

音楽信号に混合したパルス性雑音の除去方法 — コンピュータシミュレーションによる検出方法の評価 —

西村 明[†]

[†] 東京情報大学 総合情報学部 情報文化学科
〒 265-8501 千葉県若葉区谷当町 1200-2
TEL 043-236-4658, akira@rsch.tuis.ac.jp

あらまし RWC 研究用音楽データベースに収録された音楽信号を対象として、パルス性ノイズを付加して除去するコンピュータシミュレーションを行った。代表的なパルス性ノイズ検出法とそれらの改良法について、検出もれ率と誤検出率の観点から評価を行った。自己回帰モデルを用いた検出手法は、いずれの音楽ジャンルにおいても、検出もれ率が最も低かった。また、ノイズ混入信号の高域成分を利用する検出手法は、信号波形から得た周期を用いて周期パルス性雑音の誤検出を防ぐ改良を施すことによって、検出もれ率が 10~20%以上下がった。

キーワード ピッチ周期、自己回帰、線形予測、シミュレーション、音楽データベース

Removal of impulsive noise mixed in musical signal — Evaluation of detection method by computer simulations

Akira NISHIMURA[†]

[†] Department of Media and Cultural Studies, Faculty of Informatics,
Tokyo University of Information Sciences
1200-1, Yatoh-cho, Wakaba-ku, Chiba-city, Chiba 265-8501, Japan
TEL +81-43-236-4658, akira@rsch.tuis.ac.jp

Abstract Computer simulations which add impulsive noises to musical signals of RWC (Real World Computing) Music Database and remove them were conducted. Several representative methods and their improvements for impulsive noise detection were evaluated in terms of missing detection rate and false detection rate. Detection methods which use auto-regressive modeling show the lowest missing detection rate. In addition, the missing detection rate obtained from the high-pass signal detection method decrease by more than 10 to 20 % by a modification to avoid false detection of the musical tones which consist of periodic impulses by using periodicity of the high-pass signal.

Key words pitch period, auto-regression, linear prediction, simulation, music database

1. はじめに

古いアナログレコード (SP, LP) 再生時の、盤面上の傷や汚れによって生じるパルス性ノイズを除去する試みは、1970 年代から現代に渡って、アナログ処理からデジタル処理まで様々な手法が提案され、実現されてきた [1], [2]。しかし、それらがノイズ除去対象としている音楽信号は、比較的古い時代に録音されたものが多く、1970 年代以降の、良好な音質で録音された音楽信号にノイズが混入したものを対象として扱ったものは少ない。また、パルス性ノイズ除去アルゴリズムの性能は、音楽信号の特性に依存するものが多いにも関わらず、広い範囲の音楽信号に対して、その性能の定量的評価を行っている研究も少ない。そこで本報告では、現代の幅広いジャンルの音楽を網羅し

た RWC 研究用音楽データベース [3], [4] を対象として、パルス性ノイズを付加して除去するシミュレーションを行い、代表的なパルス性ノイズ検出法とそれらの改良法について、評価を行うことを目的とする。

パルス性ノイズ除去には、2つの過程がある。最初に、パルス性ノイズを検出する過程、次に除去する過程である。本稿では、現在のパソコン程度の処理能力であれば実時間処理が十分に可能な、パルス性ノイズを検出する比較的単純な複数の手法をとりあげる。はじめに、それらのノイズ検出手法を簡単に紹介し、その特徴と実施上の問題点を述べる。さらに、それら問題点の一部を解決する新たな手法を提案する。次に、コンピュータシミュレーションにより、それらのノイズ検出もれ率、誤検出率を調べ、音楽信号との関連を考察する。なお、本稿は

デジタル信号のみを取り扱っているが、サンプリング周波数はすべて 44.1kHz を前提としている。

2. 従来のパルス性ノイズ検出法

2.1 高域成分による検出

一般的な音楽信号は高い周波数成分になるに従いパワーが低下する性質をもつ。それに対してパルス性ノイズは、相対的に高域成分パワーが強い。これらの性質を利用して、音楽信号を高域通過フィルタに通し、そのパワーの突出した部分にパルス性ノイズが存在すると見なす方法は、古くから提案されている [5]~[8]。パルス性ノイズを検出する際には、検出閾値を設定する必要があるが、高域通過信号の自乗あるいは全波整流波形を低域通過フィルタに通して得られるエンベロープ信号を音楽信号自体が持つ高域信号エネルギーとみなし、これに比例した検出閾値設定を行うことが多い [6]~[8]。

