The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers Vol. 61, No. 11, pp. 1706~1712, 2012
http://dx.doi.org/10.5370/KIEE.2012.61.11.1706

베타선 흡수법을 이용하는 미세먼지 측정시스템을 위한 잡음제거 방법

Noise Reduction Method for Particle Measurement System using Beta-ray Absorption Method

최 훈† · 손 상 욱* · 배 현 덕**
(Hun Choi · Sang-Wook Sohn · Hyeon-Deok Bae)

Abstract - The Beta-ray absorption method (BAM) gives a good solution for measuring the mass concentration of atmospheric particles(PM10 and PM2.5). To determine particular matters (PM) concentration, a ratio of the number of detected beta-ray intensity passing through the clean filter and the dust-sampled filter is used. These intensity data measured in air pollution monitoring such as PM10 and PM2.5 usually contained the additive noise(thermal noise, power supply noise and etc.). Therefore, the estimation performance of mass concentration can be deteriorated by these noises. In this paper, we present a new noise reduction method that is essentially required to develope an automatic continuous PM monitoring system using beta-ray absorption method. By combining the block data averaging technique and curve fitting, in the proposed method, the additive noise can be reduced in the measured data. To evaluate the performance of the proposed method, computer simulations were performed with computer generated signals as the input.

Key Words : Noise reduction, Atmospheric particles, Beta-ray absorption method, Linear curve fitting

1. 서 론

최근대기 중에 존재하는 여러 부유분진은 인체 및 자연생태계 등에 직·간접적으로 영향을 미치는 것으로 알려져 있다. 이러한 대기 중 부유물질은 인위적인 오염원(공장 굴뚝, 자동차 등)에 의해 직·간접적으로 배출된 1차성 먼지와 배출된 가스상 물질이 대기 중 화학적 반응을 통해 생성된 2차성 먼지로 구성되어 있다. 특히 입자의 직경이 10μm이하인 호흡성 먼지 또는 미세먼지인 PM10 (Particulate Matter with a diameter less than 10μm)은 대기 부유분진 중에서 비교적 대기 중 체류기간이 길고 인간의 폐 속까지 침착됨으로써 심장질환이나 폐암과 관련된 질병 등을 유발한다[1]. 또한 빛의 시정장애 유발과 산성비 등의 2차적인 영향을 가져올 수 있다. 우리나라의 경우 미세먼지는 인위적인 오염원 이외에도 중국, 몰골 등에서 발생하는 황사에 의해서도 발생되며 그 피해 정도 또한 심각하다. 특히 경제 활동에 따른 에너지 사용량과 자동차의 급격한 증가로 인해 황산염 입자와 매연과 같은 미세입자에 대한 관리의 필요성이 대두됨에 따라 국내의 입자상 대기오염물질에 대해 1995년부터 대기 중에 존재하는 부유분진 중 입자의 직경이 10μm이하인 미세입자(PM10)를 대기환경 기준항목으로 설정하여 관리해 오고 있다. 현재 국내에서는 부유분진 농도를 실시간으로 자동 측정할 수 있는 부유분진 측정장비를 사용하여 전국 주요 대도시의 대기자동측정망에서 미세먼지의 오염정도를 24시간 모니터링하고 있다[2,3]. 최근 총 부유분진(TSP)과 미세먼지에 대한 환경부의 측정자료에 의하면 총 부유분진 농도는 감소추세에 있으나 심폐질환을 일으키고 하늘을 부옇게 흐리는 주범인 미세먼지 오염도가 갈수록 심해지고 있다. 따라서 미세먼지에 대한 환경기준을 훨씬 강화하여 대기질의 엄격한 관리를 위한 미세먼지에 대한 사전 예방적 예보시스템 구축이 필요한 실정이다. 이러한 예보시스템 구축을 위해서는 부유분진 측정기 국산화 개발이 요구되며 해외 계측기기 시장으로의 진출을 위해 측정장비의 안정성 확보와 측정 데이터의 신뢰성 향상이 필수적으로 요구된다. 이러한 미세먼지 자동 측정법에는 광 산란법, 광 투과법, 베타선 흡수법, 테이퍼소자 진동법 등이 있다. 이중 광산란법과 광 투과법은 비교적 높은 농도의 정밀성이 요구되지 않는 굴뚝오염 먼지측정 등에 적용되며, 베타선 흡수법, 테이퍼소자 진동법은 정밀성, 수분영향의 보상 및 샘플링(sampling) 타입의 적용이 용이한 특성으로 PM10과 같은 미세먼지 측정에 널리 사용되고 있다. 따라서 국내에서는 국립환경과학원의 환경측정기기 형식승인 및 정도 검사법 대기연속 자동측정기 및 부속기기에서 베타선 흡수법을 기준 측정법으로 고시하고 있으며 국내에서 운영 중인 미세먼지 자동측정기기의 95% 이상이 베타선 흡수법을 적용하고 있다[2,3]. 베타선 흡수법은 대기 중에 부유하고 있는 10μm 이하의 미세먼지를 일정시간동안 여과지 위에 포집하여 베타선(β-ray)을 투과시켜 베타선 세기가 감쇄되는 정도를 측정하여 Beer-Lambert 관계식으로부터 미세먼지의 질량농도를 연속적으로 측정하는 방법이다[4]. 이때 미세먼지 농도는 단위면적당 포집된 미세먼지의 질량에 의한 베타선의 흡수량으로 결정되므로 미세먼지가 포집되지 않은 여과지를 통

