる.

#### 4. 実験環境

本研究では楽譜データを分析対象として扱う. 計算機が読み込める楽譜記述言語の中として MusicXML[7]や ABC[8], LilyPond[9]などがあり, その中に MusicXML は他の記述言語と比べると可読性が強くかつ XML フォーマットであるために取り扱いやすい利点がある. したがって, 本研究では MusicXML フォーマットの楽譜データを入力データにする.

##### 4.1.1 MusicXML

MusicXML とは, Recordare が西洋音楽を表記するために XML ファイルフォーマットをベースとして開発した音楽記述言語である. XML 形式であるため, 楽譜要素が階層構造において記述されている. 最上位は楽譜の記述形式を表す score-partwise であり, 次はパートを表す part であり, その中に楽譜の小節を表す measure がある. measure の中に該当小節に属する音符を表す note があり, その以下の構造がメロディーライン抽出に使われるため, その中の一部分を表 1 にまとめる.

表 1: MusicXML 要素の説明

タグ	意味	値の例
grace	装飾音符	-
chord	コード構成音	-
rest	休符	-
note	一般音符	-
step	音名	C, D, E, F, G, A, B
alter	変化記号	-1, 0, 1
octave	オクターブ	0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7
voice	声部	1, 2, 3, 4, 5, 6
duration	音符の長さ	60, 180, 480

##### 4.1.2 主題部フレーズが MusicXML での反映

MusicXML において<note>の子ノードとして<notehead>タグがあり, <notehead>の属性として音符の色を表記する color がある. color の値を変えることで, 特定音符の色が楽譜上で変わる.

検出された主題部フレーズは楽曲メロディーラインである音符列におけるインデックスを計算し, そしてそのインデックス情報を用い, 楽譜上の対応位置を探し, 対応音符の<notehead>を加え color 属性で色を付与する. それによって, 見つけた主題部を楽譜上で直観的に表示することができる. 類似フレーズが楽譜上で色付けは, 将来分析システムのアプリケーション化に応用する可能性も考える.

## 5. 実験と評価

### 5.1.1 実験曲

10 曲を用いることで予備実験と評価実験を行った. 実験曲の情報は表 2 にまとめる. また, 今回の実験において, 主題部の正解作成は人手により行った.

表 2: 実験曲

作曲家	曲名
Beethoven	Piano Sonata No.8 in C minor, Op.13 2 <sup>nd</sup> movement Piano Sonata No.8 in C minor, Op.13 3 <sup>rd</sup> movement Piano Sonata No.20, Op.49 No.2 1 <sup>st</sup> movement Piano Sonata No.20, Op.49 No.2 2 <sup>nd</sup> movement
Chopin	Nocturne in B-flat minor, Op.9, No.1 Nocturne No.20 in C-sharp minor, Op.posth Waltz in C-sharp minor, Op.64, No.2
Mozart	Piano Sonata No.11 3 <sup>rd</sup> movement Rondo alla turca Twelve Variations on "Ah vous dirai-je, Maman"
Schubert	Impromptu no.3 in G-Flat major, D. 899 (Op. 90)

表記上, 曲に対し順に番号を振った.

### 5.1.2 パターン長における考察実験

Prefixspan-rel のパラメータであるパターン長は主題部系列の抽出に与える影響が大きいため, パターン長に対する考察をまず行う. 各曲において, 算出されたパターン長を用い検出された主題部パターンの位置が正確かどうかに対して考察する.

考察結果は表 3 にまとめる. 表記上, 正解の場合は「○」に, 検出漏れの場合は「漏」に, 誤検出の場合は「誤」と表記する.

