독립 요소 분석을 통한 Photoplethysmography에서의 동잡음 제거

論 文
52D-10-5

The Motion Artifact Reduction in Photoplethysmography Using Independent Component Analysis

金 京 河* · 兪 善 國** · 金 炳 樹*** · 金 南 鉉§
(Gyoung-Ha Kim · Sun-Kuk Yoo · Byoung-Su Kim · Nam-Hyun Kim)

Abstract - In this paper, we propose the method that separates PPG signal and motion artifact signal from two input signals using new independent component analysis algorithm in time domain. In order to eliminate the large level artifact efficiently, block interleaving, lowpass time filtering and innovation processing technique were applied in ICA preprocessing, and FastICA algorithm were applicable. Experiments are made with the numerical simulation and the real PPG signal including four kinds of motion artifact pattern. Our results show that ICA can effectively detect, separate and remove motion artifact in input signals. Then from the separated signals we restore the original PPG signal and propose a new method which computes SpO_2 using ICA mixing matrix.

Key Words :Photoplethysmography, Indepedent Component Analysis, motion artifact reduction

1. 서 론

동맥 속에 포함되어 있는 산소 헤모글로빈의 임상학적 측정(clinical measurement)은 최근 펄스 옥시미터(pulse oximeter)에 의해 발전되어 왔다[1]. 이것은 두 개의 다른 파장대를 사용하였을 때 각 조직의 광학적인 흡수계수 차이가 발생하는 것을 이용하여 생리학 요소의 비관혈적인 특성에 대한 동적인 측정(dynamic monitoring)을 한다. 이렇게 측정된 신호를 Photoplethysmography(PPG)라 하고 이것으로혈중 산소 포화도를 측정함으로써 심장출력, 폐기능 평가, 기관특이관류에 대한 정보획득, 저산소증 진단 등을 할 수 있다.

일반적으로 두개의 파장은 적외선(RED : 660nm) 영역과 근적외선(InfraRed : 890nm)을 사용한다.

$$\text{Saturation}(\%) = \frac{[O_2Hb]}{[O_2Hb]+[HHb]} \times 100 \qquad (1)$$

이러한 산소포화도(SpO_2)는 (1)과 같이 혈액속의 헤모글로빈(HHb)과 산소 헤모글로빈(O_2Hb)의 합에 대한 산소 헤모글로빈의 퍼센트 비율로써 나타내며 건강한 사람의 경우 이 값은 100에 가까워진다. 실제적인 임상 환경에서 산소포화도(SpO_2)값은 현재 가중 이동 평균(Weighted Moving Average : WMA) 기술을 이용하여 계산한다[2]. 이 방법은 시간 축에서 신호 처리가 가능하고 ±2%(±1 표준 편차) 범위의 오차를 보인다. 최근에는 산소포화도의 측정값을 향상시키기 위해 FFT과 DCT를 이용한 알고리즘이 개발되어 이것을15Hz 샘플링에 64-point FFT를 적용시켜 새로운 방식의 간단한 산소포화도 계산이 제안되었다.[3]

$$SpO_2 = 110 - 25 \times R \qquad (2)$$

이때 R값은 RED와 IR 파장을 투과한 빛의 양에 따른 교류 성분을 직류 성분에 대해 표준화한 비율이다.

$$R = \frac{AC_{RED}/DC_{RED}}{AC_{IR}/DC_{IR}} \qquad (3)$$

(3)에서의 교류성분은 심장 주파수에 대한 신호 변화량에 따른 각 파장별 투과 정보이고직류성분은 투과된 빛의 강도

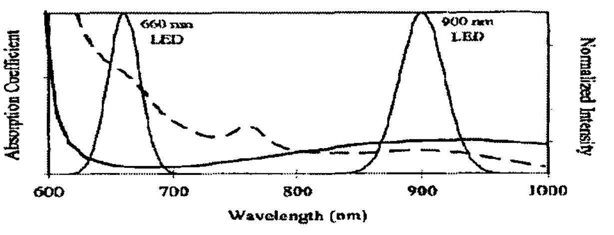


그림 1 파장에 따른 흡수계수도(고체선 : 헤모글로빈, 점선 : 산소헤모글로빈)와 각 LED의 파장별 normal distribution
Fig. 1 Absorption coefficient versus wavelength(Solid : Oxyhemoglobin, dashed : Hemoglobin) and the normal spectral distributions of chosen LED's

* 正 會 員 : 延世大學 醫學工學敎室 博士課程
** 正 會 員 : 延世大學 醫學工學敎室 敎授 · 工博
*** 非 會 員 : 延世大學 醫學工學敎室 碩士課程
§ 非 會 員 : 延世大學 醫學工學敎室 敎授 工博
接受日字 : 2003年 7月 4日
最終完了 : 2003年 8月 18日

에 대한 총괄적인 평균값이다. 교류 성분은 심장의 주파수대역에서 가장 높은 스펙트럼의 선으로 선택된다.

펄스 옥시미터의 실제적인 정확성과 일반적인 적응성을 제한하는 기본 요소는 low-perfusion states 또는 인공잡음(artifact)이다. [1][4]. 잡음에 의한 변형은 주변광의 유입(ambient artifact)이나 측정 체의 움직임(motion artifact)에 의해 발생하여 PPG 신호에 영향을 끼친다. 주변광의 유입은 회로 상에서 de-multiplexing 기술을 이용하여 주변신호(ambient signal)를 독립적으로 획득한 후 원신호로부터 분리시킬 수 있기 때문에 심각한 문제로 고려하지 않는다. 하지만 광학 프로브 커플링이나 환자의 물리적인 움직임, 기하학적 위치 변화에 따른 조직의 광학 특성들 때문에 발생하는 동잡음은 수술 중이나 측정시 발생할 수 있는 필수 불가결한 요소로써 펄스 옥시미터의 출력 신호와 산소포화도(SpO_2) 값을 크게 변형 시킨다. 그래서 정확한 임상학적 측정을 위해서는 PPG 잡음의 제거가 중요한 이슈임에도 신호와 동잡음간에 주파수와 시간상에서 모두 상호간의 유사성을 가지고 있기 때문에 일반적인 신호처리로 쉽게 수행되지 않는다. 이러한 PPG 신호의 특성과 한계점은 이미 널리 알려져 있지만 아직까지 동잡음에 대한 정확한 제거 방법이 제안되지 않아서 실용화된 펄스 옥시미터는 움직임이 있을 경우 탐지를 하여 이전의 손상되지 않은 PPG 신호로 대체하는 방법을 주로 사용한다.[5]