† 교신저자, 정회원 : 동의대학교 전자공학과 조교수
E-mail : hchoi@deu.ac.kr
* 정 회 원 : Dept. of Electrcal & Computer Eng., Univ. of Texas at Austin, Post Doc.
** 정 회 원 : 충북대학교 전자정보대학 전기공학과 교수
접수일자 : 2012년 7월 9일
최종완료 : 2012년 9월 26일

과한 베타선 세기와 포집 후 여과지를 통과한 베타선 세기의 비에 의존하게 된다[5]. 그러나 베타선 검출기로부터 측정된 검출신호는 측정잡음, 전원잡음, 환경변화에 따른 드리프트 잡음 뿐만아니라 아날로그 시스템 고유특성에 의한 열잡음 등 다양한 부가잡음을 포함하고 있다. 따라서 정밀한 베타선 세기의 감쇄정도를 측정하기 위해서는 이러한 부가잡음을 제거하거나 분리하는 디지털 신호처리 기술이 매우 중요하다[6].

본 논문에서는 베타선 흡수법을 사용하는 미세먼지 연속자동 측정기기 개발에서 신뢰성 있는 농도 검출을 위해 필수적인 잡음제거방법을 제안한다. 제안한 방법은 실시간 측정된 신호의 데이터 블록(data block)에 대해 커브 피팅(curve fitting)법을 사용하여 다양한 부가잡음을 제거할 수 있다. 제안한 방법의 우수한 성능은 모델링한 측정신호를 컴퓨터로 생성하고 이를 입력한 컴퓨터 모의실험을 통해 평가하였다.

2. 베타선(β-ray) 흡수법

대기 중에 부유하고 있는 미세먼지의 농도를 구하기 위한 베타선 흡수법을 사용하는 미세먼지 자동측정기기의 시스템 구성도를 그림 1에서 보이고 있다. 공기압축기(compressor)를 사용하여 입경분리장치에서 포집된 미세먼지는 포집부에 있는 여과지에 쌓이게 되며 하부의 베타선 검출기가 포집된 미세먼지의 통과 전·후 베타선 세기를 카운트(count) 값으로 검출한다. 검출된 데이터는 프로세서 (processor)에서 실시간 처리되고 미세먼지 농도가 추정된다.

베타선 검출기로부터 측정된 신호로부터 미세먼지의 질량농도를 구하기 위해 Beer-Lambert 관계식을 이용한다. Beer-Lambert식은 흡광도를 알면 미지시료의 농도를 구할 수 있으며 다음과 같다[7].

$$A = \epsilon bc \tag{1}$$

여기서 A는 흡광도, ϵ은 몰흡광계수 (molar absorbtivity), b는 빛이 지나가는 미지시료 층의 두께 (cm를 단위로 사용), 그리고 c는 몰농도 (molar concentration)이다. 원자흡수와 농도와의 관계를 나타내는 Beer-Lambert식에서 흡광도는 광원인 베타선이 미지시료를 통과 전·후의 세기 비(intensity ratio)로서 다음과 같이 정의된다.

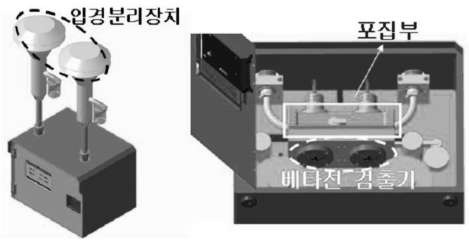

그림 1 BAM을 이용하는 미세먼지 자동측정기기 구성도

Fig. 1 Block diagram of the particulate matter automatic measurement system using BAM method

$$A = \ln(I_0/I) \tag{2}$$

여기서 I_0는 미세먼지 포집전 여과지를 통과한 베타선의 세기이며 I는 미세먼지 포집후 여과지를 통과한 후의 베타선의 세기이다. 식 (1)과 식 (2)로부터 미세먼지의 질량농도와 미세먼지 통과 전·후의 베타선 세기는 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$I = I_0 e^{-\mu X} \tag{3}$$

여기서 μ는 미세먼지에 대한 베타선의 감쇄계수[cm^3/mg], 그리고 X는 미세먼지의 농도[mg/cm^3]이다. 식 (3)으로부터 베타선 검출기를 사용하여 I_0와 I를 정확히 측정하면 미세먼지의 질량농도인 X를 결정할 수 있다. 식 (1)과 식(2)로부터 ppb (parts per billion) 단위를 갖는 대기 중의 미세먼지 농도는 다음과 같이 쓸 수 있다[4].

$$M_c = \frac{KS}{\mu Q \Delta t} ln(I_0/I) \tag{4}$$

여기서 M_c 는 미세먼지의 질량농도[$\mu g/m^3$], S는 미세 먼지 포집 면적[cm^2], Q는 포집 시 유량[l/min], Δt는 포집 시간[min], K는 단위환산계수이다.

