論文

線形予測分析に基づくホルマント周波数抽出の雑音耐性の改善

趙 奇方[†a)] 島村 徹也[††] 高橋 淳一[†††] 鈴木 誠史[††††]

Improvement of Noise Robustness for Formant Frequency Extraction Based on Linear Predictive Analysis

Qifang ZHAO[†a)], Tetsuya SHIMAMURA[††], Junichi TAKAHASHI[†††], and Jouji SUZUKI[††††]

あらまし 本論文では，自己相関関数の雑音低減能力を利用し，線形予測分析に基づくホルマント周波数抽出法の雑音耐性の改善を考える．自己相関関数は，白色雑音が混入した音声信号に対して，雑音成分を遅延の低い部分に集中させる性質がある．これを利用し，音声信号の代わりにその自己相関関数をホルマント周波数の抽出に用いることにより，ホルマント周波数抽出の雑音耐性を改善することが可能であると考えられる．本論文では，まず自己相関関数からホルマント周波数を抽出するための原理を解析し，その問題点及び可能な解決策を詳細に検討する．そしてこれらの解析に基づき，音声信号の自己相関関数に線形予測分析を施す提案法1を提案する．実験結果より，提案法1を用いることによってクリーンな音声に対しては従来法と同程度の抽出精度が得られ，雑音の混入した音声に対しては従来法より抽出精度が大幅に改善されることが確認される．しかし一方で，強雑音環境下においては抽出精度が十分でない点も指摘し，その原因を解析した上で，自己相関関数の引き算を利用する改善法を提案法2として提案する．実験結果は，SN比が15 dB以下のとき，提案法2ではホルマント周波数抽出誤差（Average Absolute Error）が従来法の3分の1程度に，また提案法1の2分の1程度に抑えられることを示す．

キーワード ホルマント周波数，自己相関関数，線形予測分析，雑音低減

1. まえがき

音声のホルマント周波数抽出は，音声認識や話者認識，そして音声分析合成系などにおいて重要な研究課題である．これまで様々な抽出法が提案されてきたが [1]〜[3]，アルゴリズムの複雑さや実現性などを考えると，実際に最も多く利用されているのは線形予測分析を用いた手法 [1] であろう．この抽出法では，線形予測分析 [4] を用いて予測係数を求め，線形予測方程式の根あるいは線形予測スペクトルから，音声のホルマント周波数を抽出する．SN比の高い環境下ではかなり精度の高い抽出結果が得られることが知られている．しかし，線形予測分析と同様，雑音に影響されやすく，音声に雑音が加わった場合は抽出精度が大幅に劣化してしまう．

ホルマント周波数抽出の雑音耐性の改善に関して，これまでいくつかの方法が提案されてきた [2], [5]〜[7]．しかし，その中で線形予測分析を用いた抽出法を対象とするものは少ない．Duncan ら [5] は線形予測分析における極点強調手法を提案し，雑音耐性の改善を試みたが，煩雑な処理が必要であった．また，Sreenivas ら [6] は特異値分解を導入したが，従来の線形予測分析を用いた手法より高精度な結果を得ることができなかった．一方で，ホルマント周波数抽出法として具体的に提案されてはいないが，線形予測分析そのものの雑音耐性を改善する [8] ことによりホルマント周波数抽出精度の改善が期待できる．しかし，このような方法では音声スペクトル全体を推定することになり，ス

† 株式会社NTTデータ開発本部技術開発部，東京都
Department of Information Technology, Research and Development Headquarters, NTT DATA Corp., Tokyo, 104–0033 Japan
†† 埼玉大学工学部情報システム工学科，浦和市
Faculty of Engineering, Saitama University, Urawa-shi, 338–8570 Japan
††† デロイト・トーマツ・コンサルティング株式会社，東京都
Deloitte Tohmatsu Consulting Co., Ltd, Tokyo, 105–0001 Japan
†††† 日本工業大学工学部情報工学科，埼玉県
Faculty of Engineering, Nippon Institute of Technology, Miyashiro-machi, Saitama-ken, 345–8501 Japan
a) E-mail: zhao@rd.nttdata.co.jp

ペクトルピークを形成する周波数のみを求めるホルマント周波数抽出の特徴を積極的に利用しているとは言えない．また，スペクトル引き算 [9] などの音声強調法をホルマント周波数抽出の前処理として利用することも考えられるが，本質的な意味での改善にはならない．そこで，本論文では，比較的計算が容易で，かつ優れた雑音低減能力を有する自己相関関数に着目し，その線形予測分析を用いた抽出法への適用を考える．

自己相関関数は，白色雑音が混入した音声に対して，ゼロ遅延付近（理想的にはゼロ遅延のみ）に雑音成分を集中させる性質をもつ．したがって，自己相関関数のゼロ遅延付近を避け，それ以外の部分のみを用いることにより雑音の影響を低減することができると考えられる．この性質を利用した雑音低減法は従来から研究されており，いくつかの方法が提案されている [7], [10], [11]．鈴木 [10] は自己相関関数を音声強調に用い，SPAC（SPlicing of Autocorrelation Coefficients）を提案した．Mansour ら [11] は自己相関関数を雑音環境下での音声認識に用い，線形予測係数抽出における雑音耐性の改善を試みた．これらの方法では，雑音低減処理のあと，音声の自己相関関数から音声信号あるいは音声の線形予測係数を復元する必要があるので，復元による劣化をいかに押さえるかが重要課題となる．

一方ホルマント周波数抽出において，上記の手法を前処理として用いることも可能であるが，本論文では雑音耐性を本質的に改善することを目的として，特にホルマント周波数抽出が準周期信号である音声の有声音部分のみを処理対象とする点に着眼することにする．正弦波のような周期信号では，もとの信号とその自己相関関数は理論上同一の周波数成分で構成される．したがって，有声音も複数の正弦波の和からなると考え，このような性質をもつと仮定すれば，音声信号の代わりにその自己相関関数から直接ホルマント周波数を抽出することが可能になると考えられる．この場合，雑音低減処理のあとに自己相関関数を音声信号に復元する必要が無くなり，アルゴリズムは非常に簡潔になる．しかも復元による音声信号の劣化に悩まされることはない．しかし，有声音はあくまで準周期信号であり，周波数成分も周期信号よりはるかに複雑なので，実際に音声信号の自己相関関数からホルマント周波数を正確に抽出できるかどうか（ひずみがどれほど大きいか），あるいはどのようにしたらホルマント周波数を正確に抽出できるかについて，具体的かつ実験的に検証する必要がある．また，自己相関関数の利用ではどの程度の雑音低減が可能であるかを，実音声信号を用いて明らかにすべきであろう．

大山ら [7] は自己相関関数から直接ホルマント周波数を抽出する方法を試みており，合成音のみを用いて自己相関関数の雑音低減能力を確認している．しかし，無雑音のときの抽出精度など，前述の諸問題点については言及しなかった．

