論 文

신호의존성 잡음에서 순위 통계량을 쓰는 알려진 신호 검파 방식

正會員 宋 翊 鎬* 正會員 孫 在 徹* 正會員 金 相 燁* 正會員 金 善 勇*

A Detection Scheme for Known Signals in Signal-Dependent Noise Using Rank Statistics

Iickho SONG,* Jae Cheol SON,* Sang Youb KIM,* Sun Yong KIM* *Regular Members*

要 約 이 논문에서는 일반화된 관측 모델의 특수한 때에 순위 통계량을 써서 알려진 신호를 비모수 검파하는 한 가지 방법을 생각하였다. 좀더 구체적으로는 신호의존성 잡음 모델에서 알려진 신호 국소 최적 순위 검파기를 얻고 이를 순가산성 잡음 모델에서 얻은 국소 최적 순위 검파기와 견주어 보았다. 또한 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량을 이루는 점수 함수의 몇가지 보기를 보였다.

ABSTRACT A nonparametric detection scheme which uses rank statistics for detection of known signals is considered in a special case of a generalized observation model. Specifically locally optimum rank detectors for detection of known deterministic singals in a signal-dependent noise model are derived, and compared to those derived for the purely-additive noise model. Examples of the score funtions are given, which constitutes the test statistics of the locally optimum rank detectors.

I. 머리말

순가산성 잡음 모델은 수학적으로 해석하기 쉽고, 실제로도 대개 타당한 결과를 내주므로 신호 처리의 여러 분야에서 널리 쓰여 왔다. 그러나, 순가산성 잡음 모델로 실제 상황을 근사화할 수 없을 때에는, 보기를 들면, 적산성 또는 신호의존성 잡음이 섞이는 음향, 영상 처리 등의 분야에서는[1][2], 순가산성 잡음 모델을 그대로 쓸 수는 없다.

이런 때에는 순가산성 잡음뿐만 아니라 신호의존성 잡음과 적산성 잡음도 함께 나타낼 수 있는 일반화된 관측 모델을 씀으로써 실제 상황을 좀더 정확히 나타낼 수 있는데, 요즈음에 이와 같은 일반화된 관측 모델이 알려진 신호와 확률 신호를 국소 최적(locally optimum) 검파하는데 쓰였다[3][4].

국소 최적 검파기는 일반화된 Neyman-Pearson 정리에[5] 바탕을 둔 것인데, 이 검파기는 신호 세기가 셀 때보다 신호 세기가 약할 때에 일반적으로 신호를 검파하기 어렵다는 문제의 한 풀이가 되며, 균일 최강(uniformly most powerful) 검파기 또는 최적(optimum) 검파기보다 구현하기 쉽다는 좋은 점을 가지고 있다.

이 논문에서는 순가산성 잡음과 신호의존성 잡음이 함께 신호에 더해질 때 알려진 신호의 국소 최적 순위(locally optimum rank) 검파를 다루겠다. 국소 최적 순위 검파기는 비모수적(nonparametric) 검파기이기 때문에 잡음의 확률 밀도 함수를 얻기 어려울 때에 더욱 쓸모있게 된다. 이 논문의 결과는 지하수, 지진파 검색 등을 포함하는 많은 분야에 도움이 될 수 있을 것이다.

*韓國科學技術院 電氣및 電子工學科
Department of Electrical Engineering Korea Advanced Institute of Science and Technology
論文番號 : 91-30(接受1990. 11. 26)

Ⅱ. 관측 모델

관측 X_i, $i=1,2,\cdots,n$,이 다음과 같이 나타나는 모델을 생각하자.

$$X_i=\alpha(\tau)e_i+\gamma^{1-d}(\tau)\,[\alpha(\tau)\alpha(\tau)+e_i]^d N_i+W_i,\ i=1,2,\cdots n, \quad (1)$$

