

論文99-36S-7-15

다해상도 신호해석 방법을 이용한 음성개선

(Speech Enhancement Using Multiresolutional Signal Analysis Methods)

石鍾源*, 韓薇景*, 裊建星*

(Jong Won Seok, Mi Kyung Han, and Keun Sung Bae)

요 약

본 논문에서는 최근에 널리 연구되고 있는 다해상도 신호해석 방법인 웨이브렛 변환, 웨이브렛 패킷, 그리고 코사인 패킷 알고리즘을 잡음음성의 음질개선에 이용하여 각각의 성능을 비교하였으며, 또한 이를 기존의 스펙트럼 차감법의 성능과 비교 분석하였다. 성능비교의 척도로는 SNR과 cepstrum 거리를 이용하였다. 실험 결과 SNR면에서는 코사인 패킷이 가장 좋은 결과를 보였고 cepstrum 거리의 경우 코사인 패킷과 웨이브렛 패킷이 훨씬 나은 결과를 보였다. 주관적인 청취결과 역시 코사인 패킷이 가장 좋은 결과를 보였으며, 기존의 스펙트럼 차감법은 musical noise의 영향으로 인해 상대적으로 다른 방식에 비해 합성음의 음질이 많이 떨어짐을 확인할 수 있었다.

Abstract

This paper presents a speech enhancement method with spectral subtraction using wavelet, wavelet packet and cosine packet transforms which are known as multiresolutional signal analysis method. The performance of each method is compared with the conventional spectral subtraction method. Performance assessments based on average SNR, cepstral distance and informal subjective listening test are carried out. Experimental results demonstrate that cosine packet shows the best result in objective performance measure as well as subjective listening test and especially, speech enhancement based on multiresolutional signal analysis shows less musical noise than the conventional spectral subtraction method after removing the noise components.

I. 서 론

음성통신 분야에 사용되는 기본적인 기술에 관련된 연구의 대부분은 주로 주변잡음이 없거나 무시할 수

있을 정도의 양질의 음성을 대상으로 연구가 진행되어 왔다. 이러한 잡음환경의 영향을 고려하지 않은 음성 신호처리 시스템의 성능은 실제 환경에서 급격히 감소하게 된다. 따라서 음성신호에 포함된 잡음을 제거하는 음성개선(speech enhancement) 기술에 대한 연구 및 개발이 꾸준히 이루어지고 있다^[1-3].

* 正會員, 慶北大學校 電子·電氣工學部

(School of Electronic and Electrical Engineering, Kyungpook National University)

※ 본 연구는 한국과학재단의 핵심전문연구비(과제번호 : 971-0917-103-2) 지원으로 수행되었으며, 지원에 감사 드립니다.

接受日字:1999年2月19日, 수정완료일:1999年6月3日

사람의 귀는 음성의 위상에는 덜 민감하기 때문에 배경잡음에 의해 손상된 음성의 음질개선을 위해서는 무엇보다도 음성의 스펙트럼의 크기를 정확하게 추정하는 것이 중요하다고 볼 수 있다. 지금까지 잡음음성에서 원음성의 스펙트럼을 추정하기 위한 여러 방법들이 제시되었지만 그 중에서 성능 및 구현의 간편성으

로 인해 가장 널리 사용되고 있는 알고리즘이 스펙트럼 차감법(spectral subtraction)¹¹⁾이다. 이 방식은 단구간의 스펙트럼 추정(short-time spectrum estimation)에 기초를 둔 방법으로, 주피수 영역에서 추정된 잡음신호의 스펙트럼의 크기를 손상된 음성신호로부터 제거함으로써 음성신호의 스펙트럼을 복원하여 음질을 향상시킬 수 있다는 것이 기본 원리이다. 따라서, 잡음이나 원하는 음성의 통계적 특성을 미리 알고 있을 때 적합한 음질개선 방법으로 알려져 있다.

최근 들어 웨이브렛 변환 등의 다해상도 신호해석 방식을 이용한 잡음제거에 관한 연구가 많이 발표되고 있다^[4,5]. 하지만 이들의 경우 음성 이외의 신호에 적용한 경우가 대부분이다.