식 (4)에서 미세먼지 포집 전·후의 여과지를 통과한 베타선 세기 I_0와 I의 관계는 $I_0 \geq I$이다. 이는 포집 후의 베타선의 세기는 미세먼지 입자에 의해 베타선이 흡수 또는 산란되기 때문이다. 따라서 식 (4)의 우측 지수함수 항은 다음과 같은 범위를 갖게 된다.

$$\ln(I_0/I) \geq 0 \tag{5}$$

3. 선형 커브 피팅법을 사용한 잡음제거 방법

식 (4)에서 베타선의 세기(I_0와 I)는 베타선 검출기에 의해 베타입자를 카운트(count)함으로써 측정되며 미세먼지 농도(M_C)는 미세먼지 포집 전·후 여과지를 통과한 베타선 세기 비(intensity ratio))에 의존한다. 그림 2와 그림 3은 부가잡음 유무에 대해 미세먼지 포집 전·후 여과지를 통과한 베타선 세기 변화를 나타내고 있다. 그림 2에서와 같이 포집 전·후 베타선 세기 비는 잡음에 오염되지 않았을 때 항상 식 (5)를 만족하지만 그림 3에서와 같이 부가잡음에 의해 측정신호가 오염되었을 때 더 이상 식 (5)를 만족하지 않는다. 만약 Δt 시간동안 미세먼지의 포집량이 많을 경우 ($I \ll I_0$), 미세먼지 농도를 추정하는데 있어 잡음에 의한 영향은 무시할 수 있다. 그러나 실시간 미세먼지 농도를 구하기 위해서 Δt가 수십 분(minute), 수 분, 심지어 수 초(second)일 경우, 미세먼지 포집량에 따른 베타선 감쇄량은 매우 작기 때문에 잡음의 영향은 무시할 수 없게 된다.

일반적으로 고주파 잡음제거를 위해서는 적절히 설계된 저주파 통과 필터 (low pass filter)를 이용하는 방법이 널리 사용된다. 그러나 필터의 통과대역 평탄화을 위해 설계에 주의가 요구되며 좋은 차단특성을 위해 고차의 필터를 사용

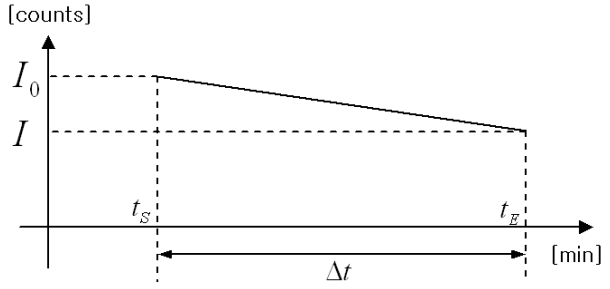

그림 2 잡음이 없을 때 포집 전・후 베타선 세기

Fig. 2 Non-noisy beta-ray intensities passing through the clean filter and the dust-sampled filter

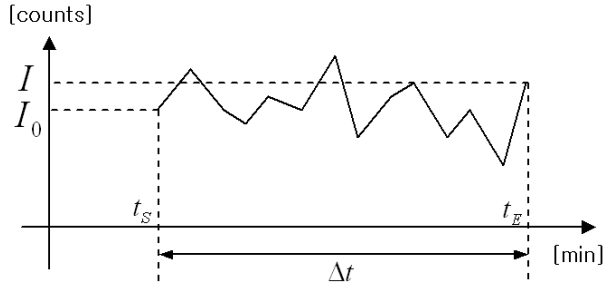

그림 3 잡음이 없을 때 포집 전・후 베타선 세기

Fig. 3 Noisy beta-ray intensities passing through the clean filter and the dust-sampled filter

하게 되면 지연으로 인한 실시간 처리가 곤란하다[8]. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 Δt 시간동안 측정된 데이터 셋(data set)에 대한 커브 피팅법을 적용한다. 그림 4는 측정신호에 잡음이 부과된 상황에서 커브 피팅법을 통해 측정 데이터 블록 내 선형 근사 함수를 구하여 추정된 포집 전・후 베타선 $\hat{I}_0$와 $\hat{I}$를 나타내고 있다.