この手法の利点は、演算が単純で計算量がわずかで済む点である。一方で、金管楽器音のような周期的なパルス波によって構成されている楽音 (周期パルス性楽音) を、パルス性ノイズとして誤検出してしまう問題点がある。これを防ぐために、パルス性ノイズを検出したあと一定時間内に連続して検出されるパルス性ノイズは、周期パルス性楽音と見なして除去しない方法 [6], [8] が提案されている。

それでも、パルス性ノイズが連続している場合や、周期パルス性楽音の間にパルス性ノイズが混入している場合には、それらの検出ができない問題点は残る。さらに、打楽器音などの急激な立ち上り部を誤検出してしまふ問題や、パルス性雑音に低域通過特性が与えられている場合 (磁気テープメディアに録音されたものなど) にはうまく検出できない問題もある。

2.2 自己回帰残差による検出

短時間区間において定常的な音声や楽器音は、自己回帰過程によってモデリングが可能である。自己回帰モデリングでは、現在の信号 $x(t)$ を、過去の p 個の信号の線形結合と残差信号 $e(t)$ との合成によって表す。

$$x(t) = - \sum_{k=1}^p a_k x(t-k) + e(t) \quad (1)$$

ここで、 $a(k) (1 \leq k \leq p)$ は線形予測係数であり、Levinson-Durbin 法あるいは Burg 法などによって求めることができる。モデル次数 p を適切にとると、 $e(t)$ のスペクトルは白色となる。

パルス性ノイズ検出では、まずノイズを含んだ音楽信号を時間長 N の区間に分割し、区間内の信号 $x(t)$ より $a(k)$ を求める。このとき、パルス性ノイズは自己回帰過程によって表現されないため、残差信号中にその多くが含まれる。残差信号は式 (2) によって表される逆フィルタ $I(z)$ によって得られ、 $e(t)$ 中の振幅が大きい部分にパルス性ノイズが存在すると見なす。

$$I(z) = 1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k} \quad (2)$$

具体的な実施例としては、区間毎に $e(t)$ の標準偏差を求め、 $e(t)$ の絶対値が標準偏差の定数 (K) 倍を超える区間においてパ

ルス性ノイズを検出し、かつパルス性ノイズ区間として除去処理が行うのは $e(t)$ の絶対値が標準偏差の $bK (0 < b \leq 0.5)$ 倍を超える区間とするもの (Double-Threshold-Based Detection) が挙げられる [9]。

この手法は、モデル次数 p を適切に選べば、実際の短時間音楽信号の大部分は AR モデルに適合するため、パルス性ノイズ信号を効率良く検出できる。しかし、周期パルス性楽音や疑似周期をもつ周期パルス性楽音については、モデル次数をその周期より長くとっても、残差信号に顕著なピークが残る場合があり、誤検出されやすい問題は残る。また、打楽器音などの急激な立ち上り部もノイズとして誤検出されやすい。

3. パルス性ノイズの除去法

検出されたパルス性ノイズの除去は、ノイズ区間の波形を取り除いて、新たに補間された信号波形に入れ換えるのが一般的である。ノイズ区間の信号補間には、ノイズ区間を含んだ音楽信号区間から求めた自己回帰係数と、ノイズ区間の前後の音楽信号波形より、残差信号の自乗を最小化するノイズ区間補間信号波形を求める、最小自乗自己回帰 (LSAR: Least Squares Autoregressive) 補間法 [10], [11] が広く用いられている。

5. 節で行うシミュレーションでは、いずれの検出手法において検出されたノイズ区間に対しても、プログラミング労力の軽減のため、残差信号の最小化を行わない、ノイズ区間に対する前向きおよび後ろ向き線形予測波形の合成による波形補間を用いた。

4. 従来検出法の改善

4.1 高域成分による検出: ピッチ周期を用いた誤検出回避

2.1 節にて触れたように、高域成分を用いた検出では、パルス性雑音が続いたり、周期パルス性楽音中に含まれるパルス性雑音の検出が困難である。これを改善するために、連続するパルス性ノイズ候補を除外するのではなく、ピッチ周期を用いた誤検出回避方法を提案する。