本論文では，線形予測分析に基づくホルマント周波数抽出法の雑音耐性の改善に自己相関関数の適用を考え，その具体的な抽出方法の提案を行う．そして，その性質を解析的に示すと同時に，実音声を用いた実験結果から実環境における有効性を明らかにする．本論文の構成は，まず **2.** で音声の自己相関関数からホルマント周波数を抽出する原理を解析する．そして **3.** で自己相関関数に線形予測分析を施す提案法 1 を提案し，実音声データを用いて提案法を評価する．そしてその有効性を確認するとともに，強雑音環境に対処するには本法がまだ不十分である点も指摘する．**4.** では自己相関関数の引き算を利用する改善法を提案法 2 として提案し，その実験的評価を行う．そして最後に，**5.** でまとめることにする．

2. 提案法の原理

線形予測フィルタのシステム伝達関数 $H(z)$ は次の式 (1) で表される．

$$H(z) = \frac{G}{A(z)} = \frac{G}{1 - \sum_{j=1}^{p} a_j z^{-j}} \qquad (1)$$

ここで，a_j と G はそれぞれ予測係数と利得である．線形予測分析に基づくホルマント周波数抽出では，多項式 $A(z) = 0$ の根，あるいは予測係数 a_j から計算した線形予測スペクトルのピークからホルマント周波数を求める．このとき，G の算出は特に必要とされない．

雑音が混入した音声信号を $x(n)$ とすると

$$x(n) = s(n) + w(n) \qquad (2)$$

となる．ここでは $s(n)$ が音声信号であり，$w(n)$ が雑音信号である．クリーンな音声信号 $s(n)$ に対しては，上記の線形予測分析に基づく抽出法でかなり精度の高いホルマント周波数抽出を行うことができる．しかし，

雑音の混入した音声信号 $x(n)$ に対しては，SN 比の低下に伴い抽出精度が大幅に劣化してしまう．

ところで，$w(n)$ が白色雑音の場合は，$x(n)$ の自己相関関数 $R(k)$ は次式で表される．

$$R(k) = \begin{cases} R_s(k) + \sigma_w^2 & k = 0 \\ R_s(k) & k \neq 0 \end{cases} \tag{3}$$

ここで，$R_s(k)$ は音声信号 $s(n)$ の自己相関関数であり，σ_w^2 は雑音信号 $w(n)$ のパワーである．式 (3) から，$R(k)$ における雑音成分は $k = 0$ の部分にしか存在しないことがわかる．この性質を利用して，$R(k), k = 0$ から雑音成分を取り除いたり，あるいは $R(k), k = 0$ を避け，$R(k), k \neq 0$ の部分のみを用いたりすることで，雑音低減を図ることができると考えられる．

ホルマント周波数抽出を目的とする場合，式 (3) の適用についてまず考えられるのは，SPAC [10] のように相関領域で雑音低減を行ってから時間領域で（音声信号から）ホルマント周波数を抽出する方法である．しかしこの方法では，音声の自己相関関数から音声信号を復元する必要があり，復元処理による音声信号の劣化を回避することも難しい問題である．そこで，もし，雑音低減及びホルマント周波数抽出の両方を相関領域で行うことができれば，すなわち音声信号 $s(n)$ の自己相関関数 $R_s(k)$ から直接ホルマント周波数を正確に抽出できれば，音声に雑音が混入した場合に，$x(n)$ の代わりにその自己相関関数 $R(k), k \neq 0$ からホルマント周波数を抽出することにより，雑音の影響を低減することができると考えられる．しかも，復元処理が必要でなくなり，アルゴリズムも簡潔になる．しかし，自己相関関数からホルマント周波数を正確に抽出できるかどうかについて，理論上厳密に解析するのは非常に困難である．そこで我々は近似的な方法で解析を試みる．

具体的には，ホルマント周波数抽出が準周期信号である有声音部分のみを処理対象とするので，有声音の代わりに周期信号を用いて解析を行うことを考える．

$f(t)$ を周期 T を有する周期信号とすれば，$f(t)$ は次のようなフーリエ級数に展開できる．

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(n\omega t + \theta_n), \quad \omega = \frac{2\pi}{T} \tag{4}$$

このとき，$f(t)$ の自己相関関数 $\phi(\tau)$ は次式で示される．

$$\phi(\tau) = \frac{a_0^2}{4} + \frac{1}{2}\sum_{n=1}^{\infty} a_n^2 \cos n\omega\tau \tag{5}$$

この $\phi(\tau)$ は次の性質を有する．

(a)　$\phi(\tau)$ は $f(t)$ と同じ周波数成分から構成される．

(b)　$\phi(\tau)$ の各周波数成分の振幅は，$f(t)$ の振幅の 2 乗に比例する．

(c)　$\phi(\tau)$ は，相関を計算する際，時間の原点の取り方に依存しない．

またここで前述の式 (3) の性質を考慮すれば

(d)　$f(t)$ に雑音が加わっている場合，雑音のエネルギーは $\phi(\tau)$ の $\tau = 0$ の部分に集中する．

が加えられる．

周期信号の自己相関関数の上記の性質 (a)〜(d) を準周期信号の有声音に適用すると，まず性質 (a) より有声音の自己相関関数は有声音と同じ周波数成分で構成されることになるので，音声の自己相関関数からホルマント周波数を抽出することが可能である．そして，性質 (b) は，本来周波数領域でピークを形成するホルマント周波数において，更にそのピークを強調することを意味する．性質 (c) は，ホルマント周波数抽出に特に悪影響は与えないと思われる．しかし，性質 (d) は，自己相関関数のゼロ遅延以外の部分のみを利用することで雑音の影響を低減できることを意味する．したがって，性質 (a) を基本として，性質 (b) と性質 (d) の相乗効果で，自己相関関数を用いることによる雑音耐性の大幅な改善が期待できる．

しかし，**1.** でも述べたように，有声音信号はあくまで準周期信号で，完全な周期信号ではない．周波数成分も周期信号よりはるかに複雑なため，音声信号の自己相関関数からホルマント周波数を抽出する場合は，音声信号からの抽出と比べてある程度のひずみが生じることが予想される．本論文ではこれをホルマント周波数ひずみと呼ぶことにする．また，有声音の準周期的な性質以外にこのホルマント周波数ひずみを発生させる要素として，ほかにもいくつかが考えられる．例えば自己相関関数の計算範囲が有限であり，また白色雑音の性質が理想的でないことなどがあげられる．しかし，特に対処が難しいのは，音声の高周波数部分を強調するプリエンファシスの影響である．

音声のパワースペクトラムには $-6\,\mathrm{dB/octave}$ のロールオフ（roll-off）が存在する．プリエンファシスは，1 次差分によりパワースペクトラムの高周波数部分を強調することでこれを補正する．線形予測分析に

基づくホルマント周波数抽出においては，このプリエンファシスを加えなければ，高次（第 2，3）ホルマント周波数の抽出に悪影響を与えることがある [5]．したがって，プリエンファシスは非常に重要な役割を果たす．

しかし，音声の自己相関関数からホルマント周波数を抽出する場合は，プリエンファシスの処理をどこで行うかが問題である．雑音低減の観点からは，プリエンファシスは自己相関関数による雑音低減処理の後で行うのが望ましい．なぜなら，プリエンファシスを自己相関関数による雑音低減処理の前で行えば，高周波数域の雑音成分が強調され，その後の雑音低減処理に悪影響を与える恐れがあるからである．従来の手法 [7] では，この方式でプリエンファシスを利用している．