(1)에서 n은 입력 경로에 모이는 표본의 크기이고, e_i는 i번째 표본 순간에서 알려진 신호 성분, $\alpha(\tau)$는 신호 크기, W_i는 i번째 표본 순간의 순가산성 잡음이다. 잡음 성분 W_i는 평균이 0, 분산이 σ_w^2, 확률 밀도 함수가 fw인, 서로 독립이고 같은 분포를 갖는 (i, i, d) 확률 변수이다. 잡음 성분 N_i는 서로 독립이고 같은 분포를 가지며 일반적으로 W_i와 상관되어 있다고 가정한다. 모델(1)의 오른쪽 변 두째 항은 d=1이면 알려진 신호에 N_i가 곱해져 관측되는 적산성 잡음이 되고, d=0면 신호 세기를 조절하는 τ에 따라 크기가 바뀌는 신호의존성 잡음이 된다. 잡음 성분 N_i의 분산과 확률 밀도 함수는 각각 σ^2_N과 f_N으로 나타내고, N_i와 W_i의 결합 확률 밀도 함수는 f_{NW}로 나타내기로 하자. 한편 $\alpha(0)=\gamma(0)=0$이고 $\alpha(\tau)$와 $\gamma(\tau)$는 $\tau>0$에서 증가함수라고 가정하자.

또한 관측 모델(1)에서 알려진 신호 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량을 얻기 위해 다음과 같이 가정하자.

(a) 확률 밀도 함수 f_W와 f_N은 유한한 Fisher 정보를 갖는다.

(b) 잡음 확률 밀도 함수는 모든 x에 대해 $f_W(-x)=f_W(x)$를 만족시킨다.

(c) 잡음 확률 밀도 함수는 정규 조건을 (regularity conditions)[6]만족시키도록 부드러운 곡선꼴을 갖는다.

다른 검파 문제에서와 같이 이 논문에서 다루는 검파 문제도 귀무가설(null hypothesis) H: $\tau=0$과 대립가설(alternative hypothesis) K: $\tau>0$ 가운데에서 하나를 고르는 통계적 가설 검정 문제로 볼 수 있다. 여기서, 관측벡터 $X=(X_1,X_2,\cdots,X_n)$의 결합 확률 밀도 함수는 다음과 같다.

$$f(x|\tau)=\prod_{i=1}^{n}\int f_{NW}(n_i,x_i-\alpha(\tau)e_i-\gamma^{1-d}(\tau)[\alpha(\tau)e_i]^d n_i)\,dn_i \quad (2)$$

Ⅲ. 검정 통계량

3.1 전제

오경보 확률이 α인 (크기가 α인) 모든 검파기의 모임을 $D\alpha$라 하고, 신호대 잡음비가 θ일 때 검파기 D의 검파력 함수를 $P\alpha(\theta|D)$라 하자. 그러면 크기가 α인 국소 최적 검파기 D_{Lo}는 다음 식을 만족시킨다.

$$\max_{D\in D\alpha}\left.\frac{d^{\upsilon}P\alpha(\theta|D)}{d\theta^{\upsilon}}\right|_{\theta=0}=\left.\frac{d^{\upsilon}P\alpha(\theta|D_{Lo})}{d\theta^{\upsilon}}\right|_{\theta=0} \quad (3)$$

(3)에서 υ는 $\theta=0$일 때 처음으로 0이 되지 않는 미분 횟수이다.

관측 모델 (1)에서 $\gamma(\tau)=0$인 특수한 때인 순가산성 잡음 모델에서 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량은 다음과 같다[7].

$$T^a_{LOR}(X)=\sum_{i=1}^{n}e_iZ_ic_1(Q_i) \quad (4)$$

(4)에서 a는 순가산성 잡음을 나타내는 첨자, $Z_i=\mathrm{sgn}(X_i)$, Q_i는 집합 $M=\{|X_1|,|X_2|,\cdots,|X_n|\}$에서 $|X_i|$의 순위이고 (곧 X_i의 크기 순위이고)

$$c_1(i)=E\{g_1(|X|_{(i)})|H\} \quad (5)$$

은 점수 함수이다. 여기서

$$g_1(x)=\frac{f'_W(x)}{f_W(x)} \quad (6)$$

이고 $|X|_{(i)}$는 집합 M에서 i번째로 작은 원소이다.

3.2 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량

$d=0$일 때 $\theta=\alpha(\tau)$ 또는 $\theta=\gamma(\tau)$라 두면 (2)의 밀도 함수 $f(x|\tau)$는 θ로 재매개변수화되는데[3], 재매개변수화된 확률 밀도 함수를 $\phi(x|\theta)$로 쓰면 귀무가설과 대립가설에서 $Q=(Q_1,Q_2,\cdots,Q_n)$과 $Z=(Z_1,Z_2,\cdots,Z_n)$의 결합 확률 질량 함수는 각각 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$H : p(q,z)=\frac{1}{n!2^n} \tag{7}$$

$$K : p(q,z)=\int_B \phi(x|\theta)dx \tag{8}$$

여기서 $B=\{x|Q=q,\ Z=z\}$이다. 식(7)과 (8)을 쓰면 Neyman-Pearson 기본 정리를[5] 따라 다음과 같은 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량을 얻을 수 있다.

$$T_{LOR}(X)=\frac{\left.\frac{d^{\upsilon}p(q,z|\theta)}{d\theta^{\upsilon}}\right|_{\theta=0}}{p(q,z|0)} \tag{9}$$

υ는 (3)에서 정의한대로 처음으로 미분값이 0 이되지 않는 횟수이다.