高域通過信号において、検出されたパルス性ノイズ候補の振幅ピーク時刻を中心とする一定時間幅 (w) の波形に対して半波整流を行い、その自己相関関数を求める。そして、信号パワーで基準化した自己相関関数におけるピーク値が、 $g (0 < g < 1)$ を超えるか、あるいは自己相関関数の平均値の h 倍を超える時、検出されたパルス性ノイズは周期を持つとみなした。そのような条件を満たすピッチ周期は、周期 20 サンプル以上において、短い周期から 2 つまで選んだ。そして、検出されたパルス性ノイズ区間の振幅ピーク時刻から前後にピッチ周期分だけ離れた時刻付近に、その振幅ピーク値と比較して $c (0 < c < 1)$ 倍以上の振幅ピークが存在する場合には、周期パルス性楽音を検出したものとして、ノイズ除去対象とせず、そのまましておく。そのような誤検出回避時の波形を、図 1 に示した。

4.2 自己回帰残差による検出: ピッチ周期を利用した次数決定

自己回帰モデルの残差信号を利用した検出では、モデルの次数が十分でないときに周期パルス性楽音をノイズとして誤検出

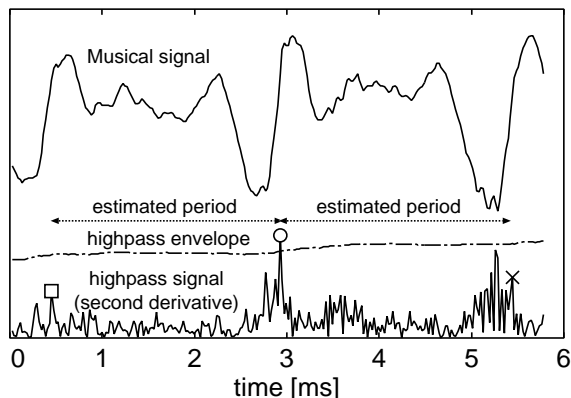


図1 ピッチ周期を用いた誤検出回避。中央にあるエンベロープ信号の定数倍を超える振幅をもつ高域通過信号区間は、周期性のある楽音の一部なので、パルス性ノイズとして処理されない。

してしまう場合がある。最初から想定される周期以上の長さのモデル次数を用いる方法もあるが、一般に次数に比例して計算量は増えるため、効果的な次数決定が望まれる。そこで本稿では、モデル次数を区間毎のピッチ周期に合わせて適応的に決定する手法を提案する。

具体的には、注目する区間にパルス性ノイズ候補が検知された場合、残差波形の絶対値の自己相関関数から、4.1節と同じ基準を用いて、残差信号波形が明確な周期をもつかどうかを調べる(図3参照)。明確な周期が存在する場合には、モデル次数を周期+10の値に設定し直し、再度その区間波形に対する自己回帰係数を求め、残差信号を得る。こうして、周期パルス性楽音をパルス性ノイズとして検出する数は大きく減少することが見込まれる。

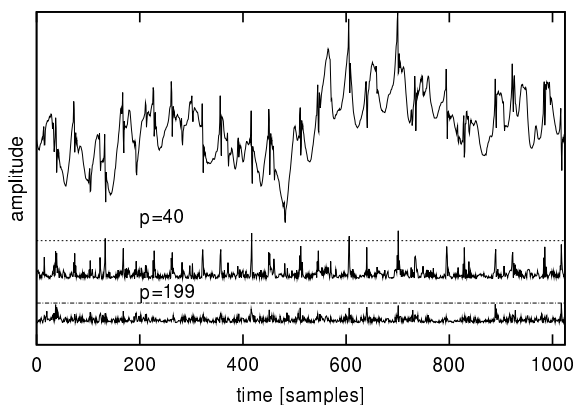


図2 上段に周期パルス性楽音が入った音楽信号波形、中段に $p = 40$ の時得られる残差信号波形と検出閾値、下段に $p = 199$ の時得られる残差信号波形と検出閾値。周期性パルスが存在するとき、次数を増やすと、誤検出を減らすことができる。

5. パルス性ノイズ検出シミュレーション

5.1 検出アルゴリズムとパラメータ値

検出シミュレーション実験では、2.および4.節で示した、5つの検出手法を用いた。以下にそれらとその略号を示した。

- (1) 高域成分を利用する検出 (HP) [8]

