

LDF의 실시간 혈류추정을 위한 알고리즘

°김종원*, 고한우**

*주성대학 전기전자통신공학부, **한국표준과학연구원

An algorithm for real time blood flow estimation of LDF

Jong-Weon Kim*, Han-Woo Ko**

*Juseong College, **Korea Research Institute of Standards and Science

= Abstract =

This paper describes a real time algorithm for blood flow estimation of LDF(laser Doppler flowmeter). Many algorithms for blood flow estimation are using power spectral density of Doppler signal by blood flow. In these research, the fast Fourier transformation is used to estimate power spectral density. This is a block processing procedure rather than real time processing. The algorithm in this paper used parametric spectral estimation. This has real time capability by estimation of AR(autoressive) parameters sample by sample, and has smoothing power spectrum. Also, the frequency resolution is not limited by number of samples used to estimate AR parameter. Another advantage of this algorithm is that AR model enhance SNR.

I. 서 론

모세혈관은 인체내의 조직에 영양소를 공급하거나 노폐물을 수거하는 역할을 수행하며, 성인에 있어서 모세혈관의 총 단면적은 6,300m²에 달한다^[1]. 따라서 모세혈관을 흐르는 혈류의 측정은 인체의 영양상태나 체온조절기능 등을 파악하는데 중요한 요소가 된다.

인체의 혈관에서 혈류를 직접 측정하는데는 레이저 도플러법, 초음파법, 열회석법, 전자유량계와 washout 기법 등 다양한 방법이 있다^[2]. 각 방법마다 장단점이 있지만 레이저 도플러 혈류계는 말초혈관이 분포하고 있는 조직내의 혈류변화를 비관현적으로 실시간 측정하는 것이 가능하다.

광섬유를 사용한 레이저 도플러 혈류계는 Tanaka^[3] 이후에 많은 연구자들에 의해서 연구되었는데 이 시스템들은 레이저 다이오드(LD : laser diode)와 두개의 수광 다이오드(PD : photo diode)를 각각 채용하여 사용하였으며, LD와 PD에 대해서 각각 광섬유를 연결하는 방식을 사용하였다. Shinohara^[4]등에 의해서 LD의 자기혼합효과(self-mixing effect)가 보고된 이후 LD와 하나의 광섬유만을 가지고 혈류를 측정하는 연구가 계속되었다^{[2][5]}.

레이저 도플러를 이용한 디지털 혈류계는 혈류의 흐름을 추정하기 위해서 도플러 신호의 전력 스펙트럼을 구하고, 스펙트럼으로부터 0차 모멘트와 1차 모멘트를 계산하여 혈류의 각 성분들(농도, 유속, 유량)과의 상관관계를 구하여 사용하였다^{[2][6]}. 전력 스펙트럼을 구하기 위한 방법으로는 일반적으로 FFT를 사용하고 있으며, 이를 위해서는 일정한량의 데이터가 얻어져야 한다. 또한, 잡음의 영향을 줄이고 유연한 스펙트럼 곡선을 얻기 위해서는 많은 데이터를 가지고 평균 스펙트럼을 구하는 방식이 필요하다. 이러한 방법은 혈류를 실시간으로 측정한다기보다는 off-line으로 블록처리하는 방식이라고 할 수 있겠다.

본 연구에서는 혈류에서 얻어지는 도플러 신호가 하나의 주파수 성분이 아닌 랜덤신호 성분을 갖는다는 사실에 착안하여 도플러 신호로부터 AR 파라미터를 추출하고, 이를 이용하여 전력 스펙트럼을 구하는 방식을 LDF에 적용하고자 한다. 이 방식은 LMS(least mean square)와 같은 적응 파라미터 인식알고리즘을 이용하면, 매 샘플마다 전력 스펙트럼을 구할 수 있기 때문에 완전한 실시간 혈류계의 구성이 가능하다.

II. 선형모델과 스펙트럼

신호의 통계적인 특성을 이용하여 특정한 파라미터를 추출하는 방법으로 선형예측이 있으며, 이는 원신호와 예측된 신호사이의 오차의 자승합을 최소화하는 관점에서 신호의 모델을 선정하고, 파라미터를 추출하는 것으로 식(1)과 같이 나타낸다.

$$\epsilon(a) = \sum_n e(n)^2 = \text{minimum} \quad (1)$$

여기서 a는 모델 파라미터이고, e(n)은 n번째 예측값에 의해서 발생하는 오차를 나타낸다. 따라서 식(1)을 만족하는 최적의 선형 예측 파라미터를 구하는 것이 필요하다.