一方，ホルマント周波数ひずみを抑える観点からは，プリエンファシスは自己相関処理の前で行うのが望ましい．なぜなら，音声の自己相関関数のパワースペクトルにおけるロールオフは，音声のパワースペクトルにおけるロールオフの 2 倍になるためである．プリエンファシスのみではこれを補正できず，結局，雑音がない場合でも第 2 と第 3 ホルマントの抽出精度が劣化してしまう恐れがある．

雑音低減法としては，まずその方法自体による信号のひずみを最小限に抑えなければならない．これは，ホルマント周波数抽出の場合，無雑音のときの抽出精度が保証されなければならないことを意味する．したがって本論文では，この原理に基づく立場から，雑音の影響が残るとしても，プリエンファシスは自己相関関数による雑音低減処理の前で行うべきであると考える．

プリエンファシスを行わないとき，白色雑音が混入した音声信号 $x(n)$ の自己相関関数 $R(k)$ においては，式 (3) からわかるように理論上雑音成分は $k = 0$ の部分にしか存在しない．しかし，プリエンファシスを行ったとき，$x(n)$ の自己相関関数は次式で表される [8]．

$$\begin{aligned}\hat{R}(k) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \hat{x}(n)\hat{x}(n+k) \\ &= \hat{R}_s(k) + \hat{R}_w(k) \\ &= \begin{cases} \hat{R}_s(k) + (1+\mu^2)\sigma_w^2 & k = 0 \\ \hat{R}_s(k) - \mu\sigma_w^2 & k = 1 \\ \hat{R}_s(k) & k > 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

ここで $\hat{x}(n)$ はプリエンファシスされた $x(n)$ であり，

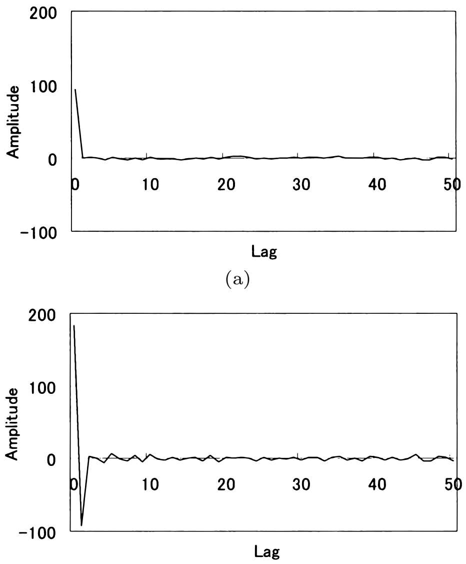

図 1 白色雑音の自己相関関数の比較 (a) プリエンファシスなし，(b) プリエンファシスあり

Fig. 1 Comparison of autocorrelation of white noise. (a) without pre-emphasis, (b) with pre-emphasis.

$\hat{R}(k)$ は $\hat{x}(n)$ の自己相関関数である．$\hat{R}_s(k)$ と $\hat{R}_w(k)$ はそれぞれ $\hat{R}(k)$ における音声成分と雑音成分を表している．また μ はプリエンファシス係数である．式 (6) から，プリエンファシスを行った場合，白色雑音が混入した音声信号の自己相関関数において，雑音成分は遅延 $k = 0$ の部分のみでなく，$k = 1$ の部分にも存在することがわかる．このとき，混入した雑音を低減するためには，$\hat{R}(k), k = 0$ と $\hat{R}(k), k = 1$ の双方から雑音成分を取り除くことが必要になる．図 1 は，実際に白色雑音の自己相関関数がプリエンファシスの有無によってどのように変化するかを示している（フレーム長 512 サンプルの 10 フレームの平均，遅延 0～50 のみ）．図 1 では，プリエンファシスなしの場合，遅延 0 の部分のみに顕著な値を与え，プリエンファシスありの場合，遅延 0 と遅延 1 の部分に顕著な値を与えている．これは，式 (6) において $s(n) = 0$ すなわち $R_s(k) = 0$ の場合に対応しており，図 1 は明らかに式 (6) の正当性を示している．

3. 提 案 法 1

本章では，**2.** の解析に基づき，自己相関関数の性質を利用して，線形予測分析に基づくホルマント周波数

抽出の雑音耐性の改善法を提案する．そして，実音声データを用いた実験結果により提案法の評価を行う．

3.1 提案法 1 の手順

本提案法は，音声信号の代わりにその自己相関関数からホルマント周波数を抽出する．具体的には，音声の自己相関関数のゼロ遅延付近を避け，それ以外の部分のみをホルマント周波数の抽出に用いることにより，雑音耐性の改善を図る．提案法の手順は次の (a)〜(e) に示すとおりである．

(a) 雑音が混入した音声信号 $x(n)$ に対してプリエンファシスを行う．

$$\hat{x}(n) = x(n) - \mu x(n-1) \tag{7}$$

(b) ホルマント周波数抽出に用いる自己相関関数 $\tilde{R}(k)$ を計算する．このとき，$\hat{x}(n)$ の自己相関関数 $\hat{R}(k)$ は

$$\hat{R}(k) = \sum_{n=0}^{N-1-k} \hat{x}(n)\hat{x}(n+k) \qquad k = 0 \sim N-1 \tag{8}$$

と表され（ここで N は入力としての音声信号のフレーム長である），雑音を低減するためには $\hat{R}(k)$ の $k = 0 \sim k_0$ 以外の部分だけをホルマント周波数の抽出に用いればよい．したがって，ホルマント周波数抽出のための自己相関関数 $\tilde{R}(k)$ は次式で計算される．

$$\tilde{R}(k) = \sum_{n=0}^{N-1-k-k_0} \hat{x}(n)\hat{x}(n+k+k_0)$$
$$k = 0 \sim \tilde{N}-1, \quad \tilde{N} = N - k_0 \tag{9}$$

ここで，$\tilde{R}(k)$ と $\hat{R}(k)$ は

$$\tilde{R}(k) = \hat{R}(k+k_0) \qquad k = 0 \sim \tilde{N}-1 \tag{10}$$

の関係にある．

(c) 式 (9) で計算した自己相関関数 $\tilde{R}(k)$ を線形予測分析の入力信号とみなし，$\tilde{R}(k)$ から正規方程式における自己相関関数を計算し，Levinson-Durbin の再帰的解法を利用して予測係数を求める．

(d) 予測係数を用い，FFT で線形予測スペクトルを計算する．

(e) 線形予測スペクトルからピーク・ピッキング (peak-picking) によってホルマント周波数を抽出する．

上記の (a)〜(e) が提案法 1 の手順である．本提案法は原理的に文献 [7] の手法と同じであるが，**2.** で述べたように，プリエンファシスの利用方法の点で改良を加えたものである．

3.2 実験評価

評価項目としては，ホルマント周波数ひずみと雑音耐性を考えることにする．すなわち，抽出されるホルマント周波数が許容される範囲内にあるかどうか，また，雑音の影響をどの程度受けるかをここでは調べる．