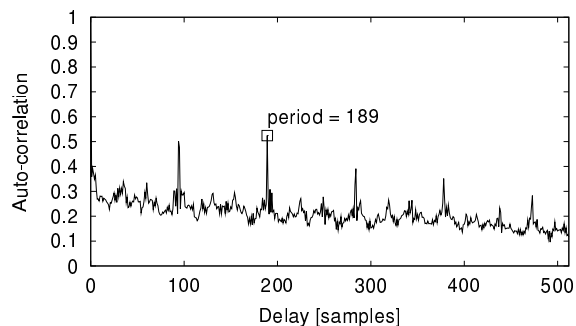


図3 $p = 40$ の時得られる残差信号の自己相関関数。

- (2) HP を改良し、ピッチ周期を利用して周期パルス性楽音の誤検出を避けるもの (HPIMP)

- (3) 自己回帰モデルを用いた検出 (AR) [9]

- (4) 繰り返し自己回帰モデルを用いた検出 (IAR) [9]

- (5) AR において自己回帰次数を適応的に決定するもの (ARIMP)

HP と HPIMP では、高域通過フィルタに2階差分を用い、高域通過信号の絶対値に対して、110点移動平均を用いてそのエンベロープ信号を抽出した。そして、高域通過信号の絶対値が、エンベロープ信号の d 倍を超えるときにパルス性ノイズ候補を検出するとした。この d の値が小さい程、検出力と誤検出力は共に大きくなるので、 d をパラメータとしてシミュレーションを行った。

HP において連続するパルス性ノイズ候補を除外するパラメータとアルゴリズムは参考文献[8])と同じにした。HPIMP では自己相関関数からピッチ周期を決定し周期パルス波を除去対象から除外するためのパラメータ値として、経験上得られた $w = 440, c = 0.35, g = 0.4, h = 4$ を用いた。

AR は参考文献[9]に示されている“Double-Threshold-Based Detection Method”と同じ手法およびパラメータ値 ($p = 40, K = 5, b = 0.5, N = 1024$) を選んだ。IAR が AR と違う点は、区間毎に最大7回まで繰り返してパルス性ノイズの検出と除去、そして自己回帰係数の再計算を行う点と、繰り返しの度に、区間検出閾値を決定する b の値は徐々に小さくなる点である。このような処理は、振幅の大きいパルス性ノイズの存在によって隠された振幅の小さいパルス性ノイズの検出に有効だと思われる。ARIMP は AR とパラメータ値は同じであるが、モデル次数 p を4.2節に示したように、適応的に決定した。

AR, IAR, ARIMP の手法では、 K の値が小さいほど検出率および誤検出率が高くなるので、 K をパラメータとしてシミュレーションを行った。

5.2 シミュレーション条件

ノイズを付加する対象の音楽信号は、RWC 研究用音楽データベースのポピュラー音楽全100曲 (RWC-MDB-P-2001 No.1~100) [4] のうちから、レコードノイズをあらかじめ含んでいる No.12 を除いた99曲と、同データベースのジャズ音楽 (RWC-MDB-J-2001 No.1~50) およびクラシック音楽 (RWC-MDB-C-2001 No.1~50) [3] 各50曲の、合計199曲とした。シ

ミュレーションに使用した部分は、いずれの楽曲も左チャンネルの開始から1分間である。

パルス性ノイズとしては、LPレコード再生時の無音部分を録音し、適当なパルス性ノイズを含んだ区間を切り出してその1次トレンド成分を除去した上で、パルス性ノイズ部分を記録した。それを20個用意しランダムに選び付加した。その1波形当たりの持続時間は11~21サンプルである。

実際のアナログレコード再生時のパルス性ノイズの発生は、ランダムな時間分布ではなく、ある時間範囲に集中する傾向のあることが分かっている[2]が、ここでは単純化のため1秒間あたりのノイズの個数($m = 20$)をあらかじめ決定し、ランダムな時刻に付加した。付加するパルス性ノイズの最大振幅絶対値は、音楽信号全体の最大振幅絶対値を1として、0.1~1の範囲で振幅の対数に対して矩形一様分布となるようにランダムに決定した。加えて、付加されるノイズを聴こえやすくするため[9]、ノイズの最大振幅の実効値が、ノイズを中心とする5ms区間の音楽信号の実効値と同じになるように設定した条件でもシミュレーションを行った。

5.3 検出もれ率と誤検出率

パルス性ノイズ混入音楽信号に対して、5つの手法によってそれぞれノイズ除去処理を行い、正しい位置にノイズを検出できたかどうかを調べた。具体的には、ノイズ混入波形からノイズ除去後波形の引き算を行い、非ゼロとなる区間が、ノイズを付加した区間と全く重ならない場合に誤検出とみなし、非ゼロとなる区間がノイズを付加した区間と1サンプルでも重なれば、検出できたと見なした[9]。そして全ノイズ付加数(1200個)に対する検出できなかったノイズの数を検出もれ率とし、全ノイズ付加数に対する誤検出の数を誤検出率とした。