그러므로 이번 연구의 목적은 동잡음을 적절히 제거하는 알고리즘을 개발하여 PPG 만의 복원된 신호를 찾아내는 것이다. 동잡음 제거를 위한 분석은 기본적으로 독립 요소 분석(Independent Component Analysis : ICA)를 이용한다. ICA는 여러 경로 혹은 여러 채널에서 측정된 신호로부터 각각의 독립적인 성분으로 분리하는 것으로 EEG나 ECG 신호에서의 artifact 분리에 효과적으로 사용되고 있다. 실험은 수치데이터와 실제 임상 데이터에 대해 모두 진행되어 제안된 알고리즘의 성능을 보임으로써 실제 임상에서 사용 가능함을 제시하였다. 또한 두 개의 잡음 혼입 신호로부터 두 개의 원 PPG 신호를 분리함에 따라 ICA mixing 매트릭스를 이용하여 새롭게 R값과 산소포화도를 계산하는 방법도 제안하였다. ICA를 이용한 PPG 신호의 분리는 ICA 적용 분야에서 최초로 접근되는 일이며, 추가되는 전처리 과정의 알고리즘 조합 역시 ICA에 대해 최초로 제안되는 성능 향상 방법이다.

2. 동잡음 제거의 새로운 알고리즘

ICA를 PPG 신호에 적용하는 기본 동기는 원래의 PPG 신호는 심장 박동에 기인하고 동잡음은 심장박동과 관련이 없는 물리적인 요소라고 가정하는 것이다. 그러면 잡음이 혼입되어 계측된 PPG 신호는 원래 PPG와 동잡음간의 의존성이 없는 2개의 독립 요소로 모델링 할 수 있다. 이것을 바탕으로 주변광과 직류 성분을 제거한 입력 신호로부터 ICA를 이용하여 원래의 PPG 신호와 동잡음 신호로 분리한다. 하지만 이론적인 가정과는 달리 서론에서 언급한 동잡음의 다양한 발생원인은 원래의 PPG 신호에도 영향을 끼치기 때문에 최초의 독립성분이라는 가정에 문제가 생기고 기존의 ICA 만으로는 복원하는데 어려움이 생긴다. 그래서 PPG 신호의 주기성을 이용하여 인터리빙이라는 방법으로 재배열한 후 시간축에서 저대역 필터링을 하여 잡음을 제거하고, innovation processing 기법을 도입하여 상호간의 독립성을 증가시켰다. 이러한 전처리(preprocessing) 과정 후에 ICA를 적용시킨다. 이때 사용된 대비 함수(contrast function)은 엔트로피에 가우시안을 뺀 negnetropy를 사용하였고 최대화 알고리즘은, 고정점(fixed-point) 알고리즘의 일종인 FastICA를 적용시켰다.

새롭게 제안하는 알고리즘은 전처리(Preprocessing) 과정과 독립요소 분석(Independent Component Analysis : ICA)으로 구분되며 2.1절에서 전처리 과정을 순서대로 보이고, 2.2절에서는 ICA를 설명한 후 2.3절에서 알고리즘의 총괄적인 순서도를 보이겠다.

2.1 전처리 과정

2.1.1 자기 상관 함수(Auto correlation function)를 이용한 주기 측정

동잡음 제거의 새로운 알고리즘의 중요한 요소는 인터리빙을 통한 재배열이다. 이것은 주기에 맞추어 신호를 재배열하는 것으로 측정된 신호로부터 정확한 주기를 측정하는 것을 요구한다. 관찰된 PPG 신호는 어느 정도 심장 박동에 기인한 주기를 가지고 있다. 동잡음이 들어갔을 경우에 약간 신호가 변형이 되긴 하지만 주기적 특성은 크게 바뀌지 않는다. 이러한 신호의 주기 측정은 음성 신호 처리에서의 주기 측정을 이용한다[6]. 관찰된 신호의 자기 상관 함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\phi(k) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(m)x(m+k) \tag{4}$$

주기 신호의 자기 상관 함수는 같은 주기를 가진 주기 신호가 됨을 유의하면,

$$\phi(k) = \phi(k+P) \tag{5}$$

그러므로 PPG 신호의 자기 상관 함수에 대한 최대값들의 평균을 구하면 주기를 측정할 수 있게 된다.

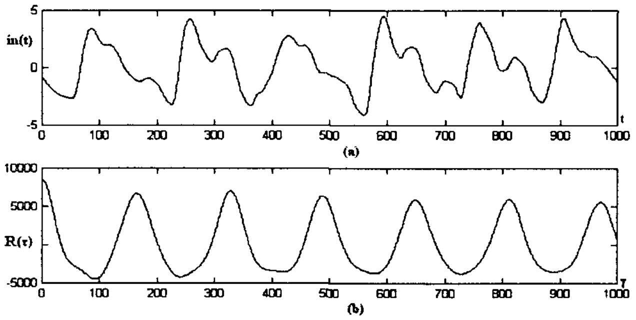


그림 2 동잡음이 혼입된 신호(a)에대한 자기 상관 함수(b)
Fig. 2 PPG signal with motion artifact(a) and Autocorrelation function(b)

그림 2는 동잡음이 혼입된 PPG 신호에 대해 자기 상관 함수를 구한 것이다 그림 2(b)는 최초 0인 점에서 최대값이 나

오고 그 후 일정한 간격으로 최대값이 나타난다. 이때의 최대값은 각각의 신호에 대한 주기를 나타낸다. 그러므로 최대값의 간격을 구해 평균을 구하면 일정 구간 동안의 주기를 구할 수 있다. 그림 2에서는 7개의 동잡음 신호에 대한 자기상관 함수의 평균 최대값 거리는 161로 이것을 주기 P로 결정한다.