ホルマント周波数ひずみの評価には，雑音の影響を避けるためクリーンな音声を使用する．一方，雑音耐性の評価には白色雑音が混入した音声を用いることにする．

3.2.1 評価方法

従来，ホルマント周波数抽出法の評価においては，スペクトルやトラッキングの比較をすることが多い．しかし，スペクトルやトラッキングなどの定性的な比較だけでは改善の度合いがわかりにくい場合がある．そこで本論文では，スペクトルなどの比較に加えて，定量的な抽出法の評価を試みる．

具体的には，あるフレームにおける i 番目のホルマント周波数の基準値を $f_s(i)$，その抽出値を $f(i)$ としたとき，絶対誤差（Absolute Error）δ を次式で求める．

$$\delta(i) = \frac{|f(i) - f_s(i)|}{f_s(i)} \qquad i = 1 \sim 3 \tag{11}$$

そして，次の三つの算出値で抽出法を評価する [2]．

① δ の平均（Average Absolute Error）．

② δ の標準偏差（Standard Deviation of Error）．

③ δ が 100%より大きいフレームの比率（Percentage of Failed Frames）．

基本的には①により抽出誤差の大きさが求められる．統計的なばらつきについては②から得られる．③では，δ が 100%より大きいとき，このフレームでの抽出は失敗したと考える．ただし，δ が非常に小さい場合は，抽出誤差がスムージングにより回復できる可能性があることを③は意味している．

基準となるホルマント周波数の設定に関しては，評価の目的によって変わるので，**3.2.4** で記述することにする．

ホルマント周波数ひずみは，クリーンな音声に対して，提案法と従来法で抽出したホルマント周波数がどれほど接近しているかを評価することにする．しかし，ここでしきい値（前述した許容範囲）が必要になる．

そのしきい値の決め方に関して，本論文ではFlanaganの評価方法 [12] を利用することにする．

多くの場合，ホルマント周波数の抽出に誤差があっても，人間の耳でわからない範囲であれば，聴覚的にはひずみがないとみなすことができる．この人間の耳で聞き分けられない範囲の最大値をDifference Limen（DL）と呼ぶ．Flanaganは合成音（母音）を用いてこのDLの値を求めた．彼の実験結果によれば，第1と第2ホルマント周波数のDL値は3%〜5%（Average Absolute Error）の範囲にある．本論文ではこの結果を利用して提案法によるホルマント周波数のひずみを評価する（第3ホルマントについてFlanaganは特にDLを考慮しなかった．これは母音が第1と第2ホルマントだけでほぼ特徴づけられる（第3ホルマントが母音の同定にほとんど影響しない）ためだと考えられる．したがって本論文でも基本的には第1と第2ホルマント周波数を評価することにする）．

一方，雑音耐性に関しては，白色雑音の混入した音声信号を用いて提案法と従来法の抽出誤差をそれぞれ算出し，比較することで評価する．具体的には，従来法より提案法の抽出誤差がどれほど低減されるかにより提案法の改善度を測る．

3.2.2 音声試料

音声試料は下記の2種類を使用する．

A. 男女各1名が発声した，長さが1秒ずつの日本語母音/i/，/e/，/a/，/o/，/u/である．

B. NTTアドバンストテクノロジ（株）の「20ヶ国語音声データベース」に収録されている，男女各4名の発声した，長さが10秒程度の日本語短文である．

データAはホルマント周波数ひずみの評価に用いる．データBは雑音耐性の評価に用いる．データBは音声データベースから取り出したもので，提案法の評価に必要な話者と音素のバリエーションが確保できていると考えられる．また，話者の数と文章の長さについては，本論文と同様な評価方法を利用した文献 [2] を参考に決めた．

音声試料に対しては，あらかじめ視察により有声/無声の弁別を行い，有声音のみのホルマント周波数抽出を行うことにした．また，線形予測分析を利用したホルマント周波数抽出では，鼻音やマージング（Merging：二つのホルマントの距離があまりにも近く，一つに見える現象）などの原因でホルマント周波数を正確に抽出できない場合があるが，これは線形予測分析に基づく抽出法の共通の問題点であるため本論文では取り扱わないことにした．すなわちこれらの音声フレームについては，評価の対象から除外することにした．

一方，雑音信号には白色ガウス雑音を使用し，その振幅値を変えて音声信号に加えることによりSN比を調整した．

3.2.3 比較した従来法

線形予測分析に基づくホルマント周波数抽出は，その具体的な抽出手法の選択によりピーク・ピッキングと線形予測方程式の根を求める方法に分類されるが，本論文では，計算効率の高いピーク・ピッキング法を採用することにする．したがって，評価実験はピーク・ピッキングに基づく従来法 [1] と比較しながら，提案法1の評価を行う．また，各抽出法自体が有する抽出精度を比較するために，線形予測スペクトルからホルマント周波数を抽出するときには，低周波数域から最初の三つのスペクトルピークを第1，第2，第3ホルマントとみなす．そして，抽出したホルマント周波数は直接評価し，スムージングなどの処理は行わないことにする．

表1は，評価実験の諸定数をまとめている．なお，**2.** での分析に基づき式 (9) における k_0 は2に設定することにする．

3.2.4 実験結果

（1） ホルマント周波数ひずみ

従来法 [1] の抽出結果を式 (11) におけるホルマント周波数の基準値として利用したときの，提案法1の抽出結果を表2にまとめた．表2から，提案法1の抽出結果は従来法の抽出結果と比べると，第1，第2及び第3ホルマント周波数の絶対誤差の平均値がすべて3%以内に収まっていることがわかる．標準偏差を考慮したとしても，第1及び第2ホルマント周波数に関しては明らかに5%以内の誤差に収まっている（当然，抽出に失敗したフレームの数は0である）．すなわち提案法1でのホルマント周波数抽出は，従来の音声か

表1 実験の諸定数
Table 1 Parameter specification for experiments.

標本化周波数	10kHz
プリエンファシス係数	0.975
分析周期	10ms
分析窓	Hamming, 51.2ms
線形予測分析の次数	10
FFTポイント数	1024（0を付加）

表２　提案法１を用いたホルマント周波数の抽出誤差（音声試料 A）
Table 2　Extraction errors of formant frequencies by proposed method 1 (DATA A).

SNR (dB)	Formant Frequencies	Average Absolute Error (%)	Standard Deviation of Error (%)	Percentage of Failed Frames (%)
No Noise	F1	2.71	1.88	0
	F2	2.44	2.54	0
	F3	2.71	3.24	0

表３　従来法を用いたホルマント周波数の抽出誤差（音声試料 B，白色雑音）
Table 3　Extraction errors of formant frequencies by conventional method (DATA B, white noise).

SNR (dB)	Formant Frequencies	Average Absolute Error (%)	Standard Deviation of Error (%)	Percentage of Failed Frames (%)
25	F1	10.53	27.51	1.57
	F2	13.49	34.98	5.21
	F3	9.58	18.92	0.05
20	F1	17.59	34.48	2.12
	F2	20.33	40.69	8.23
	F3	12.28	18.01	0.05
15	F1	27.24	39.51	2.68
	F2	28.65	48.16	11.69
	F3	17.14	20.70	0.11
10	F1	38.84	42.43	2.91
	F2	36.08	51.53	13.61
	F3	19.82	21.79	0.16
5	F1	51.35	45.60	2.85
	F2	37.92	47.37	12.36
	F3	21.00	20.58	0.28

表４　提案法１を用いたホルマント周波数の抽出誤差（音声試料 B，白色雑音）
Table 4　Extraction errors of formant frequencies by proposed method 1 (DATA B, white noise).