이전의 샘플 y(n-1)만으로 현재 샘플 y(n)의 예측으로 식(2)와

같이 나타내면,

$$\hat{y}(n) = ay(n-1) \quad (2)$$

e(n) = y(n) - ay(n-1) = y(n) - \hat{y}(n-1)은 예측오차로 생각할 수 있다. 식(1)의 최소화 판정법은 평균 최소자승이라는 관점에서 예측오차를 최소화하는 것이므로, 가능한 한 최적의 예측을 얻으려고 시도한다.

선형예측문제의 해는 y(n)에 대하여 동일한 랜덤신호 발생모델을 제공한다. 선형예측과 신호모델 사이의 관계는 다음과 같다. 최적의 예측기는 아니지만 y(n)의 예측기 \hat{y}(n)이 있다고 가정하자. 예측기 \hat{y}(n)은 과거값들 {y(n-1), y(n-2), ...}의 선형결합으로 주어진다.

$$\hat{y}(n) = -[a_1y(n-1) + a_2y(n-2) + \dots] \quad (3)$$

따라서, 예측오차는 식(4)와 같이 될 것이고, 예측오차 필터(해석필터) A(z)의 출력으로 생각할 수 있다.

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) = y(n) + a_1y(n-1) + a_2y(n-2) + \dots \quad (4)$$

이때 A(z)는 안정한 causal 필터로 가정한다. 또한 A(z)가 안정한 causal 역필터(합성필터) B(z)를 갖는다고 가정하면 y(n)은 e(n)의 항으로 표현될 수 있다. 이것을 식(5)-(7)에 나타내었다.

$$A(z) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots \quad (5)$$

$$B(z) = \frac{1}{A(z)} = 1 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots \quad (6)$$

$$y(n) = e(n) + b_1e(n-1) + b_2e(n-2) + \dots \quad (7)$$

식(3)과 식(7)은 {y(n-1), y(n-2), ...}와 {e(n-1), e(n-2), ...}의 랜덤변수들에 의해서 발생된 선형공간이 같은 공간이라는 것을 설명한다.

y(n)의 예측 \hat{y}(n)이 최적의 예측기라면, 예측하고 남은 것 - 주로, 오차신호 e(n) - 은 과거값들인 {y(n-1), y(n-2), ...}의 기저로 예측할 수 없는 값일 것이다. 즉, e(n)은 오차신호 모두와 uncorrelate 되어야 한다. 그러나 이것은 e(n)이 모든 {e(n-1), e(n-2), ...}와 uncorrelate 되어야 한다는 것을 나타내고, 따라서, e(n)은 백색잡음 시퀀스가 되어야 한다.

푸리에변환에 의해서 충분한 주파수 분해능을 얻기에는 주어진 데이터가 너무 짧은 경우가 생길 수 있다. 이러한 경우에는 AR모델에 의한 스펙트럼의 파라메트릭 표현이 일반적인 스펙트럼 표현방법보다 더욱 개선된 주파수 분해능을 제공할 수 있다^[7]. 이러한 스펙트럼 추정과정은 다음과 같다. 먼저, 주어진 데이터 시퀀스 {y(n-1), y(n-2), ...}로부터 선형예측 모델(AR 모델) 파라미터 {a₁, a₂, ..., a_n; σ_e²} 추출한다.

파라미터를 이용하여 스펙트럼을 구하는 것은 식(8)과 같다.

$$S_{AR}(\omega) = \frac{\sigma_e^2}{|A_n(\omega)|^2} = \frac{\sigma_e^2}{|1 + a_1e^{-j\omega} + a_2e^{-j2\omega} + \dots + a_n e^{-jn\omega}|^2} \quad (8)$$

일반적으로, 스펙트럼 피크가 적은 신호는 AR 모델에 의해서 성공적으로 모델링될 수 있으며, 모델 파라미터를 구하기 위한 방법으로는 Yule-Walker 방법과 공분산방법, Burg 방법이 있다.

본 연구는 보건복지부의 보건정보기술 연구개발사업의 연구비 지원에 의해 이루어 졌음.

III. 혈류 추정 알고리즘

파라메트릭 방법에 의한 도플러 신호의 스펙트럼 $S(\omega)$ 가 얻어지면 적혈구의 농도에 따라 반사되는 광의 세기가 달라지므로 전력밀도 스펙트럼을 농도에 비례하는 신호로 나타낼 수 있으며, 이것은 0차 모멘트(m_0) 성분이 된다.

$$concentrations \propto m_0 = \int_{\omega_1}^{\omega_2} S(\omega) d\omega \quad (9)$$

여기서 ω_1 과 ω_2 는 필터의 차단 주파수의 상하한 값이다.