본 논문에서는 다해상도 신호해석 방식으로 이용되고 있는 웨이브렛 변환, 웨이브렛 패킷 그리고 코사인 패킷을 음성개선에 적용하는 방식을 제안하였다. 그리고 이들의 성능을 동시에 서로 비교하고, 또한 가장 널리 이용되는 음성개선 방식인 스펙트럼 차감법과 비교하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. I 장의 서론에 이어 II 장에서 기존의 스펙트럼 차감법을 이용한 음성개선 방법에 대해서 설명하고, III 장에서는 다해상도 신호해석 방법인 웨이브렛 변환, 웨이브렛 패킷, 그리고 코사인 패킷 알고리즘을 이용한 음성개선 방법에 대해서 기술하였다. 그리고 실제 음성 데이터를 적용하여 실험한 결과 및 고찰에 대해서 IV 장에서 설명하였고, 마지막으로 V 장에서 결론을 기술하였다.

II. 스펙트럼 차감법을 이용한 음성개선

스펙트럼 차감법은 배경잡음에 의해 손상된 음성 스펙트럼에서 잡음 스펙트럼의 크기 성분만을 제거하는 방법이다. 이는 주변잡음이 음성에 산술적으로 더해진다는 가정과 음성을 인지하는 청각의 특성이 음성의 주피수 성분별 위상 정보보다는 크기 정보에 더 많이 영향을 받는다는 결과에 기초한다. 스펙트럼 차감법은 배경잡음의 스펙트럼 특성을 미리 알고 있거나, 잡음의 스펙트럼을 추정하기에 충분한 묵음구간이 주어져야 한다. 배경잡음은 최소한 부분적으로 안정(stationary)한 특성을 가져야 하며, 통계적 특성이 서서히 변하는 환경에서는 음성이 존재하는 구간과 잡음만이 존재하는 구간을 검출할 수 있는 방법이 필요

하다. 이러한 조건들을 만족한다면 잡음에 의해 손상된 음성신호 $x[i]$ 은 식 (1)과 같이 음성 $s[i]$ 과 잡음 $n[i]$ 의 합으로 나타낼 수 있다.

$$x[i] = s[i] + n[i] \tag{1}$$

일반적인 스펙트럼 차감법을 수식으로 표현하면 식 (2)와 같다.

$$|\hat{S}_r(k)| = \begin{cases} 0 & , \text{ if } |X_r(k)|^a < \beta |\hat{N}_r(k)|^a \\ (|X_r(k)|^a - \beta |\hat{N}_r(k)|^a)^{\frac{1}{a}} & , \text{ otherwise} \end{cases} \tag{2}$$

여기서, $|X_r(k)|$ 와 $|\hat{N}_r(k)|$ 는 각각 r 번째 프레임의 잡음음성의 스펙트럼과 묵음 구간에서 추정된 잡음의 스펙트럼을 가리키며, 추정된 음성의 스펙트럼인 $|\hat{S}_r(k)|$ 와 잡음음성의 위상 정보를 이용하여 합성함으로써 개선된 음성신호를 얻게 된다.

그리고 α 와 β 는 양의 실수로써 음성의 손상 정도와 musical noise의 영향을 고려하여 적절한 값을 선택하여야 한다. 하지만 이 방법은 잡음의 특성을 정확하게 추정하는 것이 어려우므로 현재 프레임의 잡음 스펙트럼 $|\hat{N}_r(k)|$ 대신에 잡음만이 존재하는 묵음구간 몇 프레임의 평균값인 $|\bar{N}_r(k)|$ 을 사용한다. 따라서 실제잡음과 추정잡음과의 오차로 인하여 추정한 음성과 원음성 사이에 스펙트럼 에러가 생겨 잡음처리 과정에서 필연적으로 musical noise가 발생하며, 경우에 따라서는 잡음을 제거한 음성이 잡음음성보다 음질이 떨어지는 결과를 초래할 수 있는 단점을 가지고 있다. 그림 1은 전체적인 스펙트럼 차감법의 과정을 보여주고 있다.

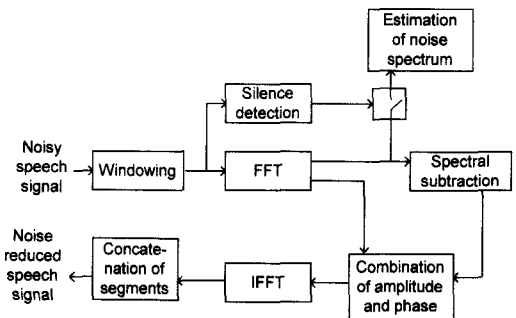


그림 1. 스펙트럼 차감법의 블록도
Fig. 1. Block diagram of spectral subtraction method.