[3]에 보인 것과 비슷한 단계를 거치면 (9)로 부터 $E\{N|W\}\not\equiv 0$ 일 때나, $E\{N|W\}\equiv 0$이고 $\Delta>1/2$일 때에는 다음과 같은 검정 통계량을 얻을 수 있다.

$$T^s_{LOR}(X)=\sum_{i=1}^{n}[a'(0)e_1Z_1c_1(Q_1)+c'(0)c_2(Q_1)] \tag{10}$$

여기서

$$c_2(i)=E\{g_2(|X|_{(i)})|H\} \tag{11}$$

는 점수 함수,

$$g_2(x)=-\frac{[f_w(x)E\{N|W=x\}]'}{f_w(x)} \tag{12}$$

이고 첨자 s는 신호의존성 잡음 모델을 뜻한다. 그리고 $\alpha(\tau)$와 $\gamma(\tau)$를 재매개변수화한 것을 미분하여 $\theta=0$이라 둔 값 $a'(0)$과 $c'(0)$은 $\alpha(\tau)$와 $\gamma(\tau)$에 대한 가정에 따르면 유한한 값이라는 것을 알 수 있다.

또한 $E\{N|W\}\equiv 0$ 이고 $\Delta=1/2$ 이면 검정 통계량은

$$T^s_{LOR}(X)=\sum_{i=1}^{n}[a''(0)e_1Z_1c_1(Q_1)+d_3(Q_1)] \tag{13}$$

이며, $E\{N|W\}\equiv 0$ 이고 $\Delta<1/2$ 이면

$$T^s_{LOR}(X)=\sum_{i=1}^{n}d_3(Q_1) \tag{14}$$

임을 보일 수 있다. (13)과 (14)에서

$$d_3(i)=E\{h_3(|X|_{(i)})|H\} \tag{15}$$

는 점수 함수이고

$$h_3(x)=\frac{[f_w(x)E\{N^2|W=x\}]''}{f_w(x)} \tag{16}$$

이다. 표1은 여러 경우에 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량에 어떤 점수 함수가 쓰이는 지를 보여준다.

3.3 관찰

국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량 (10)

표 1. 신호의존성 잡음 모델에서 검정 통계량을 이루는 점수 함수

	$\Delta>1$	$\Delta=1$	$1>\Delta>1/2$	$\Delta=1/2$	$1/2>\Delta>0$
$E\{N\|W\}\not\equiv 0$	c_1	c_1, c_2	c_2	c_2	c_2
$E\{N\|W\}\equiv 0$	c_1	c_1	c_1	c_1, d_3	d_3

(13) 및 (14)를 살펴보면 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다.

(a) $\Delta>1$ 일 때나, $\Delta>1/2$이고 $E\{N|W\}\equiv 0$ 일 때에는 검정 통계량이 c_1에만 의존한다는 것을 알 수 있다. 곧 이 때에는 알려진 신호만이 검파에 영향을 주고, 신호의존성 잡음은 검파에 쓰이지 않음을 알 수 있다. 따라서, 이 때에는 순가산성 잡음만이 있을 때와 똑같은 검파기 얼개를 갖는다.

(b) $\Delta=1$이고 $E\{N|W\}\equiv 0$일 때와 $\Delta=1/2$이고 $E\{N|W\}\not\equiv 0$ 일 때에는 (10)의 c_2항과 (13)의 d_3항은 관측값에 따라 바뀌지 않는 일정한 값을 가지므로 역시 c_1만이 검정 통계량에 영향을 준다는 것을 알 수 있다.