선형 커브 피팅법[9]은 측정된 실제 데이터와 근사함수 사이의 오차를 선형최소자승 관점에서 최소가 되도록 한다. 과거 N개의 데이터로 구성된 데이터 셋 $\{\boldsymbol{t}(n),\ \boldsymbol{y}(n)\}$을 고려하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}\boldsymbol{t}(n) &= [t(n-N+1), t(n-N+2), \cdots, t(n)]^T \\ &= [n-N+1, n-N+2,\ \cdots, n]^T \end{aligned} \tag{6}$$

$$\boldsymbol{y}(n) = [y(n-N+1), y(n-N+2), \cdots, y(n)]^T \tag{7}$$

여기서 $\boldsymbol{t}(n)$는 측정 시간으로 구성된 열벡터(column vector)이고 $\boldsymbol{y}(n)$는 해당 측정시간에 검출된 베타선 세기로 구성된 열벡터이다. 벡터는 굵은 글씨체(bold face), 그리고 스칼라(scalar)는 일반 글씨체(normal face)로 표현하였다. 표현은 간단함을 위해 시간 축에 대해 k번째 데이터 블록을 고려하여 식 (6)과 식 (7)의 데이터 셋을 다음과 같이 정의한다.

$$\boldsymbol{t}_k = [t_{k,1}, t_{k,2},\ \cdots,\ t_{k,N}]^T \tag{8}$$

$$\boldsymbol{y}_k = [y_{k,1}, y_{k,2}, \cdots, y_{k,N}]^T \tag{9}$$

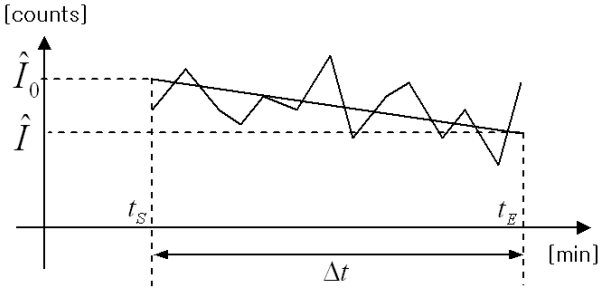

그림 4 커브피팅을 통한 포집전・후 베타선 세기 추정

Fig. 4 Estimation of noisy beta-ray intensities passing through the clean filter and the dust-sampled filter

식 (8)과 식 (9)로부터 커브 피팅법을 사용하여 N개의 데이터 셋에 대한 선형 근사함수를 구하기 위한 비용함수는 다음과 표현 할 수 있다.

$$J_k = \sum_{i=1}^{N} e_{k,i}^2 \tag{10}$$

$$e_{k,i} = y_{k,i} - f(t_{k,i}) \tag{11}$$

여기서 a와 b는 각각 기울기와 절편 계수이다. 식 (10) ~ 식 (12)로부터 비용함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$J_k(a,b) = \sum_{i=1}^{N} [y_{k,i} - (at_{k,i} + b)]^2 \tag{13}$$

구하고자 하는 선형 근사 함수는 선형함수 $f(t_{k,i})$의 계수 a와 b에 대해 식 (13)의 편미분이 0(zero)되도록 함으로써 구할 수 있다.

$$\frac{\partial J_k(a,\ b)}{\partial a} = -2\sum_{i=1}^{N} [y_{k,i} - (at_{k,i} + b)]t_{k,i} = 0 \tag{14}$$

$$\frac{\partial J_k(a,\ b)}{\partial b} = -2\sum_{i=1}^{N} [y_{k,i} - (at_{k,i} + b)] = 0 \tag{15}$$

식 (14)와 식 (15)로부터 다음을 얻을 수 있다.

$$a\sum_{i=1}^{N} t_{k,i} + Nb = \sum_{i=1}^{N} t_{k,i}\, y_{k,i} \tag{16}$$

$$a\sum_{i=1}^{N} t_{k,i}^2 + b_k\sum_{i=1}^{N} t_{k,i} = \sum_{i=1}^{N} y_{k,i} \tag{17}$$

식 (16)과 식 (17)을 행렬식으로 표현하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{N} t_{k,i} & N \\ \sum_{i=1}^{N} t_{k,i}^2 & \sum_{i=1}^{N} t_{k,i} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{N} t_{k,i}\, y_{k,i} \\ \sum_{i=1}^{N} y_{k,i} \end{bmatrix} \tag{18}$$

식 (18)의 a와 b를 간단히 표현하기 위해 다음과 같은 새로운 계수를 정의한다.

$$SS_{tt,k} = \sum_{i=1}^{N}(t_{k,i} - \bar{t}_k)^2 = \left(\sum_{i=1}^{N} t_{k,i}^2\right) - N\bar{t}_k^2 \tag{19}$$

$$SS_{yy,k} = \sum_{i=1}^{N}(y_{k,i} - \bar{y}_k)^2 = \left(\sum_{i=1}^{N} y_{k,i}^2\right) - N\bar{y}_k^2 \tag{20}$$

$$SS_{ty,k} = \sum_{i=1}^{N}(t_{k,i} - \bar{t}_k)(y_{k,i} - \bar{y}_k) = \left(\sum_{i=1}^{N} t_{k,i}y_{k,i}\right) - N\bar{t}_k\bar{y}_k \tag{21}$$