III. 다해상도 신호해석을 이용한 음성개선

1. 웨이브렛 변환

웨이브렛 이론은 응용수학에서 처음 소개된 후 컴퓨터 비전 분야에서 연구되어 온 다중해상도 표현과 연관성이 있음이 밝혀졌으며 이산 웨이브렛 변환 이론은 이산신호의 서브밴드(subband) 분해 방법과도 연관성이 존재한다^[6-8]. 연속 웨이브렛 변환은 다음과 같이 정의된다.

$$CWT(t, a) = \int f(t) \varphi^*_{a,\tau} dt \quad (3)$$

$$\varphi_{a,\tau} = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad (4)$$

식 (3)에서 $\varphi(t)$ 는 원형(prototype) 웨이브렛이며, $\varphi_{a,\tau}$ 는 $\varphi(t)$ 를 이동(shift)과 확장(dilation)하여 구해진다. 즉, 짧은 지속시간을 갖는 고주파신호에 대해서는 짧은 창함수를 사용하고 긴 지속시간을 갖는 저주파신호에 대해서는 긴 창함수를 이용하는 결과가 되어 주파수 영역에 따른 다중해상도를 갖게 된다. 식 (3)의 연속 웨이브렛 변환은 시간과 스케일 인자(scale factor)가 연속적인 값을 갖기 때문에 이를 실제 이용 가능한 이산적인 형태인 dyadic 웨이브렛 변환으로 표현하면 다음과 같다.

$$d_{i,k} = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int f(t) \varphi^*\left(\frac{t}{2^j} - kT\right) dt \quad (5)$$

$$\varphi_{i,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi(2^{-j}t - kT) \quad (6)$$

웨이브렛 변환시 각 스케일은 바로 위의 스케일에서 2배로 decimation하여 구해지게 되므로 각 스케일의 샘플 수는 상위 스케일의 반이 되며, 웨이브렛 변환을 이용하여 신호를 분할하기 위해서 그림 2와 같은 트리 형태의 필터뱅크를 구성한다. 입력신호가 저역통과 필터(h_0)와 고역통과 필터(h_1)를 거치고 2배의 decimation 과정을 거치게 되면 한 번의 웨이브렛 변환이 이루어지며, 이러한 과정을 원하는 스케일 레벨까지 반복적으로 수행하여 웨이브렛 변환된 신호를 얻을 수 있다. 그림 3은 이와같은 과정을 거친 신호들 중에 고역통과 필터를 거친 신호의 주파수 해상도를 나타내고 있으며 이것이 바로 웨이브렛 변환의 주파수 해상도이다.

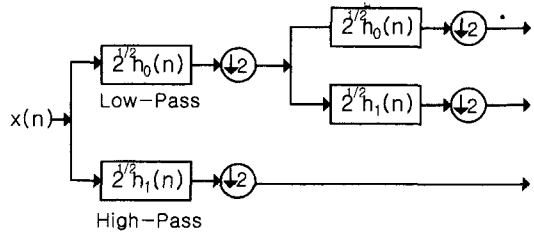


그림 2. 웨이브렛 변환을 위한 필터뱅크 구조
Fig. 2. Filterbank structure for wavelet transform.

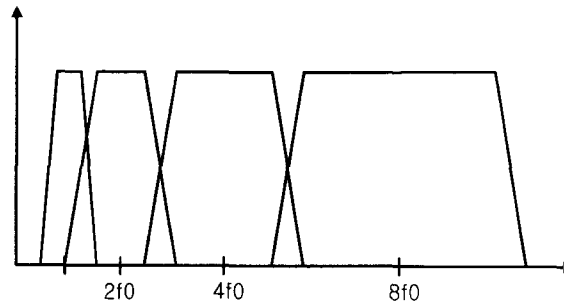


그림 3. 웨이브렛 변환에 의한 주파수 분포
Fig. 3. Frequency scheme of wavelet transform.