SNR (dB)	Formant Frequencies	Average Absolute Error (%)	Standard Deviation of Error (%)	Percentage of Failed Frames (%)
25	F1	7.12	14.90	0.33
	F2	7.95	21.16	1.16
	F3	7.74	17.01	0
20	F1	8.90	18.15	0.44
	F2	10.45	25.26	1.94
	F3	9.54	17.46	0
15	F1	15.01	27.35	0.66
	F2	18.50	36.98	5.11
	F3	14.02	20.84	0
10	F1	27.02	38.51	1.56
	F2	28.58	46.35	9.47
	F3	18.40	22.41	0.11
5	F1	43.34	44.18	2.18
	F2	38.33	49.77	11.49
	F3	21.89	21.84	0.33

らの抽出と比べて誤差は生じるものの，その誤差の大きさは人間の聴覚でわからない程度である．したがって，提案法１を用いて音声の自己相関関数から従来法と同程度にホルマント周波数を正確に抽出することができると言える．

（２）　雑音耐性

ホルマント周波数の基準値に関しては設定の方法がいろいろ考えられるが，本論文では線形予測分析に基づく抽出法を検討しているので，雑音がないときの線形予測分析に基づく抽出法 [1] の抽出結果に修正（スムージング）を加え，ホルマント周波数の基準値として利用することにする．従来法と提案法１の雑音耐性の実験結果をそれぞれ表３と表４にまとめた．従来法と提案法の抽出結果を全体的に比較すると，提案法１の抽出結果は従来法より明らかに改善されていることがわかる．特に SN 比が 15 dB と 20 dB のとき，改善

の幅が大きいことがわかる．実験結果から，提案法１による雑音低減効果が示され，その有効性が確認されたと言えよう．

一方で表４の実験結果からは，SN 比が低いとき，改善はされるものの提案法１の抽出結果に誤差がまだ残ることが見て取れる．

4. 提 案 法 2

3. では，自己相関関数のゼロ遅延付近を避け，その以外の部分だけをホルマント周波数抽出に用いることで雑音の低減を図る提案法１を提案した．従来法より雑音耐性が大幅に改善されたが，SN 比の低い音声に対して抽出精度がまだ不十分であることがわかった．その原因に関しては，実際の処理環境における白色雑音の理想状態との不一致にあると考えられる．理論上，プリエンファシスが加わらないとき，自己相関関数のゼロ遅延にしか存在しない白色雑音成分は，プリエンファシスを加えたとしても遅延が１を越えることはないので，提案法１では雑音成分が完全に除去されるはずである．しかし，実際の場合は自己相関関数の計算が有限区間で行われるなどの影響で，遅延の高い部分でも雑音成分が存在してしまう．この雑音成分は，SN 比が高いとき，音声の自己相関関数の値よりはるかに小さいので，特に低減処理をしなくても影響がそれほど大きくならないと考えられる．しかし，SN 比が低くなるにつれ，音声に対する影響が強くなり，無視できない存在になってしまう可能性がある．したがって，SN 比が比較的高いときには，自己相関関数のゼロ遅延付近のみを避けることで雑音を低減できるが，SN 比が低いときには，これだけでは不十分で，自己相関関数の遅延の高い部分からも雑音成分を除去する必要があると考えられる．

そこで本章では，強い雑音環境にも対処するため，提案法１の改善策として提案法２を提案する．提案法２は，まず白色雑音の定常性を利用し，無音区間から雑音を推定する．そして音声の自己相関関数から雑音成分を引き算して取り除き，雑音成分が低減された自己相関関数から線形予測分析を用いてホルマント周波数を抽出する．本法では，雑音成分の引き算が相関領域で行われ，引かれるのはスペクトル引き算 [9] のような雑音のスペクトルではなくその逆変換の自己相関関数である点に特徴がある．

4.1 提案法２の手順

提案法２の具体的な手順は次に記述される．

(a) 無音区間から雑音信号を抽出し，プリエンファシスを施す．

$$\hat{w}(n) = w(n) - \mu w(n-1) \tag{12}$$

(b) プリエンファシスされた雑音信号の低遅延部分を取り除いた自己相関関数を求める．

$$\tilde{R}_w(k) = \sum_{n=0}^{N-1-k-k_0} \hat{w}(n)\hat{w}(n+k+k_0)$$
$$k = 0 \sim \tilde{N}-1, \quad \tilde{N} = N - k_0 \tag{13}$$

(c) 雑音が混入した音声信号 $x(n)$ に対してプリエンファシスを行う．

$$\hat{x}(n) = x(n) - \mu x(n-1) \tag{14}$$

(d) プリエンファシスされた雑音混入音声信号の低遅延部分を取り除いた自己相関関数を求める．

$$\tilde{R}(k) = \sum_{n=0}^{N-1-k-k_0} \hat{x}(n)\hat{x}(n+k+k_0)$$
$$k = 0 \sim \tilde{N}-1, \quad \tilde{N} = N - k_0 \tag{15}$$

(e) ホルマント周波数抽出に用いる自己相関関数を次式のように求める．

$$\tilde{R}_s(k) = \tilde{R}(k) - \tilde{R}_w(k)$$
$$k = 0 \sim \tilde{N}-1, \quad \tilde{N} = N - k_0 \tag{16}$$

(f) 式 (16) で計算した自己相関関数 $\tilde{R}_s(k)$ を線形予測分析の入力信号とみなし，$\tilde{R}_s(k)$ から正規方程式における自己相関関数を計算し，Levinson-Durbin の再帰的解法を利用して予測係数を求める．

(g) 予測係数から線形予測スペクトルを計算し，ピーク・ピッキングによりホルマント周波数を求める．

上記の (a)〜(g) が提案法２の手順である．本法は，スペクトル引き算 [9] を前処理とする線形予測分析法と一見等しく思えるが，スペクトル引き算を用いる場合に比べて，雑音低減された音声信号そのものを求める必要がなく，また周波数領域でなく相関領域で引き算をするため，スペクトル領域への変換と逆変換を行う必要がない．アルゴリズムが非常に簡潔である．更に，スペクトル引き算法のように引き算によりスペクトルの振幅が負になるといった問題も発生しない．

式 (13) と式 (15) から左辺が求められる式 (16) を提案法１での式 (9) と比較すると，雑音成分の引き算を

表5　提案法2を用いたホルマント周波数の抽出誤差（音声試料B，白色雑音）
Table 5　Extraction errors of formant frequencies by proposed method 2 (DATA B, white noise).