여기서 $\bar{t}_k$과 $\bar{y}_k$는 각각 벡터 $\boldsymbol{t}_k$와 벡터 $\boldsymbol{y}_k$의 요소들의 평균값이다. 식 (19) ~ 식 (21)은 분산 (variance)과 상호상관 (covariance) 표현으로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\sigma_{t,k}^2 = \frac{SS_{tt,k}}{N} \tag{22}$$

$$\sigma_{y,k}^2 = \frac{SS_{yy,k}}{N} \tag{23}$$

$$cov(\boldsymbol{t}_k,\ \boldsymbol{y}_k) = \frac{SS_{ty,k}}{N} \tag{24}$$

이로부터 k번째 데이터 블록에 대해 커브 피팅법을 사용하여 추정한 선형 근사함수의 계수 a와 b는 다음과 같다.

$$a = \frac{cov(\boldsymbol{t}_k,\ \boldsymbol{y}_k)}{\sigma_{t,k}^2} = \frac{SS_{ty,k}}{SS_{tt,k}} \tag{25}$$

$$b = \bar{y}_k - a\bar{t}_k \tag{26}$$

식 (25)와 식 (26)은 부가잡음이 포함된 신호로부터 잡음이 제거된 신호의 변화 추이를 표현하는데 있어 좋은 해를 제공한다. 식 (25)와 식 (26)의 표준오차(standard error)는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$SE(a) = \frac{s_k}{\sqrt{SS_{tt,k}}} \tag{27}$$

$$SE(b) = s_k\sqrt{\left(\frac{1}{N} + \frac{\bar{t}_k^2}{SS_{tt,k}}\right)} \tag{28}$$

$$s_k = \sqrt{\frac{SS_{yy,k} - \frac{SS_{ty,k}^2}{SS_{tt,k}}}{N-2}} \tag{29}$$

식 (27)과 식 (29)로부터 근사함수 계수 a와 b의 표준오차는 근사에 사용된 표본 데이터 수, 즉 데이터 블록의 길이 (N)에 반비례함을 알 수 있다. 그러나 커브 피팅법을 이용하여 근사함수를 구할 때 사용하는 데이터 수의 증가는 많은 연산량을 요구한다. 따라서 이러한 연산량이 증가하는 단점을 해결하기 위해 작은 길이의 데이터 블록의 평균값을 이용하여 선형 근사 함수를 구한다. 길이 N을 갖는 데이터 블록을 $L << N$의 조건을 만족하는 길이 L을 갖는 서브 데이터 세그먼트 (sub-data segment)로 나눈다. 각각의 서브 데이터 세그먼트의 평균값을 구하고 이들로 구성되는 새로운 데이터 블록를 이용하여 선형 근사함수의 계수를 구한다. 이와 같은 서브 데이터 세그먼트의 평균값을 사용하면 부가잡음을 제거하려는 목적에 있어 전처리 백색화 (pre-whitening) 효과를 추가로 얻을 수 있다[8]. 먼저, 베타선 검출기로부터 측정된 신호를 다음과 같이 모델링 한다.

$$C(n) = I(n) + v(n) \tag{30}$$

여기서 $I(n)$은 잡음에 오염되지 않은 순수한 베타선 세기이고 $v(n)$은 부가잡음이다. 식 (8)과 식 (9)의 데이터 셋을 식 (30)을 사용하여 길이 L을 갖는 서브 데이터 세그먼트 벡터로 표현하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\boldsymbol{t}_k = [\boldsymbol{t}_{k,1}, \boldsymbol{t}_{k,2},\ \cdots,\ \boldsymbol{t}_{k,(N/L)}]^T \tag{31}$$

$$\boldsymbol{t}_{k,m} = [t_{k,m,1}, t_{k,m,2},\ \cdots,\ t_{k,,m,L}] \tag{32}$$

$$\boldsymbol{C}_k = [\boldsymbol{C}_{k,1}, \boldsymbol{C}_{k,2},\ \cdots,\ \boldsymbol{C}_{k,(N/L)}]^T \tag{33}$$

$$\boldsymbol{C}_{k,m} = [C_{k,m,1}, C_{k,m,2},\ \cdots,\ C_{k,,m,L}] \tag{34}$$

여기서 N/L은 양의 정수이며 m ($m = 1, 2, \cdots, N/L$)은 서브 데이터 세그먼트의 인덱스(index)를 나타낸다. 식 (32)와 식 (34)는 각각 시간과 측정된 베타선 세기에 대한 $L \times 1$ 크기의 서브 데이터 세그먼트 행벡터이다. 그리고 식 (31)과 식 (33)는 N/L개의 $1 \times L$ 크기의 서브 데이터 세그먼트 행벡터(row vector)로 이루어진 $N \times 1$ 크기의 열벡터(column vector)이다.

서브 데이터 세그먼트의 평균값 사용으로부터 얻을 수 있는 잡음제거 전처리 효과를 설명하기 위해 다음과 같은 가정을 한다.

가정 1: 부가잡음 $v(n)$은 통계적 특성이 0(zero) 평균과 σ_v^2 분산을 갖는 WSS(wide sense stationary) 백색 가우시안 프로세스(white Gaussian process)이며 $I(n)$와 통계적으로 독립이다.