5.4 結果

検出閾値(d あるいは K)に応じて、検出もれ率と誤検出率がどのように変化するかを図に示した。評価にあたって、同じ検出もれ率を与える検出閾値の時に、誤検出率の低い方が、あるいは同じ誤検出率の時により低い検出もれ率を示す方が、有効な検出法であると見なした。

図4、図5には、ポピュラー音楽99曲の平均検出もれ率と、平均誤検出率をそれぞれ示した。図6、図7には、クラシック音楽50曲の平均検出もれ率と、平均誤検出率をそれぞれ示した。図8、図9には、ジャズ音楽50曲の平均検出もれ率と、平均誤検出率をそれぞれ示した。いずれも、パルス性ノイズの振幅パワーを、音楽信号パワーと等しくした場合である。

図10には、パルス性ノイズの振幅をランダムに決定した場合の、ポピュラー音楽99曲の平均検出もれ率を示した。ポピュラー音楽の誤検出率、クラシックおよびジャズ音楽の検出もれ率と誤検出率は、ノイズ振幅の分布を変えてもほとんど結果に変化がなかったため、ここには示していない。ノイズ振幅分布によって、誤検出率が変わらないという事実は、今回付加した程度のノイズ振幅および時間密度においては、誤検出は音楽信号に依存するということである。

IARによる検出もれ率と誤検出率は、繰り返しのないARやARIMPに対して、いずれの音楽ジャンルでも誤検出

率が高い結果となった。同じ K に対しては、IARはARやARIMPに比べて検出もれ率が低いが、ARやARIMPの K を約0.5~1下げると、IARと同程度の検出もれ率となり、この時のARやARIMPの誤検出率はIARより低いので、IARは有効でないことが分かった。この理由は、ある区間において検出と補間が実施されると、繰り返して求めた残差信号には突出した $e(t)$ が無くなるため、検出閾値の元になる標準偏差が前回の検出時よりも小さくなり、ノイズの検出力も高くなる代わりに誤検出が起りやすくなるためである。

ARとARIMPを比較すると、いずれの音楽ジャンルでも検出もれ率はほぼ同程度であるが、ポピュラーとジャズ音楽では、ARIMPの方がやや誤検出率が低く、クラシック音楽ではARの方がやや誤検出率が低い。

どの検出方法も基本的には、検出閾値を下げるに従い、検出もれ率は低下し、誤検出率は増加する。しかし、HPは検出閾値を下げると、 $d = 5$ より小さい場合に検出もれ率が増加することが分かる。これは、連続して検出されるパルス性ノイズ候補の数が多くなることから、周期パルス性楽音とみなされることによって、本来のパルス性ノイズが検出されなくなってしまうことに起因する。

いずれの音楽ジャンルでも、HPに比べてその改良法であるHPIMPは、数%誤検出率が高いものの、検出もれ率は10~20%以上低いため、HPより有効であることが分かった。さらに、検出閾値を下げた場合、AR、ARIMPはHPIMPに比べて検出もれ率の減少量は大きく、誤検出率が同程度の時の検出もれ率は、HPIMPの方がAR、ARIMPより高い(例えば、クラシック音楽においてHPIMP: $d = 5$ 、AR: $K = 6$ を比較)。よって、ARおよびARIMPが、すべての音楽ジャンルにおいて、ノイズ検出法として有効であることが分かった。HPIMPが唯一有効なのは、ジャズ音楽において、 $d \geq 5$ と検出閾値を高く設定した場合であった。

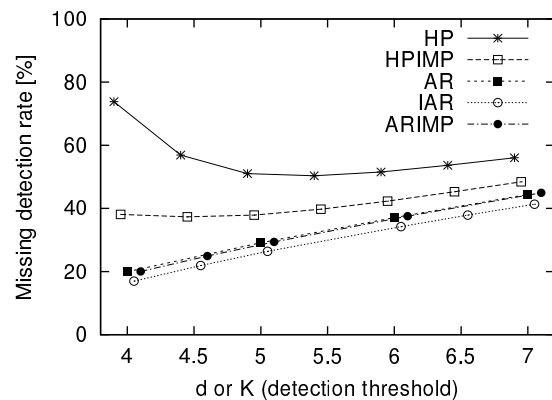


図4 ポピュラー音楽での平均検出もれ率。ノイズ振幅を、近傍の音楽信号のパワーと等しくした場合。検出閾値 d あるいは K は、一部を除き0.5おきに設定した。グラフ上の点は見やすくするために、左右にずらしている。