(c) $\Delta<1/2$ 일 때나, $\Delta<1$ 이고 $E\{N|W\}\not\equiv 0$ 일 때에는 관측값이 어떻게 되더라도 검정 통계량이 일정한 값을 가지므로, 이 때에는 국소 최적 순위 검파기가 쓸모없음을 알 수 있다. 이런 현상이 나타나는 까닭은 알려진 신호성분이 잡음성분에 견주어 너무 약하기 때문에 축약된 자료들이 신호를 검파하기에 충분한 정보를 가지지 못하기 때문이다.

(d) 신호의존성 잡음과 순가산성 잡음이 함께 있을 때 국소 최적 순위 검파기는 순가산성 잡음만이 있을 때 국소 최적 순위 검파기와 그 얼개가 크게 다르지 않음을 알 수 있다.

(e) 국소 최적 순위 검파기와 국소 최적 검파기를[3] 견주어 보면 다음을 알 수 있다. 국소 최적 검파에서는 신호의존성 잡음이 신호원처럼 작용하여 검파력을 높이는 데에 도움을 주었고, 신호의존성 잡음과 순가산성 잡음사이의 상관도 신호 검파에 도움을 주었다. 그러나, 국소 최적 순위 검파에는 신호의존성 잡음이 잡음원처럼 작용하여 검파력을 오히려 떨어뜨렸으며 신호의존성 잡음과 순가산성 잡음사이의 상관도 신호 검파에 좋지않은 요소가 된다는 점을 알 수 있다.

3.4 적산성 잡음일 때

적산성 잡음일 때, 곧 관측모델 (1)에서 $d=1$ 일 때에도, 앞에서 얻은 것과 비슷하게 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량을 얻을 수 있다. $\theta=\alpha(\tau)$, $a(\theta)=\theta$로 정의하면 (13)을 얻을 때와 비슷한 방법으로 다음과 같은 검정 통계량을 얻을 수 있다.

$$T_{LOR}^{m}(X)=\sum_{i=1}^{n} e_i Z_i[c_1(Q_i)+c_2(Q_i)] \qquad (17)$$

여기서 m은 적산성 잡음을 나타내는 첨자이다. 검정 통계량 (17)을 살펴보면 가산성 잡음은 알려진 신호와 함께 점수 함수 c_1를 매개로 언제나 검정 통계량에 영향을 미치고 $E\{N|W\}\not\equiv 0$ 이면 적산성 잡음은 c_2를 매개로 검정 통계량에 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 한편 (17)에서 알 수 있듯이 적산성 잡음이 있을 때 국소 최적 순위 검파기의 검정 통계량은 순가산성 잡음모델에서 얻은 검정 통계량에서 c_1을 c_1+c_2로 바꾼 것과 같다.

Ⅳ. 점수 함수의 크기

먼저 f_{NW}가 두변량 정규 확률 밀도 함수 $\eta(0,0,s,1,r)$일 때를 생각해보자. 여기서 $\eta(m_1,m_2,s_1,s_2,r)$은 $E\{N\}=m_1$, $E\{W\}=m_2$, $\alpha_N^2=s_1^2$, $\sigma_W^2=s_2^2$이고 상관계수는 r인 두변량 정규확률 밀도함수를 나타낸다. 점수 함수의 값은 $F(x)$를 표준정규 분포의 확률 분포 함수 $\Phi(x)$로, $f_W(x)$를 표준 정규 분포의 확률 밀도 함수 $f_G(x)$로, $E\{N|W=x\}$를 rsx로, $E\{N^2|W=x\}$를 $r^2s^2x^2+s^2(1-r^2)$으로 바꾸고 부록에 주어진 식을 써서 수치해석법으로 계산할 수 있다. 그 뿐만 아니라 n이 클 때에는 [8]에 나타난 것과 비슷하게 점수 함수의 값을 근사적으로 계산할 수 있다. 곧

$$c_1(i)\simeq\Phi^{-1}\left(\frac{n+i+1}{2n+2}\right) \qquad (18)$$

$$c_2(i)\simeq rs\left[\left\{\Phi^{-1}\left(\frac{n+i+1}{2n+2}\right)\right\}^2-1\right] \qquad (19)$$