2.1.2 블록 인터리빙 기술

블록 인터리빙은 무선 통신에서 사용되는 방법으로 비트열을 전송할 때 연속적인 에러를 제거하기 위해서 사용되는 재배열 방법이다[7]. 예를 들어 5개의 7비트 해밍 코드를 다음과 같이 표현할 때,

1234567 1234567 1234567 1234567 1234567

인터리버를 통과한 신호는 다음과 같이 표현된다.

11111 22222 33333 44444 55555 66666 77777

이때에는 연속적인 에러가 발생하더라도 수신 신호를 재배열하면 에러에 대한 탐지 및 정정이 가능해진다.

이것을 PPG에 적용시키면 앞에서 구한 주기를 이용하여 일정한 개수를 재배열할 수 있다. 예를들어 주기가 161일 때 15개의 주기신호를 선택하면 총 2415개의 데이터를 이용하여 시간 축에서 비슷한 위치를 가진 점을 15개씩 묶어서 각각 161개의 새로운 데이터열로 표현할 수 있다. 그림 3의 (a)는 동잡음이 없는 원래의 PPG 신호를 획득 한 것이고 (b)는 이것에 대한 인터리빙의 결과이다. 마찬가지로 그림 3(c)는 동잡음을 첨가하였을 때의 획득 신호이고 그림3(d)는 인터리빙 결과이다. 인터리빙의 결과는 모두 하나의 선과 같은 형태로 나타남을 볼 수 있다. PPG 신호는 주파수 상에서 6Hz 이내에 크게 3개의 주파수 대역을 가진다.

이 경우 동잡음이 첨가 되었을 때 기존의 주파수 대역의 형태가 크게 변형될 뿐 고주파 영역에 새로운 잡음이 유입되지는 않는다.이것이 일반적인 필터링으로는 동잡음을 제거할 수 없는 원인이 된다. 하지만 인터리빙을 통해 신호를 재배열하면 주변 신호가 상호 연결이 되어 동잡음이 첨가된 부분은 고대역으로 이동하게 되어 시간축 저대역 필터링 사용시 동잡음 제거의 탁월한 효과를 가져온다.

2.1.3 시간에 대한 저대역 필터

시간에 대한 급수(time series)로써 신호에 대한 어떤 선형 필터링을 사용할 수 있고 그것은 ICA 모델을 변화시키지 않는다[8]. 관측된 신호(X)와 원 신호(S)간에 X = AS가 성립할 때 X의 타임 필터링 매트릭스를 M이라 한다면 X* = XM = ASM = AS*가 성립한다. 이것은 여전히 ICA 모델이 남아있음을 보이고 독립된 요소에 대한 필터링이 서로 혼합된 요소에 대해서도 적용됨을 보인다. 저대역 필터링은 모든 샘플값에 대하여 기준점에 대해 이전 값과 이후 값들의 평균 값으로 바꾸는 것이다. 이것은 데이터의 평활화(smoothing)의 한 형태이다. 이때 매트릭스 M은 다음과 같다.

$$M=\frac{1}{3}\begin{bmatrix} & & & \vdots & & & \\ \cdots & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & \cdots \\ \cdots & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & \cdots \\ \cdots & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & \cdots \\ \cdots & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & \cdots \\ & & & \vdots & & & \end{bmatrix} \tag{6}$$

이 저대역 필터의 tap 수는 3개로 x(t) = {x(t-1)+x(t)+x(t+1)}/3으로 계산한다. 이때 시작점은 x(t-1)을 고려하지 않고 마지막 점은 x(t+1)을 고려하지 않는다. 저대역 필터링은 노이즈를 감소시키는 역할을 하지만 데이터에서 빠르게 변화하는 부분이나 고대역을 가진 부분에 대해서는 정보 손실이 생기는 문제가 발생하기도 한다. 그렇지만 인터리빙된 신호에 대해서 같은 크기를 가진 부분을 묶었을 때 이러한 필터링은 PPG신호의 동잡음과 노이즈를 상당 부분 감소시키는 효과가 있다.

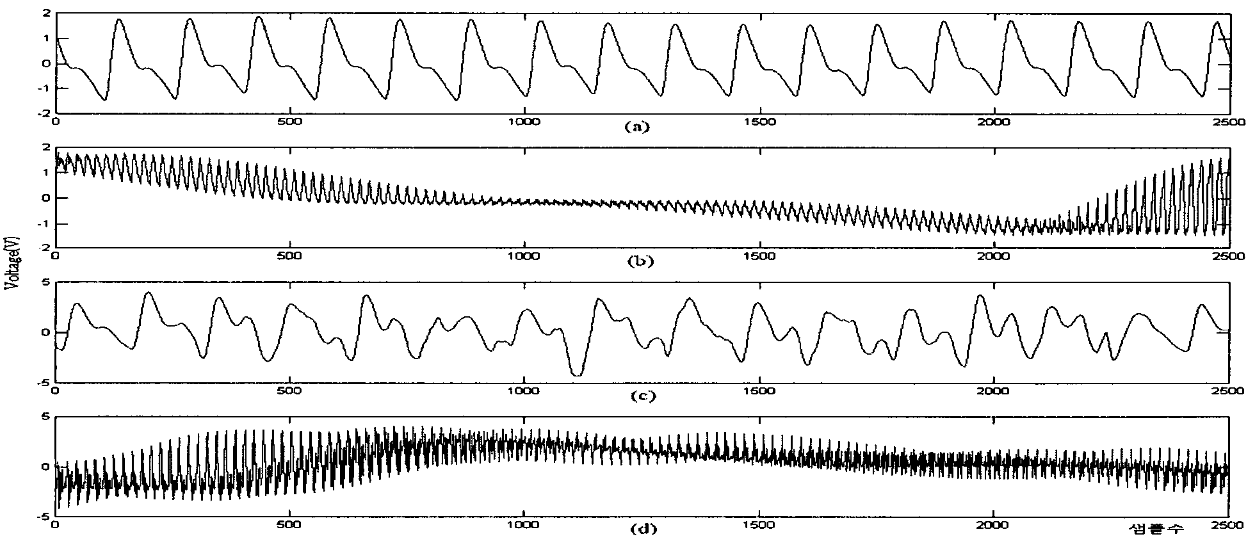


그림 3 원신호(a)와 동잡음 신호(c)에 대해 각각 인터리빙한 결과(b, d)