가정 2: 미세먼지가 포집됨에 따라 측정되는 베타선 세기 신호는 매우 천천히 변화하는 신호이다. 따라서 길이가 L인 서브 데이터 세그먼트 내에서 순수한 베타선 세기 변화는 부가잡음의 크기보다 작다 ($\sigma_I^2 \ll \sigma_v^2$).

식 (30)과 식 (34)를 사용하여 길이 L인 m번째 서브 데

이터 세그먼트 벡터를 구성하는 샘플 데이터들의 평균값을 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\overline{C}_{k,m} = \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L} I_{k,m,i} + \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L} v_{k,m,i} \tag{35}$$

가정 1로부터 식 (35)의 우측변의 두 번째 항은 0(zero)이므로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\overline{C}_{k,m} \approx \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L} I_{k,m,i} \tag{36}$$

식 (36)은 스칼라(scalar)로서 벡터 $\boldsymbol{C}_{k,m}$의 요소들에 대한 평균값이다. 식 (36)의 결과로부터 서브 데이터 세그먼트의 평균값을 구함으로써 부가잡음 제거가 가능함을 유추할 수 있다. 서브 데이터 세그먼트의 평균값 처리는 근사함수의 계수를 구하는데 필요한 연산량을 줄일 수 있다. $N\times1$ 크기의 열벡터인 식 (33)은 식 (36)의 결과를 사용하여 $(N/L)\times1$ 크기의 열벡터로 크기가 줄어들며 다음과 같이 다시 표현할 수 있다.

$$\overline{\boldsymbol{C}}_k = \left[\overline{C}_{k,1}, \overline{C}_{k,2}, \cdots, \overline{C}_{k,(N/L)}\right]^T \tag{37}$$

그리고 식 (31)의 시간 벡터는 $\boldsymbol{t}_{k,m}$을 구성하는 요소들의 중심값을 사용하여 간단하게 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\overline{\boldsymbol{t}}_k = \left[\overline{t}_{k,1}, \overline{t}_{k,2}, \cdots, \overline{t}_{k,(N/L)}\right]^T \tag{38}$$

$$\overline{t}_{k,m} = \frac{t_{k,m,L} - t_{k,m,1}}{2} \tag{39}$$

따라서 서브 데이터 세그먼트의 평균값으로부터 구한 선형 근사함수의 기울기와 절편은 식 (25)와 식 (26)으로부터 다음 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{a} = \frac{cov(\overline{\boldsymbol{t}}_k, \overline{\boldsymbol{C}}_k)}{\sigma_{t,k}^2} = \frac{\overline{SS}_{ty,k}}{\overline{SS}_{tt,k}} \tag{40}$$

$$\hat{b} = \overline{C}_k - \hat{a}\overline{t}_k \tag{41}$$

여기서 $\overline{SS}_{tt,k}$과 $\overline{SS}_{ty,k}$는 식 (19) ~ 식 (21)부터 쉽게 구할 수 있다.

식 (25)와 식 (26)을 구하기 위해 사용되는 데이터 행렬의 크기가 $N\times1$인데 반해, 식 (40)과 식 (41)을 위해서 사용하는 데이터 벡터의 크기는 $N/L\times1$이다. 따라서 커브 피팅법으로부터 선형 근사 함수의 기울기 및 절편 계수 추정 시 요구되는 연산량을 줄일 수 있다.

4. 모의실험

제안한 방법의 잡음제거 성능을 확인하기 위해 식 (30)에서 모델링한 순수한 베타선 세기신호의 두 가지 형태를 고려하여 컴퓨터 모의실험을 하였다. 데이터 취득을 위한 샘플링 주파수는 10Hz이다.

Signal Type 1 : 선형 감쇠 신호

$$\begin{aligned} C(n) &= I(n) + v(n) \\ &= -0.002n + 1800 + v(n) \quad \text{for } \{n \mid 0 \le n \le 400000\} \end{aligned}$$

Signal Type 2 : 지수 감쇠 신호

$$\begin{aligned} C(n) &= I(n) + v(n) \\ &= (1.8\times10^3)e^{-0.0001n} + v(n) \quad \text{for } \{n \mid 0 \le n \le 40000\} \end{aligned}$$

각각의 시나리오에서 $v(n)$는 평균이 0(zero)인 백색 가우시안 잡음으로 $SNR = 25dB$가 되도록 순수한 베타선 세기 신호에 부가하였다. 각 시나리오에서 사용된 신호를 그림 5에서 보였다.