2. 웨이브렛 패킷과 코사인 패킷

웨이브렛 패킷은 신호해석에 있어서 더 넓은 범위의 요구를 만족시킬 수 있는 웨이브렛 변환의 일반화이다. 즉, 웨이브렛 패킷은 신호의 다차원 분해를 위한 일반성을 제시하고 있으며 가능한 모든 서브밴드 트리 구성을 가능하게 한다. 웨이브렛 변환이 단순히 저대역부분을 계속 분해해 나가는 것과는 달리, 웨이브렛 패킷은 전 영역에 걸쳐 대역분할이 이루어지게 된다^[9,10]. 웨이브렛 패킷이 가지는 가장 큰 장점은 주어진 신호에 대하여 최상의 기저(best basis)를 찾을 수 있다는 것이다. 최적의 기저벡터를 찾아내기 위하여 전체 트리 구조에서 각 노드에 cost 함수를 적용하여 비교값을 구한 다음 트리의 제일 밑에서부터 그 값들을 비교하여 가지치기(pruning)를 수행하게 된다. 그리고 이때 사용되는 cost 함수는 일반적으로 식 (7)과 같이 정의되는 엔트로피 함수를 사용한다^[9].

$$H(x) = - \sum_k \frac{|x_k|^2}{\|x\|^2} \log \frac{|x_k|^2}{\|x\|^2} \quad (7)$$

여기서 $\frac{|x_k|^2}{\|x\|^2}$ 는 sequence의 k번째 요소의 정규화

된 에너지(normalized energy)를 의미한다. 그림 4는 분해된 웨이브렛 패킷 트리를 나타내고 있다.

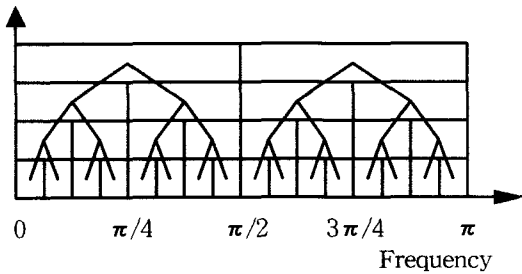


그림 4. 웨이브렛 패킷 트리의 구조
Fig. 4. Structure of wavelet packet tree.

웨이브렛 변환이나 웨이브렛 패킷이 저역통과와 고역통과 필터링 과정을 거친 대역 제한된 신호를 기저 벡터로 사용하는 것과는 달리 코사인 패킷은 일정 길이의 신호를 길이가 다른 여러 개의 부분으로 나누어서 각각을 DCT(discrete cosine transform)하여 이를 기저벡터로 사용하게 된다. 즉, 코사인 패킷의 기저 벡터는 다양한 길이를 가지는 time segment들이 되는 것이다. 그림 5는 코사인 패킷 트리를 보여주고 있으며 그림 4와 달리 가로축이 시간을 나타낸다. 그림 4와 그림 5에서도 확인할 수 있듯이 웨이브렛 패킷은 대역 제한된 신호가 기저벡터가 되고 코사인 패킷은 시간축을 길이가 다르게 분리하여 이를 기저벡터로 사용하게 된다. 코사인 패킷 역시 여러 개의 기저벡터의 집합들 중에서 최적의 기저벡터를 선정할 수 있으며, 이때 사용하는 cost 함수는 웨이브렛 패킷과 마찬가지로 식 (7)을 사용하게 된다.

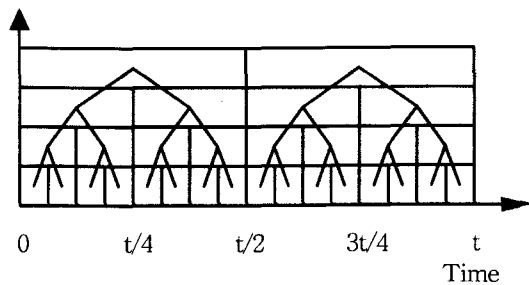


그림 5. 코사인 패킷 트리의 구조
Fig. 5. Structure of cosine packet tree.

3. 다해상도 신호해석을 이용한 음성개선

기존의 스펙트럼 차감법을 앞에서 언급한 다해상도 신호해석 방법인 웨이브렛 변환, 웨이브렛 패킷, 그리

고 코사인 패킷에 적용하여 음질개선을 하고자 하였다. 우선 웨이브렛을 이용한 방식은 잡음신호를 프레임 단위로 웨이브렛 변환하여 여러 개의 밴드로 분해한 다음 각 밴드별로 잡음을 제거한다. 즉, 잡음만이 존재하는 초기 몇 프레임의 목음구간에서 각 밴드의 잡음을 추정하여 이를 각 밴드별로 빼주어서 잡음음성에 포함된 잡음성분을 제거하게 된다.