Fig. 3 Using original PPG signal(a) and PPG signal with motion artifact(c), each of the interleaving results(b, d)

2.1.4 Innovation processing

주어진 stochastic process s(t)에 대해 Innovation Process $\tilde{s}(t)$는 s(t)의 가장 좋은 예측(Best Prediction)에 대한 에러로써 정의할 수 있다.[8] 최고 예측은 s(t)에 대한 조건 분포의 기댓값이기 때문에 과거 값의 조건부 기대값(conditional expectation)을 구하면 된다. 그러므로 Innovation Process는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{x}(t) = x(t) - E\{x(T) \mid x(t-1), x(t-2), \ldots\} \quad (7)$$

Innovation은 원래의 프로세스보다 상호간에 독립성과 가우시안을 보장한다. 이것은 $\tilde{s}(t)$가 Innovation processing의 이동 평균(moving average)의 한 종류이고 각 요소들의 합은 원래보다 더 gaussian에 가까워진다는 중간 한계 이론(Central Limit Theorem)에 기초하기 때문이다.

2.2 독립 요소 분석

ICA를 정의하기 위해[8,9] 우리는 통계학적으로 "잠재 변수(latent variables)" 모델을 사용한다. n개의 구성 요소에 대해 측정된 결과는 혼합 매트릭스와 각 요소를 곱한 것의 선형 조합이 된다.

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \ldots + a_{jn}s_n \qquad \text{for all j} \quad (8)$$

이때 n개의 요소들은 통계적으로 독립적이면서 nongaussian 분포를 가져야 하며 알려지지 않은 혼합 매트릭스는 정사각형 형태라는 가정을 한다. 입력 값에 대한 nongaussianity가 보장되지 않을 경우 추정(estimation) 시간을 느리게 하는 중요한 원인이 된다.[8]

모든 독립 요소들이 각각 이상적인 분포를 가진다고 가정하면

$$y = w^T x = \sum_i w_i x_i, \qquad w: determined\ vector \quad (9)$$

이때 w는 A 매트릭스의 역변환 열의 하나가 되고 추정을 위해 새롭게 z를 정의하면

$$z = A^T w \rightarrow y = w^T x = w^T A s = z^T s \quad (10)$$

그러면 Central Limit Problem에 의해 $z^T s$는 s_i중의 어떤 것보다도 좀더 가우시안이 되고 최소 가우시안이 될 때 s_i의 하나와 같아지므로 $w^T x$의 nongaussianity를 최대화하는 벡터 w를 찾아야 하고 이때 추정을 위해 최소화 또는 최대화하는 것을 대비 함수(contrast function)라 한다. 이 함수에는 여러 가지가 있지만 본 논문에서는 최적의 추정이 가능한 negentropy를 사용하였다.

2.2.1 The FastICA algorithm

대비 함수를 최대화하는 기본적인 방법으로는 stochastic gradient descent에 기초한 적응형 알고리즘이 있다[10]. 이것은 고정되지 않은(nonstationary) 환경에서도 빠른 적응력을 가진다. 하지만 수렴 속도가 느리고 학습 인자의 선택에 큰 영향을 받는다. 반면에 최근 각광 받고 있는 고정점 알고리즘은 FastICA라 불리는데, 한번의 스텝에서 데이터의 많은 수를 한꺼번에 계산하기 때문에 매우 빠른 수렴 속도와 알고리즘을 성능을 좌우하는 요소에 영향을 받지 않는 안정성을 가진다. PPG 신호는 실시간 동잡음 제거 처리가 요구되기 때문에 수렴 속도가 빠른 FastICA를 본 논문에서 선택했다.

고정점 알고리즘의 다른 특징은 어떤 비선형 함수 g를 사용하여 non-Gaussian 분포를 가지는 독립 요소들을 직접 찾는 것이다. 그래서 알고리즘의 성능은 적절한 비선형함수 g의 선택에 의해 좌우되고 각각의 독립 요소들은 한번에 하나씩 추정된다. g는 너무 빠르게 변화지 않고 안정적인 함수를 선택하는데 강인성이 보장되고 일반적인 가우시한 함수를 사용하였다.

하나의 독립 요소를 추정하기 위해 첫 번째로 negentropy의 최대값을 $E\{G(w^T x)\}$의 최대값에 의해 구한다[11]. Kuhn-Tucker 조건에 따라 $E(w^T x)2$ = $|w|^2$ = 1인 범위 내에서 $E\{G(w^T x)\}$의 최적해는

$$E\{xg(w^T x)\} - \beta w = 0 \quad (11)$$

인 점에서 얻어진다. 이때 $\beta = E\{w_0^T x g(w_0^T x)\}$이고 w_0는 w의 최적점 값이다. 이것을 Newton's method에 의해 수식을 풀고 w_0대신에 w의 현재값을 사용하여 근사화 시키면 고정점 알고리즘을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} w^+ &= Exg(w^T x) - Eg'(w^T x)w \\ w^* &= w^+ / \|w^+\| \end{aligned} \quad (12)$$

위와 같은 한 단위당 추정으로 n개의 요소들을 추정하기 위해서는 n번의 수행이 필요하다. 각각의 시간에 다른 독립 요소를 측정하기 위해서는 직교화 투영(orthogonalizing projection)을 루프에 추가한다. 혼합 매트릭스 B의 열에 대한 직교 공간위에 현재의 w(k)를 투영함으로써 한번에 하나씩 독립 요소를 찾을 수 있다. B의 열에 대한 이전 값을 B′라고 하면

$$\text{Let, } w(k) = w(k) - \overline{B}\overline{B}^T w(k)$$
$$\text{Divide w(k) by its norm.} \quad (13)$$

이러한 추가된 투영을 추정에 대한 반복(iteration)을 시작하기 전에 실행한다.