및

표 2. 점수 함수 : 첫번째 보기

i	$c_1(i)$		$c_2(i)$		$d_3(i)$	
	(A1.1)	(18)	(A1.2)	(19)	(A1.3)	(20)
1	.060	.060	−.497	−.498	−.253	−.252
2	.120	.120	−.489	−.493	−.260	−.257
3	.181	.180	−.479	−.484	−.270	−.266
4	.242	.241	−.464	−.471	−.283	−.278
5	.305	.303	−.446	−.454	−.299	−.294
6	.369	.366	−.423	−.433	−.318	−.313
7	.435	.431	−.395	−.407	−.339	−.334
8	.503	.497	−.362	−.376	−.362	−.358
9	.573	.566	−.323	−.340	−.386	−.385
10	.647	.637	−.277	−.297	−.410	−.412
11	.723	.712	−.222	−.246	−.432	−.439
12	.806	.792	−.158	−.187	−.450	−.465
13	.893	.876	−.081	−.116	−.459	−.487
14	.988	.967	.010	−.032	−.454	−.499
15	1.09	1.07	.123	.070	−.421	−.495
16	1.21	1.18	.264	.196	−.339	−.462
17	1.35	1.31	.449	.357	−.164	−.373
18	1.52	1.47	.705	.573	.213	−.171
19	1.76	1.67	1.11	.892	1.13	.295
20	2.17	1.98	1.96	1.46	4.55	1.64

표 3. 점수 함수 : 두번째 보기

i	$c_1(i)$	$c_2(i)$	$d_3(i)$
1	.048	−.498	1.74
2	.095	−.491	2.40
3	.143	−.479	3.29
4	.190	−.463	4.48
5	.238	−.442	6.12
6	.286	−.416	8.40
7	.333	−.384	11.6
8	.381	−.347	16.1
9	.429	−.304	22.7
10	.476	−.253	32.3
11	.524	−.195	47.0
12	.571	−.129	69.7
13	.619	−.052	106
14	.667	.036	169
15	.714	.140	280
16	.762	.262	498
17	.810	.411	978
18	.857	.599	2240.
19	.905	.855	6830.
20	.952	1.27	41300.

$$d_3(i) \simeq s^2[r^2\{\Phi^{-1}(\frac{n+i+1}{2n+2})\}^4+(1-6r^2)\cdot \{\Phi^{-1}(\frac{n+i+1}{2n+2})\}^2+3r^2-1] \qquad (20)$$

부록에 있는 식(A1.1)−(A1.3)을 써서 수치 해석적으로 얻은 점수 함수 값과 (18)−(20)을 써서 얻은 근사값을 $n=20$, $r=0.5$이고 $s=1$ 일 때에 표2에 보였다. 표2를 보면 i가 n과 가까울 때는 빼면 점수 함수의 참값과 근사값이 크게 다르지 않음을 알 수 있다.

두번째 보기로 $N_i=rsW_i+(1-r)sZ_i$ 인 때를 생각해 보자. 여기서 W_i와 Z_i는 서로 독립이고, Z_i는 평균이 0이고 분산이 1인 확률 변수이고, W_i는 확률 밀도 함수가 $f_W(x)=e^{-x}/(1+e^{-x})^2$인 확률 변수이다. 그러면 $E\{N|W=x\}=rsx$, $E\{N^2|W=x\}=s^2[r^2x^2+(1-r^2)]$이고 점수 함수는 다음과 같음을 보일 수 있다.

$$c_1(i)=\frac{i}{n+1} \qquad (21)$$

$$c_2(i)=rs\left[\frac{i}{n+1}\ \ln\frac{n+i+1}{n-i+1}-1\right] \qquad (22)$$

및

$$d_3(i)=s^2\left[\left\{r^2\ \ln\frac{n+i+1}{n-i+1}+1-r^2\right\}\cdot\right.$$
$$\left\{6\left(\frac{n+i+1}{n-i+1}\right)^2-6\left(\frac{n+i+1}{n-i+1}+1\right\}\cdot\right.$$
$$\left.-4r^2\frac{i}{n+1}\ \ln\frac{n+i+1}{n-i+1}+2r^2\right] \qquad (23)$$

$n=20$, $r=0.5$이고 $s=1$ 일 때에 점수 함수 (21)-(23)을 표3에 보였다.

V. 맺음말

이 논문에서는 순위 통계량을 쓰는 알려진 신호의 비모수 검파 문제를 일반화된 관측 모델의 한 가지에서 다루었다.

신호의존성 잡음이 있을 때 알려진 신호 국소 최적 순위 검파기는 순가산성 잡음 모델에서의 알려진 신호 국소 최적 순위 검파기와 거의 똑같은 얼개를 갖는다는 것을 밝혔고 적산성 잡음이 있을 때에는 국소 최적 순위 검파기가 순가산성 잡음모델에서의 국소 최적 순위 검파기를 일반화한 얼개를 갖는다는 것을 알 수 있었다.