웨이브렛 패킷 방식은 그림 4와 같은 웨이브렛 패킷 트리를 구성한 다음 식 (7)에서 정의된 cost 함수를 이용하여 최상의 기저벡터 집합을 구성하게 된다. 그런 다음 목음구간에서 추정된 각 밴드별 잡음성분을 최상의 기저벡터들에서 빼줌으로써 잡음을 제거하고 웨이브렛의 역변환 과정을 거쳐 합성함으로써 개선된 음질의 합성음을 얻게 된다.

마지막으로 코사인 패킷의 잡음제거 방식은 앞에서도 언급하였듯이 기저벡터 구성시 필터링 대신에 DCT를 이용하는 것 외에는 웨이브렛 패킷 방식과 동일하다. 본 연구에서는 DCT의 4가지 타입 중에서 스펙트럼 추정과 적응 필터링(adaptive filtering)에 적절하다고 알려진 식 (8)에 주어진 DCT TYPE-IV를 사용하였다^[10].

$$X(k) = \sqrt{\frac{2}{L}} \sum_{n=0}^{L-1} x(n) \cos \frac{(n+\frac{1}{2})(k+\frac{1}{2})\pi}{L} \quad (8)$$

여기서 $x(n)$ 은 입력신호, L 은 입력신호의 길이를 의미하며, 구하고자하는 DCT 벡터 $X(k)$ 는 원하는 길이만큼 k 값을 증가시켜서 얻을 수 있다.

IV. 실험 및 검토

본 연구에서는 10 kHz로 샘플링되고 16 bits로 양자화된 음성신호를 대상으로 실험을 하였다. 잡음음성을 위해서는 원음성에 additive white Gaussian noise를 첨가하여 0dB에서 15dB까지의 잡음신호를 만들어 실험을 수행하였다. 분석 프레임은 256 샘플이고 합성시에는 128 샘플 단위로 overlap-add를 수행하였으며, 합성 window는 triangular window를 사용하였다.

웨이브렛 변환과 웨이브렛 패킷을 구성하기 위해서 Daubechies^[6] 8 tap 필터를 사용하였고, DCT TYPE-IV를 사용하여 코사인 패킷을 구성하였다. 웨이브렛 변환 및 패킷 구성시 Daubechies 8 tap 이외

에 10 tap, 20 tap 그리고 Coeflet 등의 필터를 이용해 보았으나 성능에 큰 차이를 보이지 않았고 필터링 시 계산량을 고려하여 Daubechies 8 tap 필터를 이용하였다. 그리고 웨이브렛과 코사인 패킷 구성시 Tree depth는 5로 하였다. 코사인 패킷 구성시 식 (2)의 스펙트럼 차감법과 마찬가지로 반파 정류 과정을 수행하여 잡음을 제거시켰으며 코사인 변환의 특성상 π 또는 $-\pi$ 에 해당하는 변환계수들의 부호가 위상에 해당하게 된다.

각 방식의 성능을 비교하기 위한 척도로는 SNR과 캡스트럼 거리를 이용하였으며, 표 1과 2는 각 방식에 따라 개선된 음성의 SNR과 캡스트럼 거리를 보여주고 있다.

표 1에서도 확인할 수 있듯이 SNR의 경우 각 방식에 따라 큰 차이는 보이지 않았지만 코사인 패킷이 가장 높은 SNR을 나타내었고, 웨이브렛 변환을 이용한 방식이 가장 낮은 SNR을 보였다. 하지만 각 방식별로 SNR의 차이가 평균 1dB 미만이어서 뚜렷한 차이를 보여주지는 못하였다.

그러나, SNR에 비해 주관적인 음질평가 성능과 더 높은 상관관계를 갖는 캡스트럼 거리의 경우 각 방식별로 뚜렷한 차이를 나타내었다. 코사인 패킷의 경우 SNR에서와 마찬가지로 가장 좋은 성능을 보였고 다른 방식에 비해 캡스트럼 거리가 많이 줄어들음을 확인할 수 있었다. 그리고 웨이브렛 변환을 이용한 방식의 경우 비록 SNR에서는 가장 낮은 수치를 보였지만 캡스트럼 거리에서는 기존의 스펙트럼 차감법보다 더 나은 결과를 보였다.