2.3 전체적인 알고리즘

그림 4는 제안된 알고리즘의 전체적인 흐름도를 보인다. 최초 신호 획득 후 자기 상관 함수에 의해 주기 측정된 값으

로 인터리빙, 시간 저대역 필터링, innovation processing을 거친 다음 FastICA를 적용한다. ICA 과정은 먼저 신호의 중심화(Centering)를 한후 공분산으로부터 고유값과 고유 벡터를 구한다. 이 값으로 백색화(Whitening)과정을 통해 새로운 벡터(v)를 생성할 수 있고 이것을 비선형 함수에 적용시켜서 혼합 매트릭스 A와 A의 역변환 매트릭스 W를 구할 수 있다. 이것을 통해 두 채널 출력값을 구하면 이것으로 원신호와 동잡음 신호로 분리된 신호를 획득할 수 있다.

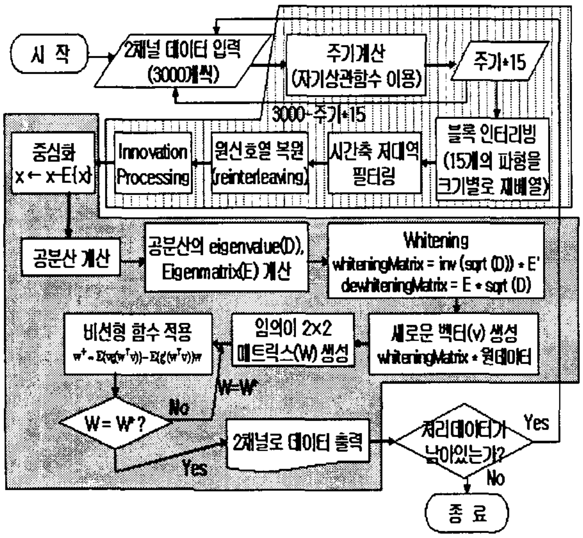


그림 4 전체적인 알고리즘 순서도

Fig. 4 overall flow chart of algorithm

3. 실험 데이터 구성

3.1 수치데이터

제안된 알고리즘의 성능 분석을 위해 임의의 신호를 만들어 시뮬레이션을 수행하였다. 먼저 같은 주기를 갖는 ±5 정현파와 ±2 정현파를 만들었다. 이때의 5와 2값은 실제 임상 데이터에서 잡음이 없을 때와 비슷한 범위이다. 실제 PPG에서 동잡음과 같은 효과를 보이기 위해 임의의 구간동안 일정량의 랜덤한 신호를 첨가시켜 신호를 변형 시켰다. 변형된 신호는 따로 저장한 후 원 정현파의 파워와 첨가된 잡음 신호의 파워를 비교하여 SNR을 계산하였다. SNR에 따라 잡음 신호를 증가시키면서 원래의 정현파에 대해 분리된 신호와의 MSE(Mean Sqaure Error)를 계산하여 정확도를 분석하였다.

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x(n) - \tilde{x}(n))^2 \qquad (14)$$

이때 N은 샘플수, $x(n)$은 기준신호로 정현파를 사용하고 $\tilde{x}(n)$은 비교신호로써 잡음 유입신호, ICA만으로 복원한 신호, 제안된 알고리즘으로 복원한 신호를 사용하였다.

3.2 실제 임상 PPG 데이터

기존의 PPG 측정 회로는 두 개의 파장 대에 대해 LED 구동을 위해 일정한 전류를 인가시키는데 동적 범위(dynamic range)의 보상과 R값 측정 시의 편의성을 보장하기 위해 LED 구동시 전류 제어를 첨가시켜 두 채널에서 측정된 신호의 직류값이 일정하도록 하는 회로를 구성하였다. 각 LED 구동에 따라 조직을 통과한 신호는 차동증폭기를 통해 증폭되고 아날로그 먹스에 의해 주변광 신호와 각 파장별로 신호가 분리된다. 분리된 각각의 파장별 신호에 대해 주변광 신호를 빼서 주변광 잡음을 제거하고 직류 필터링과 교류 이득 제어를 통해 교류 요소만을 가진 PPG 신호를 획득한다. 분리된 신호는 ADC 보드에 인가되어 500Hz로 샘플링된 디지털 신호로 변환되어 PC에 각 채널의 출력으로 보여진다.

동잡음 획득 실험은 (1)probe에 압력을 가하는 경우, (2) 손목을 고정시키고 손가락을 위아래로 작은 떨림을 주는 경우, (3) 손 자체에 움직임을 가하는 경우, (4) 위의 세 가지의 경우가 혼합된 random 움직임으로 큰 잡음를 주는 네 가지 경우에 대해 진행하였다. 이때 각각 비슷한 시간에 동잡음이 없는 오리지널 PPG신호를 획득하여 각각의 동잡음 신호를 실시간으로 받아 처리하여 PPG만의 신호로 복원한 후 오리지널 PPG 신호와 비교하여 MSE를 계산하였다.

4. 결 과

4.1 모의 실험 결과

동잡음과 비슷한 형태를 가지도록 크기가 다르고 랜덤한 구간동안 유니폼 랜덤 잡음을 혼입하여 신호 대비 노이즈에 따른 MSE를 측정하였다.

그림 5는 SNR에 따라 제안된 알고리즘의 성능을 MSE로 보인 그림이다. 랜덤한 잡음을 넣은 신호는 잡음의 크기가 증가할수록 MSE값이 커진다. 이때 기존의 ICA만으로 분리시켰을 경우는 MSE값이 약간 줄어들지만 아직도 원신호와의 차이는 크다. 하지만 제안된 알고리즘에 의해 분리된 신호는 기존의 정현파와 거의 차이가 나지 않는다. 크기가 ±5인 정현파에 대한 평균 에러의 크기가 0.5미만이라는 결과는 알고리즘의 성능이 어떤 데이터에 대해서도 충분히 적용이 가능하다는 것을 보인다