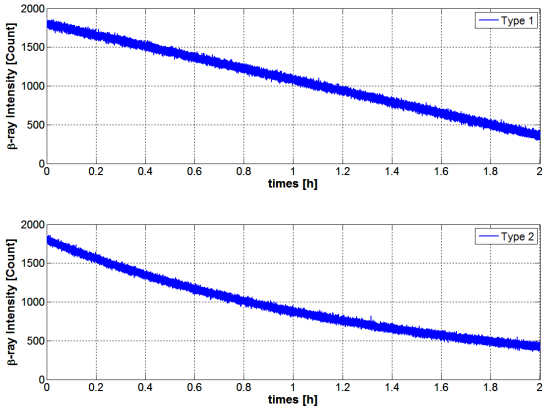

그림 5 실험에 사용된 두 가지 형태의 입력신호
Fig. 5 Two types of input signals used in simulations

그림 6와 그림 7은 앞에서 모델링한 잡음이 포함된 입력신호에 대해 제안한 커브 피팅법을 사용하여 구한 근사함수 계수의 추정 및 잡음제거 성능을 보이고 있다. 그림 6과 그림 7은 각각 Type 1과 Type 2의 입력신호에 대해 커브 피팅한 결과이다. 그림 6(a)와 그림 7(a)는 식 (25)와 식 (26)으로 표현되는 커브 피팅 결과이며 그림 6(b)와 그림 7 (b)는 서브 데이터 세그먼트의 평균값을 이용하는 식 (40)과 식 (41)의 커브 피팅 결과이다. 그림 6과 그림 7의 (a)에서 커브 피팅에 사용한 데이터 블록은 과거 3분간의 데이터 ($N=1800$)이다. 반면, 그림 6과 그림 7의 (b)는 동일한 데이터 블록에 대해 서브 데이터 세그먼트의 길이를 3초 구간의 데이터($L=30$)의 평균값을 구하고 3분 구간의 각 서브 데이터 세그먼트의 평균값($N/L=60$개)을 이용하여 커브 피팅한 결과이다.

표 1은 Type 1과 Type 2 입력신호 형태에 대해 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo simulation)을 통해 얻은 자승오차 평균값 결과(각각의 입력형태에 대해 서로 다른 입력신호의 100회 앙상블 평균)이다. 자승 오차 평균값은 순수 베타선 세기인 $I(n)$과 커브 피팅 결과인 선형 근사함수사이

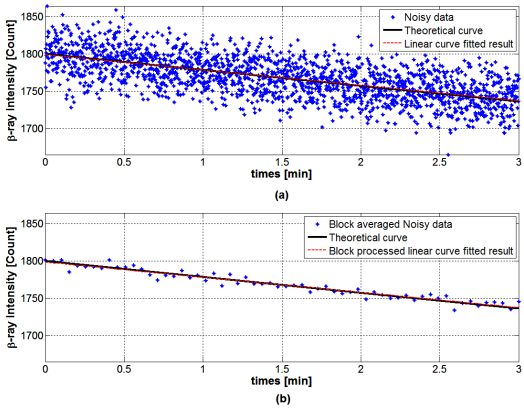

그림 6 Type 1 입력에 대한 제안한 방법의 잡음제거 성능

Fig. 6 Noise reduction performance of the proposed method for type 1 input signal

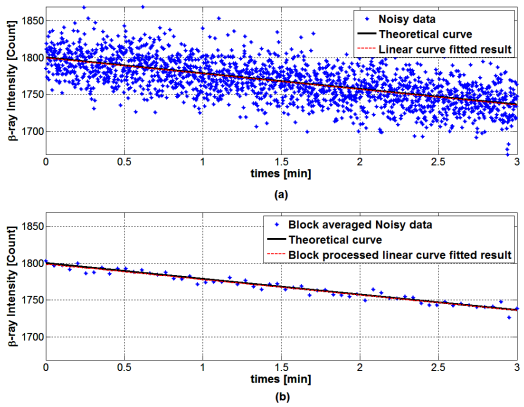

그림 7 Type 2 입력에 대한 제안한 방법의 잡음제거 성능

Fig. 7 Noise reduction performance of the proposed method for type 2 input signal

표 1 이론커브와 선형피팅커브의 자승오차 평균값 비교

Table 1 Comparison of average values of the squared errors for the theoretical curve and linear fitted curve

Input Types	Average values of the squared errors [dB]	
	curve fitted results	Block averaged curve fitted results
Type 1	-2.313	-1.827
Type 2	-2.765	-2.055

의 자승 오차 평균값으로 다음과 같은 식을 사용하여 구하였다.

$$avg_sq_err[dB] = 10\log_{10}\left(\frac{1}{N/L}\sum_{k=1}^{N/L}\left[\sum_{i=1}^{L} y_{k,i} - f(\bar{t}_{k,i})\right]^2\right) \qquad (42)$$

여기서 그림 6과 그림 7의 (a)에서 $N=1800, L=1$이고 (b)에서 $N=1800, L=30$이다.