表 3: 最適パターン長に対する実験結果

曲	パターン長	検出結果
1	8	○
2	4	○
3	4	○
4	12	○
5	24	誤
6	16	漏
7	12	○
8	8	○
9	8	漏
10	8	○

10 曲の中に, 1 曲においては誤検出が発生し, 2 曲においては検出漏れが発生した. 誤検出が起こった曲は Nocturne in B-flat minor, Op.9, No.1(図 10, 図 11)であり, 原因は算出されたパターン長は各主題部フレーズの共通部分の長さより大きいからだと考えられる. 各主題部フレーズ間においては変奏が発生したため, 単純に重複フレーズから見つけると困難であり, 旋律の骨格の視点から考えることが必要である.

検出漏れについては, 起こった原因は同じく変奏フレーズが検出できなかったことだと考える. きらきら星変奏曲はその代表である. 変奏曲であるため様々な変奏があり, 正しく検出された場所は 3 箇所しかなかった (テーマであ

Figure 11 shows the main theme phrase of Nocturne in B-flat minor, Op.9, No.1. The score is presented in two systems, each with a treble and bass clef. Red annotations highlight specific notes and measures, with measure numbers ranging from 104 to 113. The first system includes the instruction 'p espress.' and the second system includes 'sf'.

図 11: Nocturne in B-flat minor, Op.9, No.1 の主題部フレーズ (楽譜データは[10]より)

Figure 12 shows the detected theme phrase candidates for Nocturne in B-flat minor, Op.9, No.1. The score is presented in two systems, each with a treble and bass clef. Blue annotations highlight specific notes and measures, with measure numbers ranging from 14 to 169. The first system includes the instruction 'f' and the second system includes 'con forza' and 'p smorz.'.

図 12: Nocturne in B-flat minor, Op.9, No.1 における検出された主題部フレーズ候補 (青色の音符系列)

る 1~4 小節, 17~20 小節, 第 2 変奏である 50~53 小節)。そのため, 変奏フレーズを検出するために 3.3 節で述べた小節構造音符を導入するようにした。

ただし, 最初から正しく構成音が重複する主題部系列を見つけるのは 3.3 節で述べた手法の前提であり, Nocturne in B-flat minor, Op.9, No.1 とそれに類似する曲に対しては効果が薄い恐れがある。今後の課題として, 主題部系列の検出に対しては, 最初から旋律構造の角度から考える必要があると考えられる。

### 5.1.3 主題部位置検出の精度評価

本実験は, 提案手法を使用した上で主題部位置の検出に対して評価を行う。表記上, 正しく検出できた曲は「○」に, 誤検出は「誤」に, 検出漏れは「漏」に, 主題部フレーズの位置が正しいが構成音がずれる場合は「△」で表記する。

表 4: 主題部位置検出の精度に対する実験結果 (単位: 見つけた主題部の数)

曲	正解数	パターンマイニング	強拍音符	小節第一音
1	5	○	○	○
2	5	○	○	○
3	4	△	△	△
4	6	○	○	○
5	3	誤	誤	誤
6	3	漏	漏	○
7	4	○	○	○
8	4	○	○	○
9	24	漏	漏	漏
10	2	△	△	△

結果において, 10 曲の中に 6 曲の主題部フレーズが全部正しく検出できた。6 曲の中に Nocturne No.20 in C-sharp minor, Op.posth は小節第一音系列を用いることで変奏フレーズが抽出できたため, 小節構造音符提案の有用性を示すことができた。

きらきら星変奏曲については, 変奏フレーズに対する抽出が不十分であることがわかった。困難であった変奏として, 第 1 変奏が挙げられる。第 1 変奏において主題部フレーズの構成音が強拍でもなく小節第一音でもなく, 各強拍音符の直後の音符であった。今後の課題として, より徹底的な主題部音符に対するマイニング手法を考える必要がある。

また, Piano Sonata No.20, Op.49 No.2 1<sup>st</sup> movement と Impromptu no.3 in G-Flat major, D. 899 (Op. 90) においてはフレーズの構成音がずれたことがわかった。スラーや拍節構造以外の音楽要素を活用する必要があると考えられる。

Figure 13 shows the detected phrase candidates for Piano Sonata No.20, Op.49 No.2 1<sup>st</sup> movement. The score is presented in two systems, each with a treble and bass clef. Blue annotations highlight specific notes and measures, with measure numbers ranging from 71 to 117. The first system includes the instruction 'f' and the second system includes 'p'.