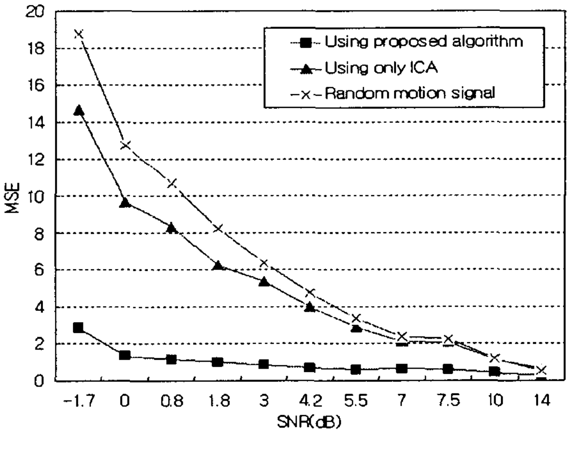


그림 5 SNR(dB)에 따른 MSE

Fig. 5 SNR(dB) versus MSE

4.1 임상 데이터 실험 결과

4개의 동잡음 패턴에 대해 획득된 신호에 대한 실험은 일정하게 정해진 데이터 크기에 대해서 적용하였고 1분동안 받아진 데이터에 대해 실시간으로 연속해서 처리해 보았다.

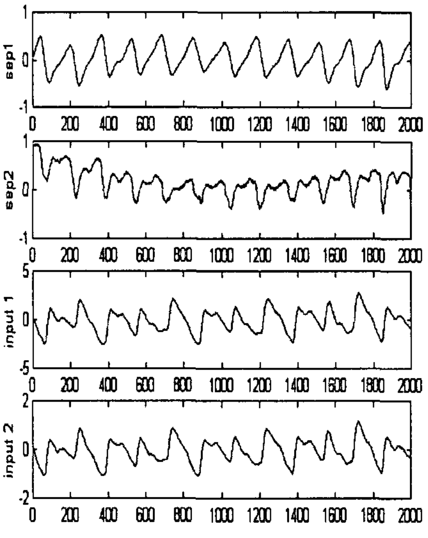
그림 6은 일정크기의 데이터에 대해 손가락을 위 아래로 움직였을 경우(2)와 랜덤 모션이 들어간 경우(4)에 대한 분리 결과이다. 아래의 두 개의 동잡음이 유입된 입력값으로부터 분리된 두 개의 출력 중 하나는 원 PPG 신호의 형태를 갖추고 있으며 두 번째는 잡음신호가 나온다. 이것은 최초의 가정대로 잡음과 원래의 PPG가 서로 혼합된 신호로부터 전처리 과정을 거친후 ICA를 적용하면 원래의 신호로 복원이 가능함을 보인다.

하지만 ICA를 통해 분리된 신호는 ICA의 특성상 신호의 형태만 복원이 되고 이득이나 부호에 대해서는 복원이 되지 않는다. 그림 6의 경우도 IR 파장에 대해서 ±5범위에 있던 신호가 ±1로 바뀌었으며 테스트 (2)의 경우는 부호가 바뀌어 있다. 그래서 PPG 신호는 그 신호의 AC 요소의 형태 뿐만이 아니라 산소포화도(SpO_2)를 계산하는 것이 중요한 요소이기 때문에 ICA를 이용한 새로운 방법의 SpO_2 계산식을 표현할 수 있다.

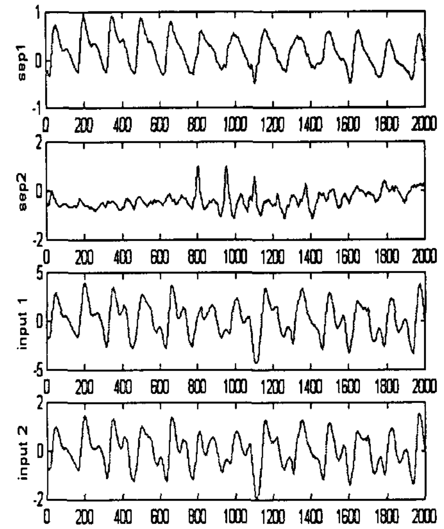
기본 ICA 모델에서 관측된 2개의 variable에 대해

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ b_1 & b_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

와 같은 표현이 가능하다. 이때 X를 잡음이 섞인 출력이라 한다면, s_1은 원래의 PPG가 되고 s_2는 동잡음이라 가정할 수 있다. 움직임이 없을 경우에 s_2는 랜덤한 수평 잡음으로 분리될 것이다.



(a) 테스트(2)



(b) 테스트(4)

그림 6 일정 데이터에 대한 분리 결과 테스트(2)와 테스트(4) → input1 : IR파장의 관측신호, input2 : RED 파장의 관측신호, sep1 : 분리된 원신호, sep2 : 분리된 잡음신호

Fig. 6 The result of separation for test(2) and test(4) → input1 : input signal of IR wavelength, input2 : input signal of RED wavelength , sep1 : separated original PPG signal, sep2 : separated signal of motion artifact

그러면 이때의 a_1은 원 신호의 IR 파장에 대한 정보를 담고 있고 a_2는 IR이 측정될 때 부가되는 움직임 정보이다. 마찬가지로 b_1은 원신호 RED 파장에 대한 정보를 담고 있고, b_2는 RED가 측정될 때 부가되는 움직임 정보이다. 그러므로 새로운 방법의 R 값은 R = b_1/a_1에 의해 측정할 수 있다. 이러한 값은 기존의 방법에 대해 직류 성분의 영향력을 고려하지 않고 이득 제어에 의해 교류 만의 비율을 고려했기 때문에 약간 작은 값이 나온다. 기존의 SpO_2의 계산식 SpO_2(%) = 110-25×R에서는 정상인의 경우 산소포화도가 96~98의 범위일때 R값은 0.48~0.56으로 나타난다. 하지만 제안된 알고리즘에서 반복 실험을 통해 계산된 R값은 0.35~0.45의 범위를 가진다. 이때 측정된 실제 SpO_2값 96~98을 기준으로 근사화 시켜 기존의 1차식을 변형 시킬 수 있다. 1차식의 기울기를 변화시키면 실제 범위에 대해서

$\alpha = (0.45-0.35)/(0.56-0.48) = 1.25$배가 되어 $25 \times \alpha = 32$가 되고 y축의 절편을 계산하였을 경우 $\beta = 25 \times (0.35-0.48) = -3$이 되어 $110-\beta = 107$이 된다. 그러므로 새로운 산소포화도 계산식은 SpO_2(%) = 107 - 25×R 또는 110 - 32×R 으로 근사화 시킬 수 있다.