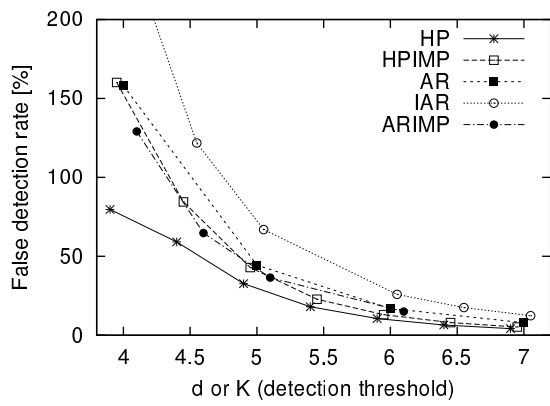


図 5 ポピュラー音楽での平均誤検出率. グラフ外の値は 244%.

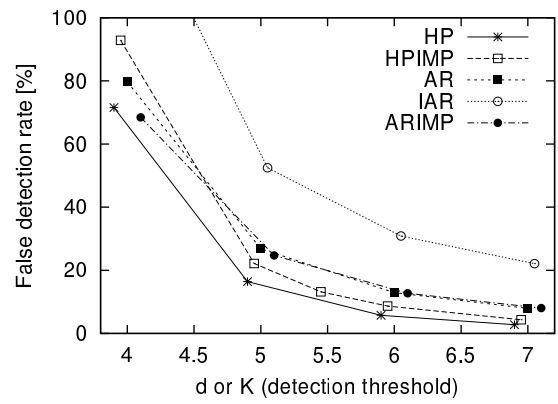


図 9 ジャズ音楽での平均誤検出率. グラフ外の値は 138%.

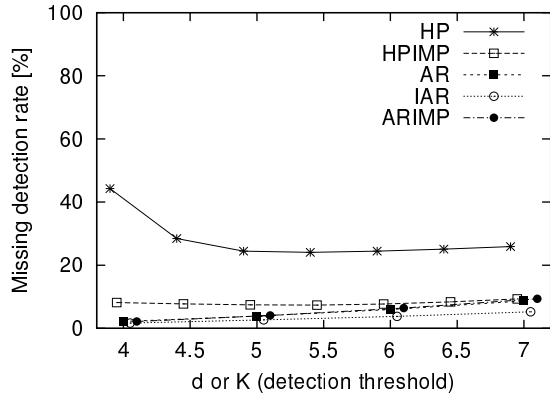


図 6 クラシック音楽での平均検出もれ率.

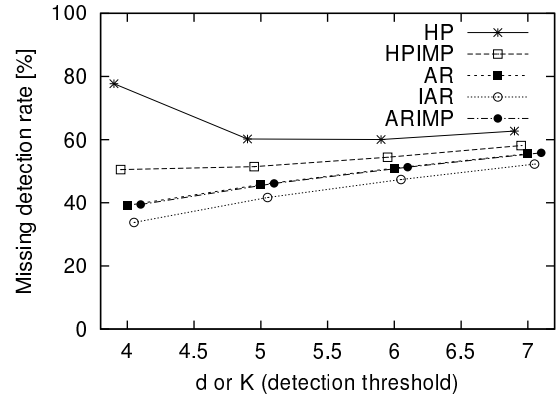


図 10 ポピュラー音楽での平均検出もれ率. ただし、ノイズの振幅は音楽信号の最大振幅に対して 0.1~1 の間でランダムに決定.

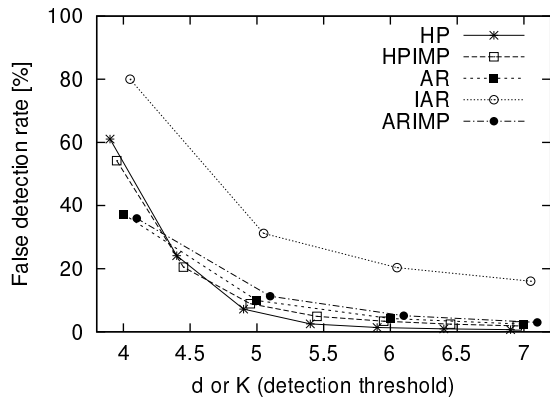


図 7 クラシック音楽での平均誤検出率.