図 13: Piano Sonata No.20, Op.49 No.2 1<sup>st</sup> movement における検出されたフレーズ候補(楽譜データは[11]より)

## 6. おわりに

本研究は, パターンマイニングを利用した楽曲主題部における抽出手法を提案した。提案では, 抽出する主題部パターンの長さの計算方法, パターン系列から音楽性を持つ楽曲フレーズに還元する方法と変奏フレーズに対する抽出方法を述べた。また, 評価実験を行うことで, 提案手法の有用性を確認した。

[12] <https://musescore.com/classicman/scores/288811>

The image displays four measures of a piano score for Impromptu no.3 in G-Flat major, D. 899 (Op. 90). The measures are numbered 55, 56, 57, and 58. Each measure shows a treble and bass clef staff with musical notation. Blue circles highlight specific phrases in the treble staff across all measures. Measure 57 includes a 'cresc.' marking. Measure 58 includes a 'p' marking.

図 14: Impromptu no.3 in G-Flat major, D. 899 (Op. 90) における検出されたフレーズ候補(楽譜データは[12]より)

今後には、旋律構造に対してより深い認識と分析を行い、より自由な変奏フレーズに対する抽出手法の検討が重点課題である。また、単旋律だけに対する主題部抽出ではなく、複数の声部に対する主題部抽出も検討する必要がある。

主題部抽出は楽曲構造分析の第一歩である。その正確性はモチーフ抽出や他のフレーズ構造の抽出に大きな影響を与えるため、より精度の高い抽出ができるようにさらに工夫する必要がある。

また、主題部抽出からはじめ、より豊かなフレーズ構造を抽出することによって、有用性のある楽曲構造分析アプリケーションの構築を目指す。

#### 参考文献

- [1] Aída Jiménez, Miguel Molina-Solana, Fernando Berzal, and W. Fajardo. "Mining transposed motifs in music", *Journal of Intelligent Information Systems*, Vol. 36, No.1, pp.99-115 (2011).
- [2] 藤川 純平, 喜田 拓也, "頻出直列エピソードマイニング手法を用いた音楽データからの繰り返し部分抽出", *DEIM Forum 2012 F6*, 第4巻(2012).
- [3] Rakesh Agrawal, Ramakrishnan Srikant, "Mining sequential patterns", *Data Engineering, Proceedings of the Eleventh International Conference on*, pp.3-14, IEEE(1995)
- [4] Jiawei Han, Jian Pei, Behzad Mortazavi-Asl, Helen Pinto, Qiming Chen, Umeshwar Dayal, MC Hsu, "Prefixspan: Mining sequential patterns efficiently by prefix-projected pattern growth", *proceedings of the 17<sup>th</sup> international conference on data engineering*, pp.215-224(2001).
- [5] 浅原 正幸, "Prefixspan-rel - 系列パターンマイニングツール", <http://prefixspan-rel.osdn.jp/>.
- [6] [www.freeshetmusic.net](http://www.freeshetmusic.net)
- [7] Michael Good, "musicXML", [www.musicxml.com](http://www.musicxml.com)(2017)
- [8] Chris Walshaw, "ABC Music Notation: Introduction", [abcnotation.com](http://abcnotation.com) (2008)
- [9] David Kastrup, Werner Lemburg, Han-Wen Nienhuys, Jan Nieuwenhuizen, Carl Sorensen, Janek Warchol, et al, "LilyPond - Music notation for everyone", [www.lilypond.org](http://www.lilypond.org) (2019)
- [10] <https://musescore.com/classicman/scores/127045>
- [11] <https://musescore.com/classicman/scores/55782>