표 1 50초 동안 받은 data에 대한 R값 측정 및 SpO2 계산
Table 1 measurement of R value and calculation of SpO2 for a acquired data within 50seconds

주기	적용 data수	R 값	SpO_2(%) (107-25*R)	SpO_2(%) (110-32*R)	SpO_2(%) (실제측정값)
168	1680	0.385536	97	97	97
174	1740	0.388972	97	97	97
171	1710	0.433974	96	96	96
167	1670	0.374862	97	97	97
161	1610	0.378075	97	97	97
158	1580	0.378075	97	97	97
149	1490	0.370768	97	97	97

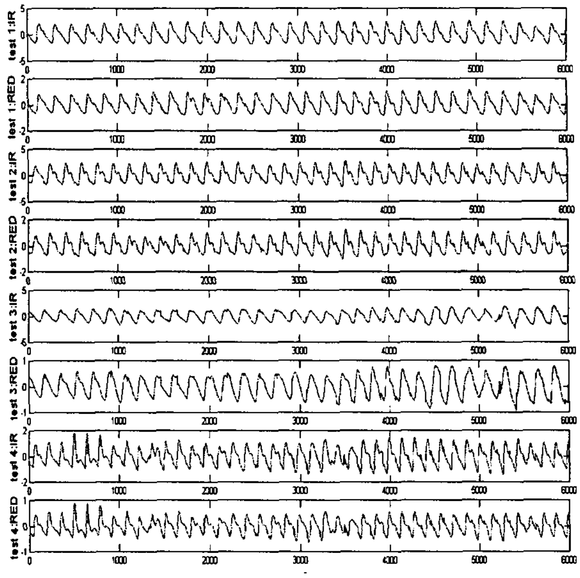
표 1은 새로 제안한 방법에 의해 산소포화도 값을 계산한 결과로써 실제 상용되고 있는 의료 장비 측정기로 값을 비교해본 결과 서로 일치함을 보인다.

이때 추가적으로 알아야 되는 정보는 s_1과 s_2 중에서 어느 것이 원래의 PPG 신호이냐는 것이다. 분리된 신호는 첫 번째 채널에서 원신호가 나올 수도 있고 동잡음 신호가 나올 수도 있다. 이러한 문제는 S = WX인 demixing 매트릭스 W를 이용하여 해결할 수 있다. W는 variable에 대한 고유 벡터와 특이치 분해(singular decomposition)을 기준으로 생성되고 반복적인 투영과 비선형 함수 적용을 통해 얻어진다. 그래서 w 매트릭스는 정보에 대한 중요도를 나타낸다. 그러므로 W 매트릭스의 W[1][1]과 W[2][2]의 값을 비교하면 어떤 출력이 원래의 PPG 신호인지 결정할 수 있다.

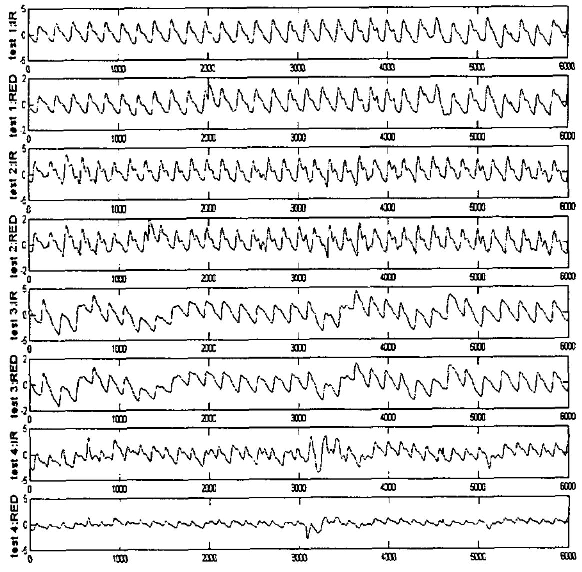
최종적으로 $x_1 = a_1 \times s_1 + a_2 \times s_2$일 때 s_1이 원래의 PPG신호이고 s_2가 움직임으로 결정이 되면 a_2의 값을 0로 놓을 수 있고 $x1 = a1 \times s1$이 된다. 마찬가지로 $x2 = b1 \times s1$가 되어 부호가 보상되고 상호간의 크기가 파장대별로 다른 두 개의 PPG 신호로 복원할 수 있다.

그림 7은 네가지 움직임에 대해 1분간 측정한 실시간 시뮬레이션의 결과이다.

그림 7의(a)는 각각의 4가지 경우에 있어서 RED, IR 두개의 파장에 대해 채널별로 잡음이 혼입된 신호들이다. 프로브 에 압력을 줄 경우(test1)에는 신호의 변형이 간헐적으로 일어나고 손가락을 흔들었을 경우(test2)에는 신호의 파형은 어느 정도 유지하면서 작은 잡음이 지속적으로 유입된다. 손 자체를 흔드는 경우(test3) 신호의 형태는 크게 변화하고 파형의 위치와 크기 모두 변화한다. 모든 잡음 패턴을 혼합시킨 경우(test4)는 신호의 손상이 가장 심하게 나타난다. 이러한 신호에 대한 시뮬레이션 결과(그림 7(b))는 모든 테스트의 경우에 원래의 PPG 신호 형태로 대부분 복원됨을 보인다. 그



(a)



(a)

그림 7 동잡음 패턴에 대한 획득 신호(a)와 복원 결과(b)(test1 : Pressure on the probe, test2 : Bending finger, test3 : Waving of the hand, test4 : random combination of test 1,2,3)
Fig. 7 input signal(a) and restored result(b) for each of motion artifact patterns