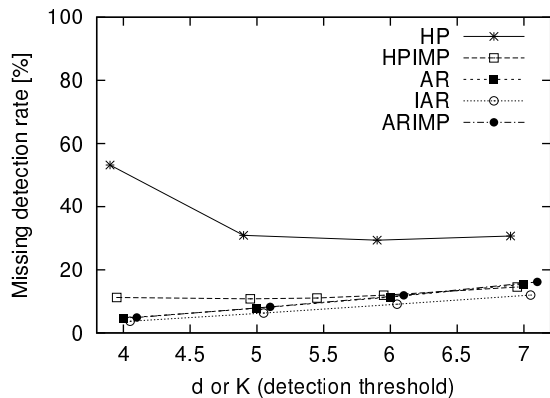


図 8 ジャズ音楽での平均検出もれ率.

6. 考 察

6.1 計算コストによる検出手法の評価

ここで簡単に各ノイズ検出手法の計算コストを比較してみる。すべての検出手法にほぼ共通する演算処理は、設定された検出閾値を超える区間を見つける部分である。

まず、高域エネルギーを用いた検出手法に必要な計算量が格段に少なく、2 階差分および移動平均については、理論的には 1 サンプル当たり加減算 4 回と乗除算 1 回で実現できる。それに加えてピッチ周期を利用して周期パルス性楽音を除外する手法の場合は、検出されたパルス性ノイズ候補 1 つにつき、自己相関関数を 2 回求めてそのピークを算出する処理が必要となり、パルス性ノイズの個数 n に対して $O(n^{0.5})$ のオーダーで計算量が増す。自己回帰この手法を Pentium-II 400MHz のパソコン上に GNU C Compiler を使って実装したところ、コンパイラの最適化機能を使っただけで、44.1kHz サンプリング、ステレオの音楽信号に対して、チャンネルあたり 50 pulses/sec 程度の検出と補間が実時間以下で処理可能であった。

自己回帰モデルを用いた検知手法は、ノイズを検出しないときにも、残差信号算出のための線形予測係数の算出と逆フィルタによるフィルタ処理が必要となる。係数算出とフィルタ処理に FFT を利用すると、次数 p に対して $O(p^{0.5})$ のオーダーで計算量が増す。一方、LSAR 法で補間を行う場合には、自己回帰

係数の初期値算出が不要になる点は、有利である。

6.2 誤除去による音質劣化とその回避

次数を適切に選んだ LSAR 法に類する手法を用いて補間を行った音楽信号のみを聴取する限り、誤検出数が付加したノイズの総数に匹敵する程度であったとしても、一聴して分かるような明らかな音質劣化は生じにくい。しかし、ノイズ除去処理を行う以前の音楽信号と比較してみると、誤除去がなされた音楽信号には、明らかな音質劣化を感じることができる。

最も聴感上目立つのは、打楽器音の立上り部での誤検出と補間により、なまったアタック音になってしまう、という点であり、特に高域特性の良い音源について顕著である。これは今回評価したすべての検出手法に生じることである。高域成分を利用する検出においては、エンベロープ信号の算出時の時間的重みづけによって、ある程度立上り部の誤検出を避けることができるが、同時に検出もれ率も高くなるため、この手法には限界があろう。また、打楽器音の鋭い立上り部は、自己回帰モデルによる表現ができないため、同様に誤検出を避けることは難しい。一方、信号モデリングの見地からは、打楽器音の適切なモデリングを行うことによって、誤検出率を下げる可能性も残されている。

さらに、基本的にノイズ除去処理は、チャンネル間で独立に行われるため、左右のチャンネルに同じ音源が録音されている場合、左右チャンネル間で誤除去による補間が生じる箇所が異なったり、あるいは左右同じ場所で生じた補間の結果が一致しないときには、本来ならば中央に定位すべき音像が、瞬間的に左右チャンネル間に広がった音像として知覚される場合がある。

目立つパルス性ノイズだけは除去するが、誤検出を減らして原音に忠実でありたい、という嗜好にも配慮すると、検出もれ率をほどほどにして、誤検出率を減らす方向にパラメータ調整可能な検出手法も望まれる。