표 1. 각 방식에 따라 개선된 음성의 SNR' 비교

Table 1. Comparison of SNR of enhanced speech depending on each method.

Enhanced Noisy output input	Conventional	Cosine packet	Wavelet packet	Wavelet transform
15 dB	16.15	16.98	16.93	15.43
10 dB	13.11	13.60	13.36	12.20
5 dB	10.09	10.10	9.85	9.00
0 dB	7.12	6.50	6.39	6.02

전체적으로 보면 코사인 패킷이 가장 좋은 성능을 보였고, 웨이브렛 패킷의 경우 코사인 패킷보다는 성

능이 떨어지지만 기존의 스펙트럼 차감법보다는 좋은 성능을 보였다. 주관적인 청취결과 역시 코사인 패킷이 가장 좋은 결과를 보였고, 기존의 스펙트럼 차감법은 필연적인 musical noise의 영향으로 인해 상대적으로 다른 방식에 비해 합성음의 음질이 많이 떨어졌다.

표 2. 각 방식에 따라 개선된 음성의 캡스트럼 거리 비교

Table 2. Comparison of cepstral distance of enhanced speech depending on each method.

Enhanced Noisy output input	Conventional	Cosine packet	Wavelet packet	Wavelet transform
15 dB	0.2699	0.1770	0.1887	0.2387
10 dB	0.2982	0.2382	0.2380	0.2925
5 dB	0.3690	0.2994	0.3558	0.3500
0 dB	0.4490	0.3761	0.4471	0.4185

실험결과 웨이브렛 패킷과 코사인 패킷 방식이 상대적으로 좀 더 나은 결과를 보이고 있는데 이는 웨이브렛 패킷과 코사인 패킷이 전체 기저벡터 중 코스트 합수를 이용하여 선정된 최적의 기저벡터들을 이용하여 잡음제거에 이용되었기 때문이라 생각된다. 또한 웨이브렛 패킷의 경우 무성음이나 묵음구간에서 좀 더 나은 성능을 보였으며 코사인 패킷의 경우 유성음 구간에서 상대적으로 좋은 성능을 보였다. 따라서 청취실험의 경우 유성음구간에서 보다 나은 성능을 보인 코사인 패킷이 가장 좋은 성능을 보였고 캡스트럼 거리 역시 유성음에서 좋은 성능을 보인 코사인 패킷이 가장 좋은 결과를 보였다.

그림 6은 SNR 10dB의 "We saw the ten pink fish"라는 영어 문장에 대해 각 방식을 적용한 합성음의 스펙트로그램을 보여주고 있다. 아래의 스펙트로그램을 비교해 보면 기존의 스펙트럼 차감법이 다른 방식들에 비해 musical noise 현상이 심함을 볼 수 있다.



(a)

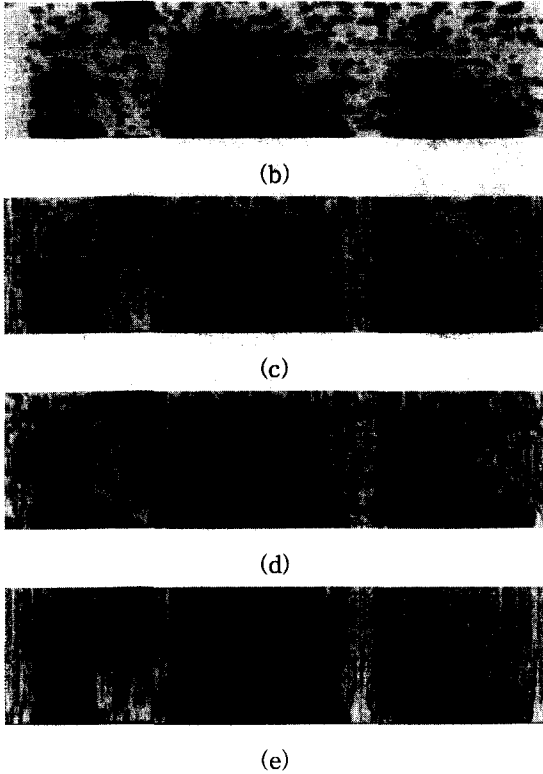


그림 6. 각 방식에 따른 합성음의 스펙트로그램 (a)잡음음성 (SNR=10dB) (b)스펙트럼 차감법($\alpha=1$, $\beta=2$) (c)코사인 패킷 (d)웨이브렛 패킷 (e)웨이브렛 변환

Fig. 6. Spectrograms of synthesized speech (a)Noisy speech (SNR=10dB) (b)Spectral subtraction ($\alpha=1$, $\beta=2$) (c)Cosine packet (d)Wavelet packet (e)Wavelet transform.