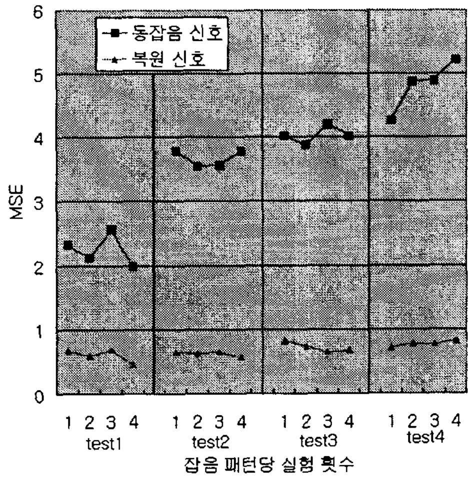


그림 8 각각의 잡음 패턴에 대한 동잡음 신호와 복원신호의 MSE
Fig. 8 out signal with motion artifact and restored signal versus MSE for each of motion artifact patterns

림 8은 최종적으로 각각의 동잡음 패턴에 대한 실험으로 획득된 복원 신호에 대해 오리지널 PPG 신호와의 MSE를 계산한 그림이다. 동잡음 신호는 랜덤 잡음인 test4의 경우 가장 큰 MSE 값을 나타냈는데 복원한 결과 모든 MSE는 1을 넘지 않는다. 이것은 알고리즘 사용시 최저 60%에서 최대 90%까지 복원이 가능함을 보인다.

5. 결 과

본 논문에서 우리는 기본적인 FastICA 알고리즘에 대해 상호간의 독립성을 보장하고 잡음 제거에 효과적인 전처리 과정을 추가한 새로운 알고리즘을 제안하였다. 이것을 적용하여 관측된 두 개의 잡음 혼입된 PPG 신호로부터 원 PPG 신호와 동잡음 신호를 분리하였고 최종적으로 두 개의 파장에 대한 원래의 PPG 신호로 복원하였다. 그리고 알고리즘 적용 결과를 바탕으로 ICA의 혼합 매트릭스를 이용한 새로운 산소포화도(SpO_2) 계산 방법을 제안하였다. 전처리 과정에서 PPG 신호의 주기성을 이용한 인터리빙과 저대역 필터통과는 크게 손상된 신호를 smoothing하고 innovation processing은 두 독립요소 사이의 통계적인 독립성을 증가시켜 FastICA algorithm 적용시 효과적으로 신호가 분리되도록 하였다. 이 모든 전처리 과정은 동잡음 제거에 필수적인 요소이며 원 PPG와 동잡음의 유사성으로 ICA를 통해 잘 분리되지 않은 문제를 해결한다. 제안된 알고리즘은 기존의 PPG 신호 측정기에 비해 동잡음 제거에 탁월한 성능을 보일 뿐 아니라 모션이 있을 경우는 산소포화도 값을 측정하지 않았던 기존의 방법에 반하여 매우 정확한 값을 얻을 수 있다. 동잡음 제거의 성능을 보행중이나 운동 중에도 측정이 가능하도록 향상시키기 위해서는 신호의 saturation을 없애고 직류 레벨을 일정하게 유지하는 회로상의 보완이 필요하고 ICA를 통한 분리의 정확도를 증가시켜야 할 것이다. 이것은 현대 사회의 고령화 추세에 따른 노인들에 대해 집에서 손쉽게 PPG를 측정하거나 스포츠 의학에서 운동선수의 생체 리듬을 측정할 수 있는 이동형 측정 시스템 개발에 이끌 것이다.

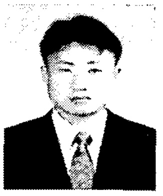
감사의 글

본 연구는 2002년도 산업자원부 신기술실용화기술 사업(10005424)의 지원으로 수행되었음.

참 고 문 헌

[1] Hayes M.J, Smith P.R, "Artifact Reduction in Photoplethysmograthy", App. Opt., 37(31), pp.7437-7446, 1998
[2] Webster. J. G, "Design of Pulse Oximeters". Institute of Physics Publishing, pp124-pp158, 1997
[3] Scharf J.E, Rusch T L, "Optimization of portable pulse oximetry through fourier analysis", IEEE Trans. Biomed. Eng. Conf. pp233-5, 1993
[4] Hayes M.J, Smith P.R, "A New Method for Pulse Oximetry Possessing Inherent Insensitivity to Artifact", IEEE Trans. Biomed. Eng, vol 48, No 4, 2001
[5] Hillier C, "Detection, Suppression And Reduction of Motion Artefact in Arterial Near Infrared Plethysmography"
[6] Rabiner L R, Schafer R W, "Digital Processing of Speech Signals", Prentice-Hall Inc, pp116-157, 1978
[7] Thurwachter C N, "Wireless Networking", Prentice-Hall Inc, pp 206-207, 2001
[8] A. Hyvrinen, J. Karhunen, E. Oja. "Independent Component Analysis" Wiley, 2001
[9] P. Comon, "Independent Component Analysis - a new concept?" Signal Processing, vol36, pp287-314, 1994
[10] A. Hyvrinen, "Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis", IEEE. Trans. Neural Networks, vol 10, No.3, 1999
[11] A. Hyvrinen, E. Oja, "A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis", Neural Computation, vol 9, pp1483-1492, 1997

저 자 소 개



김 경 하 (金 京 河)
1968년 12월 18일생, 1994년 경상대 전자공학과 졸, 1994년 동대학원 전자공학과(석사), 현재 연세대학교 의학공학교실 박사과정

유 선 국 (兪 善 國)
1959년 1월 8일생. 1981년 연세대 전기공학과 졸. 1983년, 1989년 동대학원 전기공학과(석, 박사), 1990~1995 순천향대 전기공학 전임강사, 조교수, 1998~2000 The University of Iowa Visiting Associate. 현재 연세대학교 의학공학교실 부교수

김 병 수 (金 炳 樹)
1979년 2월 25일생. 2003년 연세대 기계전자 공학부 졸. 현재 연세대학교 의학공학교실 석사과정

김 남 현 (金 南 鉉)
1954년 8월 30일생. 1977년 연세대 전기공학과 졸. 1982년 동대학원 전기공학과(석사). 1987년 동대학원 전기공학과(박사). 1988~현재 연세대학교 의학공학교실 전임강사, 조교수, 부교수, 정교수