6.3 ノイズ除去後の音質から見た検出手法の評価

今回のコンピュータシミュレーションでは、検出もれ率と、誤検出率にのみ着目して検出手法の評価を行っている。しかし、音楽信号にマスクングされることによって、聴感上ほとんど影響のない部分において検出できなかったノイズは存在する。また誤検出に関しても、前節で議論したような聴感的に目立つ部分と、そうでない部分が存在する。このため、単純に検出もれ率や誤検出率だけで検出性能を議論できるものでもないであろう。

よって、ノイズ検出および除去手法の評価には、聴覚のマスクング特性を考慮した客観的な評価方法が、より妥当だと考えられる。具体的には、ノイズ除去後波形からノイズ付加していない音楽信号波形(原信号)を引き算し、残った波形は、検出もれによって残ったノイズ成分と、誤検出と補間によって(原信号に対して)新たに付加されたノイズ成分だと捉えることができる。そして、それらのノイズ成分の時間周波数特性と、その近傍の音楽信号の時間周波数特性を用いて、ノイズ成分の検出が可能かどうかを聴覚のマスクング特性から明らかにする、という評価手法である。

短時間信号(ここではパルス性ノイズ)のマスクト閾値は、マ

スカ(ここでは音楽信号)波形の周期性やその位相特性、信号が付加される位相によって変化することが知られており[12]、このことは、従来の周波数マスクングや時間マスクングの知見と合わせて、検討する必要があるだろう。

7. まとめ

コンピュータシミュレーションにおける検出もれ率と誤検出率の観点から、音楽信号に混入したパルス性ノイズ検出手法の評価を行った。評価においては、同じ検出もれ率を与える検出閾値の時に、誤検出率が低い方が、あるいは同じ誤検出率を与える検出閾値の時に、より低い検出もれ率を示す方が、有効な検出法であると見なした。結果として、自己回帰モデルを用いる検出法が、ほとんどの音楽ジャンルで最も有効であったが、一部条件においては、音楽信号の高域通過信号の周期性をノイズ誤検出回避に利用する検出法も、有効であった。

謝辞

本研究の一部には、株式会社 DigiOn より研究奨学寄付金の補助を受けたため、ここに謝意を表す。

文 献

- [1] S. J. Godsill and P. J. W. Rayner, *Digital Audio Restoration — A Statistical Model-Based Approach* (Springer-Verlag, London, 1998).
- [2] S. J. Godsill, P. J. W. Rayner, and O. Capp, *Digital Audio Restoration* (1998), pp. 133–193.
- [3] 後藤真孝, 橋口博樹, 西村拓一, 岡隆一, “RWC 研究用音楽データベース: クラシック音楽データベースとジャズ音楽データベース,” 情報処理学会 音楽情報科学研究会 研究報告, **2002-MUS-44-5**, 25–32 (2002).
- [4] 後藤真孝, 橋口博樹, 西村拓一, 岡隆一, “RWC 研究用音楽データベース: ポピュラー音楽データベースと著作権切れ音楽データベース,” 日本音響学会講演論文集, **March**, 705–706 (2002).
- [5] G. R. Kinzie and W. D. Gravereaux, “Automatic detection of impulse noise,” *Journal of Audio Engineering Society*, **21**, 181–184 (1973).
- [6] T. Kasparis and J. Lane, “Digital restoration of damaged phonograph record,” *Journal of Circuits, Systems, and Computers*, **4**, 109–115 (1994).
- [7] 喜多村, “パルス性ノイズ低減装置,” 公開実用新案広報昭 57-109643 (1982).
- [8] 川武正寿, “ノイズ除去回路,” 特許公開平 8-321001 (1996).
- [9] P. A. A. Esquef, L. W. P. Biscainho, P. S. R. Diniz, and F. P. Freeland, “A Double-Threshold-Based Approach to Impulsive Noise Detection in Audio Signals,” *Proc. X European Signal Processing Conf. (EUSIPCO 2000)*, 2041–2044 (2000).
- [10] A. J. E. Janssen, M. R. N. J. Veldhuis, and L. B. Vries, “Adaptive interpolation of discrete-time signals that can be modelled as autoregressive processes,” *IEEE Trans. ASSP*, **34**, 317–330 (1986).
- [11] S. V. Vaseghi and P. J. W. Rayner, “Detection and suppression of impulsive noise in speech communication systems,” *IEE Proceedings*, **137**, Pt. I, 38–46 (1990).
- [12] Akira Nishimura, “An auditory model that explains masking by Schroeder-phase complexes,” *Acoustical Science and Technology*, **22**, 439–441 (2001).