이 연구에서 얻은 국소 최적 순위 검파기와 이미 알려진 다른 검파기와의 성능을 견주어 보는 연구를 하고 있으며 앞으로는 일반화된 관측 모델에서 복합 신호 국소 최적 순위 검파기에 대해서도 연구할 것이다.

참 고 문 헌

1. R. Pettai, *Noise in Receiving Systems*, John Wiley & Sons, New York, 1984.
2. D.T. Kuan, *et al.*, "Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise", *IEEE Trans Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-7, pp.165-177, March 1985.
3. I. Song and S.A. Kassam, "Locally Optimum Detection of Signals in a Generalized Observation Model : The Known Signal Case", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-36 pp. 502-515, May 1990.
4. I. Song and S.A. Kassm, "Locally Optimum Detection of Signals in a Generalized Observation Model : The Random Signal Case", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-36 pp.516-530, May 1990.
5. E.L. Lehmann, *Testing Statistical Hypotheses*, 2nd ed., John Wiley & Sons, New York, 1986.
6. S.A. Kassam, *Signal Detection in Non-Gaussian Noise*, Springer Verlag, New York, 1988.
7. S.A. Kassam and J.B. Thomas, *ed.*, *Nonparametric Detection : Theory and Applications*, Dowden, Hutchison & Ross, Stroudsburg, PA, 1980.
8. J. Hajek and Z. Sidak, *Theory of Rank Tests*, Academic, New York, 1967.

부 록

점수 함수의 여러 표현법

$$\begin{aligned} c_1(i)&=E\{g_1(|X|_{(i)})|H\}\\ &=E\{g_1(X_j)|Q_j=i\}\\ &=-M_1\int_0^\infty fw'(x)\ F_1(i)\ F_2(i)dx, \end{aligned} \qquad (A1.1)$$

$$\begin{aligned} c_2(i) &= E\{g_2(X_{(i)}) \mid H\} \\ &= E\{g_2(X_j) \mid Q_j = i\} \\ &= -M_i \int_0^\infty u'(x)\, F_1(i) F_2(i)\, dx, \end{aligned} \tag{A1.2}$$

$$\begin{aligned} d_3(i) &= E\{h_3(|X|_{(i)}) \mid H\} \\ &= E\{h_3(X_j) \mid Q_j = i\} \\ &= M_i \int_0^\infty v''(x)\, F_1(i) F_2(i)\, dx, \end{aligned} \tag{A1.3}$$

여기서

$$F_1(i) = (2F(x) - 1)^{i-1} \tag{A1.4}$$

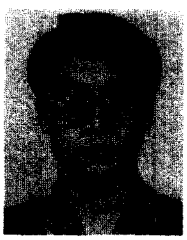
$$F_2(i) = (1 - F(x))^{n-i} \tag{A1.5}$$

$$M_i = \frac{2^{n-i+1} \cdot n!}{(n-i)! \cdot (i-1)!} \tag{A1.6}$$

$$u(x) = f_W(x) E\{N \mid W = x\} \tag{A1.7}$$

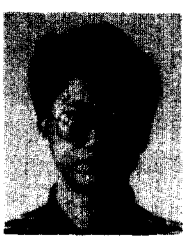
$$v(x) = f_W(x) E\{N^2 \mid W = x\} \tag{A1.8}$$

이고 F는 f_W의 누적 분포 함수를 나타낸다



宋 翊 鎬(Iick Ho SONG) 正會員
1960年 2月 20日生
1982年 2月 : 서울대학교 전자공학과 졸업
1984年 2月 : 서울대학교 전자공학과 졸업 (석사)
1985年 8月 : Univ. of Pennsylvania 전기공학과 졸업(M.S.E)
1987年 5月 : Univ. of Pennsylvania 전기공학과 졸업(Ph.D.)
현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 조교수

孫 在 徹(Jae Cheol SON) 正會員
1965年 11月 5日生
1988年 2月 : 연세대학교 전기공학과 졸업
1990年 2月 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사)
현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정 재학



金 相 燁(Sang Youb KIM) 正會員
1967年 8月 24日生
1990年 2月 : 경북대학교 전자공학과 졸업
현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정 재학

金 善 勇(Sun Yong KIM) 正會員
1968年 1月 30日生
1990年 2月 : 한국과학기술원 과학기술대학 정보통신학과 졸업
현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사과정 재학