표 2 서브 데이터 세그먼트 길이에 따른 커브피팅에 사용되는 데이터 수 및 자승오차 평균값

Table 2 The number of data used in curve fitting and average values of the squared errors for different length of sub-data segments

L	N/L	Average values of the squared errors [dB]
15	120	-2.041
30	60	-1.827
40	45	-1.018
60	30	-0.098

그림 6과 표 1의 결과에서 커브 피팅을 적용하여 근사함수의 기울기 및 절편 계수를 추정함으로써 입력신호에 부가된 잡음을 효과적으로 제거할 수 있음을 보였다. 또한 그림 6과 그림 7의 결과에서 1800개 데이터 샘플을 사용하여 추정한 결과 (a)와 블록 전처리를 통해 감소한 60개의 데이터 샘플을 사용하여 추정한 결과 (b)가 유사함을 보였다. 이로부터 서브 데이터 세그먼트의 길이 (L)를 적절히 선택함으로써 커브 피팅을 통해 근사함수의 계수 추정 시 요구되는 많은 계산량을 성능 저하없이 줄일 수 있음을 알 수 있다. 표 2는 파라미터 L에 따라 커브 피팅에 사용되는 데이터 수와 자승 오차의 평균값으로 평가한 잡음 제거 성능을 비교한 결과이다. 실험에서 사용한 데이터 블록의 길이는 $N=1800$이다. L이 증가함에 따라 커브 피팅에 사용하는 데이터 수가 감소하며 자승 오차의 평균값으로 표현되는 계수 추정 오차가 증가하게 된다. 이로부터 식 (36)의 평균값을 이용한 잡음 제거 효과에 비해 커브 피팅을 통한 부가잡음 효과가 보다 우수하다는 것을 알 수 있다. 반면 커브 피팅에 사용되는 데이터 수의 증가로 근사함수 계수 추정에 요구되는 연산량이 증가하게 되므로 잡음 제거 성능과 연산량 사이의 타협이 필요하다.

4. 결 론

본 논문은 대기 중 부유하는 미세먼지(PM10과 PM2.5)를 모니터링하는 시스템에서 농도 추정을 위해 필수적인 잡음제거 방법을 제안하였다. 우수한 잡음제거 성능과 계산량 감소는 선형 커브 피팅법과 작은 길이의 서브 데이터 세그먼트의 평균값 처리를 통해 가능하다. 제안한 방법에서 서브 데이터 세그먼트의 길이(L)에 따라 잡음제거 성능 및 요구되는 연산량은 타협(trade-off)하게 된다. 데이터 블록 길이(N)와 서브 데이터 세그먼트의 길이 (L)을 적절히 선택함으로써 적은 연산량으로 성능 저하없이 실시간으로 잡음제거 효과를 얻을 수 있다.

감사의 글

"이 논문은 2011학년도 동의대학교 교내일반연구비 지원에 의해 연구되었음(2011AA168)"

참 고 문 헌

[1] J. T. Van Der Wai and L. H. J. M. Janssen, “Analysis of Spatial and Temporal Variations of PM10 Concentrations in The Netherlands using Kalman Filtering,” Atmis. Environ., vol 34. pp. 3675-3687, 2000.

[2] 환경부, 광화학 대기오염 및 미세먼지의 생성과정 규명과 저감태책 수립 : 미세먼지분야, 연구보고서, 환경부, 2003.

[3] W. K. Kang, Technology of Measuring Equipment for Air Pollution, Research Paper, KRISS, 1999.

[4] J. B. Wedding and M. A. Weigand, “An Automatic Particle Sampler with Beta Gauging,” Jour. of the Air Waste Manage. Assoc., vol43, no, 4, pp. 475-479, 1993.

[5] FH62C14 Instruction Manual, Thermo, 2007.

[6] K. I. Hoi, K. V. Yuen, and K. M. Mok, “Optimizing The Performance of Kalman Filters Based Statistical Time-Varying Air Quality Models,” Jour. of Gloval NEST, vol. 12, no. 1, pp. 27-39, 2010.

[7] I. Ionel and F. Popescu, “Methods for Online Monitoring of Air Pollution Concentaration,” Air Quality, DOI:10.5772/9754, 2010.

[8] A. V. Oppenheim and R. W. Schafer, Discrete-Time Signal Processing 3rd Ed., Prentice-Hall, 2009.

[9] J. W. Demmel, Applied Numerical Linear Algebra, SIAM Philadelphia, 1997.

저 자 소 개

최 훈 (崔 薰)

1996년 충북대학교 전자공학과 졸업, 2001년 동 대학원 전자공학과 석사, 2006년 동 대학원 전자공학과 박사, 1995년 ~ 1998년 LG반도체, 2006년 ~ 2008년 한국표준과학연구원 Post-Doc., 2008년 3월 ~ 현재 동의대학교 전자공학과 조교수

Tel : 051-890-1673

E-mail : hchoi@deu.ac.kr

손 상 욱 (孫 尙 郁)

2004년 충북대학교 전자공학과 졸업, 2006년 동 대학원 전자공학과 석사, 2011년 동 대학원 전기공학과 박사, 2011년 ~ 현재 미국 텍사스 오스틴 대학 전기&컴퓨터공학과 Post-Doc.

E-mail : sohn6523@austin.utexas.edu

배 현 덕 (裵 鉉 悳)

1977년 한양대학교 전자공학과 졸업, 1980년 서울대학교 전자공학과 석사, 1992년 동 대학원 전자공학과 박사, 1994년 ~ 1995년 미국 시라큐스 대학 전기전자컴퓨터공학과 방문교수, 1987년 3월 ~ 현재 충북대학교 전자정보대학 전기공학과 교수

Tel : 043-261-2474

E-mail : hdbae@cbnu.ac.kr