혈액의 량에 따라 비례하는 값은 전력스펙트럼에 주파수 가중치를 부가한 것이며, 1차 모멘트(m_1) 성분이 된다.

$$flow \propto m_1 = \int_{\omega_1}^{\omega_2} \omega S(\omega) d\omega \quad (10)$$

유체의 속도에 비례해서 도플러 주파수가 변하지만, 혈관내의 혈류의 흐름은 다양한 속도성분이 섞여 있기 때문에 하나의 주파수 성분만을 가지지 않게 되므로, 평균 주파수(mean frequency)를 사용한다.

$$velocity \propto \frac{m_1}{m_0} = \frac{\int_{\omega_1}^{\omega_2} \omega S(\omega) d\omega}{\int_{\omega_1}^{\omega_2} S(\omega) d\omega} \quad (11)$$

유체의 속도에 비례하는 다른 성분으로서 2차 모멘트(m_2)와 0차 모멘트의 비율 생각할 수 있으며, 식(5)와 같다.

$$velocity \propto \frac{m_2}{m_0} = \frac{\int_{\omega_1}^{\omega_2} \omega^2 S(\omega) d\omega}{\int_{\omega_1}^{\omega_2} S(\omega) d\omega} \quad (12)$$

식(9)-(12)을 통해서 나타낸 여러 가지 알고리즘을 통해서 혈류와 도플러 신호와의 상관관계를 구할 수 있으나, 이 식들이 측정 시스템의 잡음과 배경으로부터의 산란성분이나 유체가 정지해 있을 때 발생하는 입자의 브라운 운동을 고려하지 않았기 때문에 이를 고려하면 식(13)과 식(14)와 같이 된다.

$$velocity \propto \frac{m_1 - n_1}{m_0 - n_0} = \frac{\int_{\omega_1}^{\omega_2} \omega S(\omega) d\omega - \int_{\omega_1}^{\omega_2} \omega N(\omega) d\omega}{\int_{\omega_1}^{\omega_2} S(\omega) d\omega - \int_{\omega_1}^{\omega_2} N(\omega) d\omega} \quad (13)$$

$$velocity \propto \frac{m_2 - n_2}{m_0 - n_0} = \frac{\int_{\omega_1}^{\omega_2} \omega^2 S(\omega) d\omega - \int_{\omega_1}^{\omega_2} \omega^2 N(\omega) d\omega}{\int_{\omega_1}^{\omega_2} S(\omega) d\omega - \int_{\omega_1}^{\omega_2} N(\omega) d\omega} \quad (14)$$

여기서 n_0 는 측정 시스템의 잡음과 배경산란이나 입자의 브라운 운동에 의해서 얻어진 광진류 신호의 전력스펙트럼에 대한 0차 모멘트 성분이며, n_1 는 1차 모멘트 성분, n_2 는 2차 모멘트 성분을 나타내고, $N(\omega)$ 는 이 신호에 대한 전력밀도 스펙트럼을 나타낸다.

IV. 알고리즘의 평가

실시간 혈류추정 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 사용된 신호모델은 AR모델이며, 파라미터 추정은 Burg 방법으로 수행하였다. Burg 방법은 적은량의 데이터로도 정확하게 파라미터를 추정할 수 있는 것으로 평가되어 있다^[7].

혈류의 흐름은 본 연구팀에 의해서 제작된 자기혼합형 LDF와 혈류 시뮬레이터를 사용하였으며, Data Translation사의 DT2839 12bit A/D변환기를 사용하여 60KHz의 샘플링 주파수로 혈류 데이터를 취득하였다. FFT에 의한 혈류추정은 30,000개의 데이터를 4096개씩 50% 중복되도록 분할하여 각각의 스펙트럼을 구한 후 평균 스펙트럼을 구하여 혈류 파라미터를 계산하였다. AR 파라미터를 이용한 스펙트럼 추정에서는 모델차수를 20차로 계산하였으며, 파라미터 추정을 위한 혈류 데이터는 4096개에 대해서 수행하였다.

그림 1에서 (a)는 FFT를 사용하였을 때의 스펙트럼을 나타내며, (b)는 파라메트릭 방법에 의한 스펙트럼을 나타낸다. FFT를 사용한 스펙트럼은 14번의 평균을 취했지만 선형이 평활하지 않기 때문에 재현성에 있어서 신뢰성이 떨어지게 된다. 그러나 파라메트릭 스펙트럼은 선형이 평활하고 전체적인 신호 스펙트럼의 형태를 유지해 주기 때문에 재현성이 FFT 방법보다 좋다. 특히, FFT 방법

의 13.6% 정도의 데이터만으로 비슷한 스펙트럼을 얻었다.