SNR (dB)	Formant Frequencies	Average Absolute Error (%)	Standard Deviation of Error (%)	Percentage of Failed Frames (%)
25	F1	7.13	12.40	0.36
	F2	7.17	18.06	1.03
	F3	8.42	21.44	0
20	F1	7.67	12.86	0.36
	F2	7.29	17.94	1.25
	F3	8.01	20.27	0
15	F1	9.21	16.49	0.29
	F2	7.73	19.55	1.62
	F3	7.68	18.81	0
10	F1	12.50	24.06	0.58
	F2	8.62	21.49	2.14
	F3	7.50	17,43	0
5	F1	20.13	35.51	1.85
	F2	14.04	33.56	5.29
	F3	9.14	18.98	0

行わなければ，式(16)は式(9)と同一となることに気づく．このとき，提案法2は提案法1と等しくなる．したがって，提案法2は提案法1を包含する方法である．ただし，提案法2は雑音推定が行えれば，白色雑音以外の他の有色性の定常雑音にも容易に対処可能である特筆すべき特徴を有する．提案法1においても，設定する k_0 の値を増大することにより有色雑音に対処できると予想されるが，高雑音環境下における，高い遅延での不十分な雑音低減により，その改善される程度は白色雑音と同様に限られると考えられる．

4.2 実験評価

3.2 と同じ条件で評価実験を行う．雑音がない場合は，提案法2が提案法1と同じ方法になるので，ホルマント周波数のひずみに関しては実験結果が提案法1の場合と等しくなる．したがってここでは雑音耐性の評価実験のみを行うことにする．

提案法2では雑音の推定が必要であるが，推定の方法に関しては既に多くの報告がなされているので，ここではこの問題を扱わないこととし，雑音成分は既知と仮定する．

提案法2の雑音耐性に関する実験結果を表5にまとめている．全体的に，従来法及び提案法1の実験結果と比べると，抽出精度が大幅に改善されていることがわかる．特にSN比が15 dB以下のとき，各ホルマント周波数の絶対誤差の平均値が従来法の約3分の1に，また提案法1に対しても約2分の1にまで改善されていることがわかる．

図2はSN比が10 dBのときの，各抽出法の線形予測スペクトル（母音/a/，10フレームを平均したもの）をそれぞれ示している．従来法と比べて，二つの提案法によるスペクトルの改善がはっきり示されている．また，提案法1と提案法2を比較すると，提案法2の方が高周波数域において雑音低減がより多くなされていることがわかる．これは，提案法2が，提案法1の処理に加えて相関領域で雑音成分を十分に取り除いている効果と考えられる．

図3はSN比が15 dBのときの，各抽出法で抽出した連続音声（女声）のホルマント周波数のトラッキングを示している．図3からも，従来法と比べると，二つの提案法によるホルマント周波数抽出結果が改善されていることがわかる．また，提案法1より提案法2の方が高精度なトラッキング結果を与えている．

これらの結果より，提案法2は提案法1よりも高精度な抽出結果を与えることがわかる．特に，強い雑音環境下においては，提案法2の方が優れている．しかし一方で実際に適用する場合には，提案法1の方が雑音の推定を必要としないために容易である．この点で提案法1は提案法2に対する優位性を有する．

4.3 雑音推定誤差の影響

4.2 の評価実験では雑音を既知と仮定した．しかし，実際の場合，雑音の推定において推定誤差は避けられないため，推定誤差により抽出結果がどの程度劣化するかを考察するのは提案法2の実際の適用において非常に重要と考えられる．そこで，実験的な方法で提案法2における雑音推定誤差の影響，特に提案法1に対する提案法2の優位性をどの程度維持できるかについて調べてみた．具体的には，雑音の引きすぎと引き不足を起こすために，白色雑音の自己相関関数の推定値

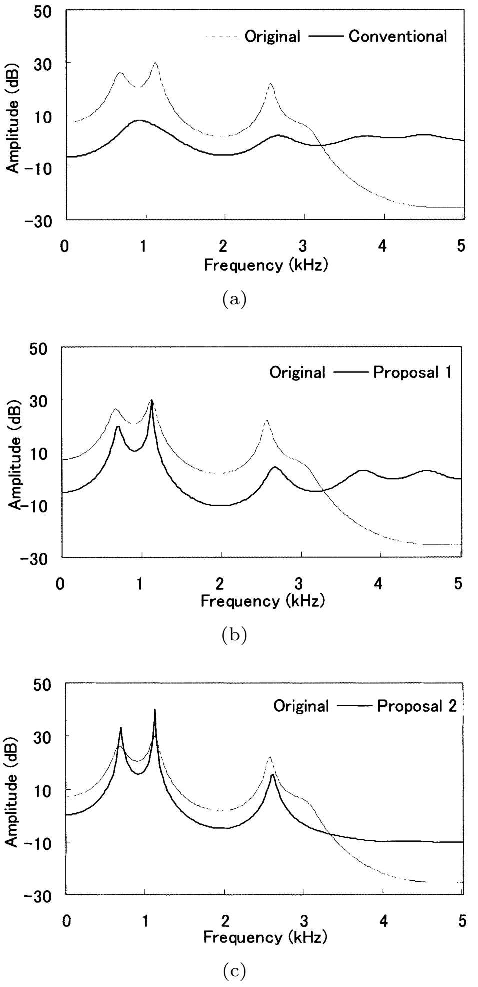

図 2　母音/a/の線形予測スペクトルの比較 (a) 従来法, (b) 提案法 1, (c) 提案法 2（男声, SNR=10 dB, 白色雑音）

Fig. 2　Comparison of LPC spectra for Japanese vowel /a/. (a) conventional method, (b) proposed method 1, (c) proposed method 2 (male, SNR=10 dB, white noise).

に正または負の係数をかけることにより誤差を発生させた．そして提案法 2 を施し，ホルマント周波数抽出の絶対誤差の平均を計算し，推定誤差がない場合の抽出結果及び提案法 1 の抽出結果と比較した．その実験条件は **4.2** の音声資料 B に基づく実験（表 5 に対応する）と同様である．ただし SN 比は 15 dB に固定した．

図 4 は雑音推定誤差による提案法 2 の抽出結果の変化を示している．実験結果から，雑音推定誤差の増大に伴い，提案法 2 の抽出結果は緩やかに劣化すること

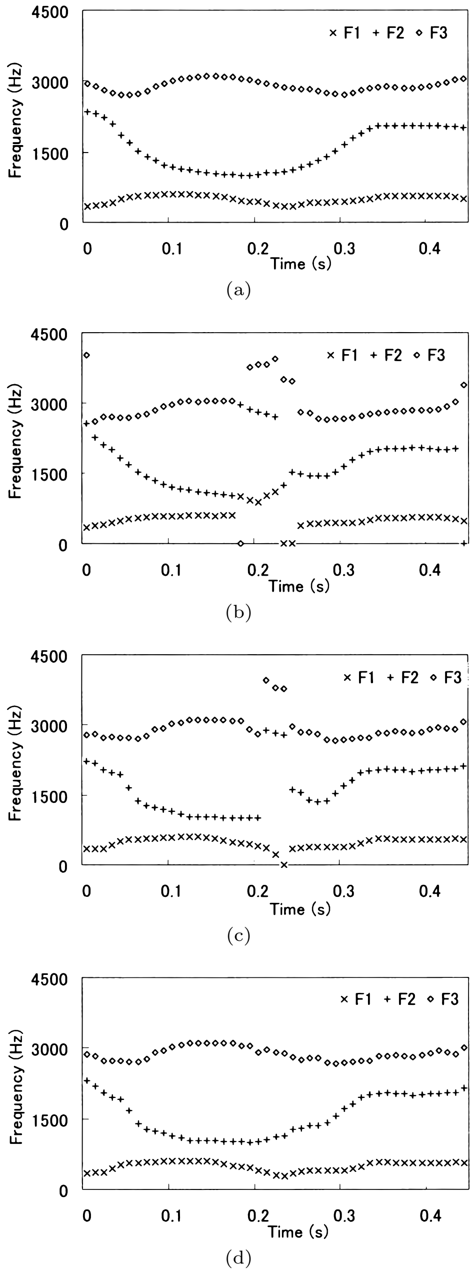

図 3　連続音声のホルマント周波数トラッキングの比較 (a) 基準値, (b) 従来法, (c) 提案法 1, (d) 提案法 2（女声, SNR=15 dB, 白色雑音）

Fig. 3　Comparison of formant frequency tracking for continuous speech. (a) standard data, (b) conventional method, (c) proposed method 1, (d) proposed method 2 (female, SNR=15 dB, white noise).