V. 결론

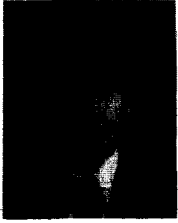
본 연구에서는 최근에 단구간 푸리에 변환의 단점을 극복하고자 널리 연구되고 있는 다해상도 신호해석 방법인 웨이브렛 변환, 웨이브렛 패킷, 그리고 코사인 패킷 알고리즘을 스펙트럼 차감법에 적용하여 음질개선 실험을 하고 기존의 스펙트럼 차감법과 함께 각각의 성능을 비교 분석하였다. 실험결과 SNR면에서는 각 방식에 따른 차이가 평균 1 dB이내로 큰 차이는 보이지 않았지만 캡스트럼 거리의 경우는 SNR에 비해 뚜렷한 성능 차이를 보였다. 전체적으로 SNR, 캡스트럼 거리 그리고 음질 비교에서 코사인 패킷 방식이 가장 좋은 성능을 보였고 웨이브렛 패킷 방식은 코사인 패킷 방식보다는 성능이 떨어졌지만 기존의 스펙트럼 차감법보다는 더 우수한 성능을 보였다. 그리고 주관적

인 청취실험 결과 기존의 스펙트럼 차감법은 musical noise의 영향으로 인해 상대적으로 합성음의 음질이 많이 떨어짐을 확인할 수 있었다.

참고 문헌

- [1] S. F. Boll, "Suppression of acoustical noise in speech using spectral subtraction", *IEEE Trans. on ASSP*, vol. 27, no. 2, pp. 113-120, 1979.
- [2] J. S. Lim and A. V. Oppenheim, "Enhancement and bandwidth compression of noisy speech", *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 12, pp. 1586-1604, 1979.
- [3] J. Hansen and M. Clements, "Constrained iterative speech enhancement with to speech recognition", *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 39, no. 4, pp. 759-805, 1989.
- [4] D. L. Donoho, "De-noising by soft thresholding," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, 1995.
- [5] J. Berger, R. Coifman, and M. Goldberg, "Removing noise from music using local trigonometric bases and wavelet packet," *Journal of the Audio Engineering Society*, vol. 42, no. 10, pp. 808-817, 1994.
- [6] I. Daubechies, *Ten Lectures on Wavelets*, SIAM, 1992.
- [7] O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelet and Signal Processing", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 14-38, Oct. 1991.
- [8] G. Strang and T. Nguyen, *Wavelets and Filter Banks*, Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- [9] R. R. Coifman, Y. Meyer, and V. Wickerhauser, "Entropy based algorithms for best basis selection", *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 38, no. 2, pp. 713-718, 1992.
- [10] V. Wickerhauser, *Adapted wavelet analysis from theory to software*, IEEE Press, 1994.

저 자 소 개



石鍾源(正會員)

1993년 2월 경북대학교 전자공학과 (공학사). 1995년 2월 경북대학교 전자공학과(공학석사). 1995년 3월 ~ 현재 경북대학교 전자공학과 박사과정 재학 중. 주관심분야는 디지털 신호처리, 음성신호처리, 웨이브

렛 이론 등



裊建星(正會員)

1977년 2월 서울대학교 전자공학과 (공학사). 1979년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사). 1989년 5월 University of Florida(공학박사). 1979년 3월 ~ 현재 경북대학교 전자공학과 교수.

주관심분야는 음성분석 및 인식, 디지털 신호처리, 디지털 통신 음성 부호화, 웨이브렛 이론 등



韓薇景(正會員)

1998년 2월 경북대학교 전자공학과 (공학사). 1998년 3월 ~ 현재 경북대학교 전자공학과 석사과정 재학 중. 주관심분야는 디지털 신호처리, 음성신호처리 등