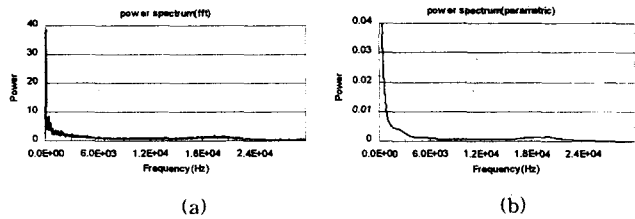


그림 1. 혈류 스펙트럼 (a) FFT (b) Parametric
Fig. 1. Blood flow spectrum (a) FFT (b) Parametric

그림 2는 0.3%의 농도를 갖는 latex particle 용액을 사용하여 5ml/min, 10ml/min, 15ml/min의 비율로 용액을 흘리면서 취득한 데이터에 대해서 FFT와 파라메트릭 방법으로 0차 모멘트와 1차 모멘트를 구한 것이다. 0차 모멘트에 대해서는 FFT와 파라메트릭 방법에 의해서 비슷한 결과가 얻어졌으나 flow와 관계가 있는 1차 모멘트에 있어서는 FFT방법보다 파라메트릭 방법이 혈류의 흐름 변화를 잘 나타내고 있으므로 혈류 파라미터를 추정하기에 효과적인 임을 알 수 있다. 파라메트릭 스펙트럼 추정에 있어서 또 다른 장점은 백색잡음의 영향이 추정과정에서 상당부분 제거되므로 SNR이 개선된다는 것이다.

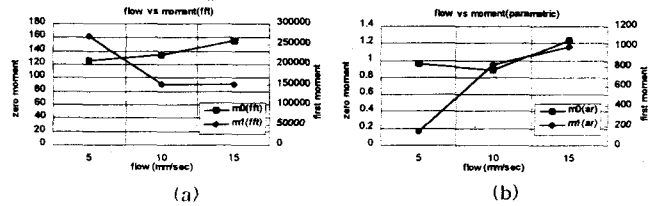


그림 2. 혈류 파라미터 (a) FFT (b) Parametric
Fig. 2. Blood flow parameters (a) FFT (b) Parametric

V. 결 론

본 연구에서는 LDF의 실시간 혈류추정을 위한 알고리즘을 제시하였다. 기존의 알고리즘들이 스펙트럼을 구하기 위해서 FFT를 사용함으로써, 실시간 구현이 안되고 많은 량의 데이터를 요구하는 등의 문제점이 있었으나 파라메트릭 방법에 의해서 스펙트럼을 구하고 혈류를 추정함으로써 샘플링 주파수와 관계없이 주파수 분해능을 얻을 수 있으며, 적은 량의 데이터만으로도 혈류를 추정할 수 있었다.

특히, 본 알고리즘은 적응 파라미터 추정방법(LMS, Kalman)을 이용하여 매 샘플마다 스펙트럼의 추정이 가능하기 때문에 실시간 혈류 추정이 가능하며, 디지털 신호처리 프로세서의 채용으로 소형 시스템의 구현이 가능할 것으로 사료된다.

VI. 참고문헌

1. 이병희, 생리학, 신광출판사, 1985
2. M. Slot et al., "Blood flow velocity measurements based on the self-mixing effect in a fibre-coupled semiconductor laser: in vivo and in vitro measurements", Med. & Biol. Eng. & Comput., vol. 30, pp. 441-446, July, 1992.
3. T. Tanaka and G. B. Benedek, "Measurement of the velocity of blood flow (in vivo) using a fiber optic catheter and optical mixing spectroscopy", Appl. Optics, vol. 14, pp. 189-196, 1975.
4. S. Shinohara et al., "Laser Doppler velocimeter using the self-mixing effect of semiconductor laser diode", Appl. Optics, vol. 25, pp. 1417-1419, 1986
5. K. Mito et al., "Self-mixing effect of the semiconductor laser Doppler method for blood flow measurement", Med. & Biol. Eng. & Comput., vol. 31, pp. 308-310, May, 1993.
6. A. N. Obeid, "In vitro comparison of different signal processing algorithms used in laser Doppler flowmetry", Med. & Biol. Eng. & Comput., vol. 31, pp.43-52, Jan., 1993.
7. S. J. Orfanidis, Optimum Signal Processing: An Introduction, New York, McGraw-Hill, 1988.