がわかる．また，雑音の推定誤差が30%のときでも提案法２の抽出誤差がすべて12%以下で，同じSN比での提案法１の抽出誤差（表４）よりはるかに小さいことに気づく．これは，雑音推定にある程度の誤差があっても，提案法２は提案法１より精度の高い抽出結果を与えることができることを示唆している．

4.4 有色雑音に対する有効性

これまで主に白色雑音を用いて提案法を実験的に評価してきたが，ここではピンク雑音を用いて白色雑音以外の雑音に対する有効性を検証する．実験条件は，雑音信号が異なること以外は**3.2**及び**4.2**と同様に設定した．

従来法と提案法を用いた実験結果をそれぞれ表６と表７，表８にまとめている．これらの実験結果からは，従来法（表６）に対して提案法１（表７）と提案法２（表８）の抽出精度が改善されていることがわかる．また，提案法２が与える改善度は提案法１が与えるそれより大きいことも見て取れる．特にSN比の低いときには，提案法２の方が優れている．これらは，程度の差はあるものの，傾向としてはいずれも白色雑音の実験結果と一致する結果である．表６と表７，表８の実験結果は，有色雑音に対しても提案法が有効であることを明らかに示していよう．

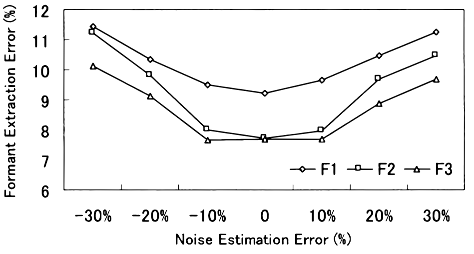

図４　雑音推定誤差によるホルマント周波数抽出結果の変化（音声試料B，SNR=15 dB，白色雑音）
Fig. 4　Changes of formant frequency extraction results with noise estimation error (DATA B, SNR=15 dB, white noise).

4.5 考　察

提案法によるホルマント周波数抽出の評価に関して，本論文では絶対抽出誤差に基づく定量的な評価を行ったが，DL値との比較に関してここでは更に考察しておくことにする．本論文では，提案するホルマント周波数抽出法自体の，すなわち自己相関関数を入力とする線形予測分析法の有効性を明らかにするために，よく知られるFlanaganのホルマント周波数のDL値を利用した．しかし，文献[12]でこのDL値を求めた際の実験条件は，定常母音のホルマント周波数の中で，あくまで第１ホルマント周波数または第２ホルマント周波数のみを変更して，これが人間の聴覚で検知できるかどうかを判定したものである．通常の音声では，図３にも示したように，各ホルマント周波数は同時に変動し，また振幅の変化も大きい．このような場合のホルマント周波数のDL値は厳密には知られていない．したがって，Flanaganによるホルマント周波数のDL値は，ある音声に対して聴覚的にひずみのない音声を復元するための一つの目安と考えられよう．しかし，クリーンな音声に対して提案法を適用し，その抽出結果を上記のDL値と比較することにより，客観的に提案法を評価することは可能と思われる．提案法の与え

表６　従来法を用いたホルマント周波数の抽出誤差（音声試料B，ピンク雑音）
Table 6　Extraction errors of formant frequencies by conventional method (DATA B, pink noise).

SNR (dB)	Formant Frequencies	Average Absolute Error (%)	Standard Deviation of Error (%)	Percentage of Failed Frames (%)
25	F1	9.55	21.56	0.58
	F2	12.18	32.63	4.93
	F3	8.89	19.62	0
20	F1	14.61	26.45	0.87
	F2	18.14	38.98	7.82
	F3	12.13	22.68	0
15	F1	22.10	36.00	1.44
	F2	24.87	47.99	11.68
	F3	16.10	25.92	0
10	F1	30.15	41.33	2.30
	F2	29.62	49.70	12.29
	F3	18.78	26.19	0
5	F1	41.78	47.32	4.78
	F2	35.62	50.63	14.72
	F3	22.12	27.57	0

表 7　提案法 1 を用いたホルマント周波数の抽出誤差（音声試料 B，ピンク雑音）
Table 7　Extraction errors of formant frequencies by proposed method 1 (DATA B, pink noise).

SNR (dB)	Formant Frequencies	Average Absolute Error (%)	Standard Deviation of Error (%)	Percentage of Failed Frames (%)
25	F1	7.99	15.71	0.29
	F2	8.35	20.41	1.40
	F3	10.12	22.91	0
20	F1	9.89	19.12	0.36
	F2	11.64	26.19	2.79
	F3	11.67	23.59	0
15	F1	13.63	24.76	0.51
	F2	16.14	34.32	4.72
	F3	13.44	24.43	0
10	F1	22.34	35.22	0.95
	F2	21.94	40.74	7.82
	F3	16.17	25.61	0
5	F1	32.46	42.62	1.72
	F2	26.01	41.53	9.08
	F3	19.60	27.26	0

表 8　提案法 2 を用いたホルマント周波数の抽出誤差（音声試料 B，ピンク雑音）
Table 8　Extraction errors of formant frequencies by proposed method 2 (DATA B, pink noise).

SNR (dB)	Formant Frequencies	Average Absolute Error (%)	Standard Deviation of Error (%)	Percentage of Failed Frames (%)
25	F1	7.20	12.67	0.29
	F2	7.10	18.21	1.10
	F3	8.57	21.48	0
20	F1	7.87	14.05	0.29
	F2	7.19	18.86	1.18
	F3	8.38	21.23	0
15	F1	9.33	20.04	0.50
	F2	7.36	17.67	1.16
	F3	8.32	20.73	0
10	F1	11.53	22.56	0.80
	F2	9.50	23.50	2.56
	F3	8.55	20.69	0
5	F1	15.65	27.40	1.31
	F2	12.08	28.92	3.86
	F3	8.59	19.34	0

る抽出誤差は明らかに DL 値以内であり，その有効性を示していることには変わりはないと思われる．

一方，雑音が混入する場合においても，抽出されるホルマント周波数の誤差は DL 値以内に押さえられることが理想と考えられるが，本質的に雑音混入音声から雑音の影響を完全に取り除くのは極めて難しい問題である．雑音が混入する場合，各ホルマントは雑音の影響を少なからず受け，結果としてホルマント周波数の抽出誤差は増大してしまうことになる．しかし，少しでもその抽出誤差を低減し，DL 値に近づけることにより，雑音環境下における音声品質の改善等に貢献できると考えられる．例えば，ジェット機やヘリコプター等の操縦室のような高騒音環境下では，会話音声が基本的に品質劣化してしまう．しかし，操縦者の生命に関わるために，多少なりともその音声品質の改善が強く望まれている．本論文での提案法をホルマント周波数に基づく音声分析合成システムに利用すれば，このような環境下において重要な役割を果たせると思われる．したがって，本論文での雑音環境下での実験結果は上記の DL 値より大きな抽出誤差を与えてはいるが，従来法より抽出誤差を低減する提案法には十分な存在価値があると考えられる．

連続音声のホルマント周波数抽出誤差の評価法には，今まで用いられているものとは異なる新たな尺度を導入する必要があると思われるが，これはたいへん大きな問題であり，今後の課題としたい．

5. むすび

本論文では，自己相関関数の雑音低減能力を利用して，線形予測分析に基づくホルマント周波数抽出法の雑音耐性を向上させる二つの改善法を提案した．実音声信号を用いた評価実験では，二つの提案法の有効性が確認された．

二つの提案法の中で，提案法1は強い雑音環境に対処するのは困難であるが，雑音の推定を必要としないため容易に適用できる．一方，提案法2は雑音の推定が必要であるものの，強い雑音環境に対処可能である．したがって実際にこれら二つの提案法を利用する場合は，提案法1をSN比が高い環境に，提案法2をSN比が低い環境にといったように雑音環境に応じて使い分けることが考えられる．

線形予測分析に基づくホルマント周波数抽出法においては，ピーク・ピッキング以外，線形予測方程式の根を利用する抽出法もある．本論文ではピーク・ピッキングのみを利用し検討してきたが，本論文で提案した改善法は，線形予測方程式の根を用いる抽出法にも容易に適用できる．

本論文では，抽出されたホルマント周波数の結果を直接利用し，スムージングなどの処理を行わなかった．しかし，実際にホルマント周波数抽出を行う場合には，スムージングは抽出結果の改善に非常に有用な手法で，パルスのような突発的な抽出誤差に対して特に有効である．これらの処理によって提案法の抽出結果がどの程度改善できるかに関して今後検討していきたいと考えている．

謝辞　本論文の執筆に当り，大変貴重な御助言を頂いた（株）NTTデータ中村太一開発本部技術開発部長に深謝致します．

文　献

[1] J.D.Markel, “Digital inverse filtering—A new tool for formant trajectory estimation,” IEEE Trans. Audio and Electroacoustics, vol.AU-20, no.2, pp.129–137, June 1972.

[2] R.J. Niederjohn and M. Lahat, “A zero-crossing consistency method for formant tracking of voiced speech in high noise levels,” IEEE Trans. Acoustics, Speech & Signal Process., vol.ASSP-33, no.2, pp.349–355, April 1985.

[3] A. Potamianos and P. Maragos, “Speech formant frequency and bandwidth tracking using multiband energy demodulation,” J. Acoust. Soc. Am., vol.99, no.6, pp.3795–3806, June 1996.

[4] J. Makhoul, “Linear prediction: A tutorial review,” Proc. IEEE, vol.63, no.4, pp.561–580, April 1975.

[5] G. Duncan and M.A. Kack, “Formant estimation algorithm based on pole focusing offering improved noise tolerance and feature resolution,” IEE Proc., vol.135, Pt. F, no.1, pp.18–32, Feb. 1988.

[6] T.V. Sreenivas and R.J. Niederjohn, “Zero-crossing based spectral analysis and SVD spectral analysis for formant frequency estimation in noise,” IEEE Trans. Signal Processing, vol.40, no.2, pp.282–293, Feb. 1992.

[7] 大山　玄，城戸健一，“雑音中の音声のホルマント周波数抽出,” 信学論（A），vol.J61-A, no.7, pp.686–687, July 1978.

[8] 趙　奇方，島村徹也，鈴木誠史，“雑音補正による音声のLPC分析の改善,” 信学論（A），vol.J81-A, no.11, pp.1583–1591, Nov. 1998.

[9] S.F. Boll, “Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction,” IEEE Trans. Acoust., Speech & Signal Process., vol.ASSP-27, no.2, pp.113–120, April 1979.

[10] 鈴木誠史，“自己相関関数を利用した音声処理方式―SPAC―,” 信学論（A），vol.J59-A, no.5, pp.426–427, May 1976.

[11] D. Mansour and B.H. Juang, “The short time modified coherence representation and its application for noisy speech recognition,” Proc. IEEE ICASSP, pp.525–528, New York, USA, April 1988.

[12] J.L. Flanagan, “A difference limen for vowel formant frequency,” J. Acoust. Soc. Am., vol.27, no.3, pp.613–617, May 1955.

（平成12年6月14日受付，13年2月15日再受付）

趙　奇方　（正員）

昭60北京郵電大学通信工学部通信工学科卒．昭63同大大学院修士課程了．平10埼玉大学理工学研究科博士後期課程単位取得退学．同年NTTデータ入社．音声認証，音声強調の研究開発に従事．博士（学術）．日本音響学会会員．

島村　徹也　（正員）

昭61慶大・理工・電気卒．平3同大大学院博士課程了．工博．同年埼玉大・工・助手．平成10より同助教授，現在に至る．この間，平7ラフバラ大学，平8ベルファーストクイーンズ大学（ともに連合王国）客員研究員．ディジタル信号処理とその音声，通信システムへの応用に関する研究に従事．IEEE, EURASIP各会員．

高橋　淳一　（正員）

昭 55 電通大・電気通信・電子卒．昭 57 同大大学院修士課程了．同年 NTT 武蔵野電気通信研究所入社．平 3 まで NTT LSI 研究所にて，音声・画像の信号処理プロセッサアーキテクチャ設計技術の研究，及び信号処理プロセッサの開発に従事．平 4〜8，NTT ヒューマンインタフェース研究所にて，音声認識アルゴリズム及び応用システムの研究開発に従事．平 9 NTT システムエレクトロニクス研究所にて，楽音符号化用 LSI の開発に従事．平 9〜12 NTT データにて音声・CTI，コラボレーション技術などの技術開発に従事．平 12 年 7 月より，デロイト・トーマツ・コンサルティング株式会社に移り，情報通信分野のビジネス・技術関連のコンサルティングに従事．現在，シニアマネージャー．工博．IEEE，日本音響学会各会員．

鈴木　誠史　（正員）

昭 30 東工大・工卒．郵政省電波研究所（現通信総合研究所）入所．以来，音声情報処理，音声通信，通信システム等の研究に従事．昭 63 通信総合研究所長．平 1 埼玉大・工・教授．平 10–04 日本工大教授．平 10–05 東洋通信機中央研究所技術顧問．前島賞（昭 61）等受賞．工博．日本音響学会，映像情報メディア学会，IEEE，アメリカ音響学会各会員．