

# 適應信號 檢出을 위한 簡易化된 QNAR-AGC 시스템에 관한 연구

## (A Study on the Simplified QNAR AGC Systems for Adaptive Signal Detection)

李元吉\*, 朴圭皓\*, 朴松培\*

(Won Kil Lee, Kyu Ho Park and Song Bai Park)

### 要 約

자동이득 제어장치에서 신호대잡음비가 큰 신호나 중첩신호(overlapped signal)인 경우, 장치의 출력단에서 신호 감쇄가 일어나게 된다. 이런 문제점을 해결하기 위해 quasi-noise alone reference (QNAR) 알고리즘이 발표 되었다.<sup>1)</sup> 그러나 이 QNAR 알고리즘은 계산의 복잡성 때문에 real time processing 이 어려운 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 이 문제점을 해결 하기위해 새로운 방법 즉 QNAR-BI 알고리즘을 제시 하였다. 제시된 QNAR-BI 알고리즘은 계산의 복잡성을 대폭 감소시키면서도, 시뮬레이션 결과 성능은 기존의 QNAR 알고리즘 보다 향상 되었다.

### Abstract

This paper presents a simple method for drastic reduction of computational requirement for realization of the quasi-noise alone reference (QNAR) estimation of noise power.[1] The new estimator does not bring forth performance degradation, as shown by extensive computer simulations, and is amenable to hardware implementation for certain real-time signal processing problems.

### I. 序 論

Nonstationary noise에서 결정신호(deterministic signal)를 거의 일정한 false alarm probability로 찾기 위하여, matched filter 입력단에 보통 자동 이득 제어(automatic gain control) 회로를 사용한다.<sup>2)</sup> 정확한 자동 이득 제어를 하기 위해서는 여기에 사용될 잡음 전력은 신호의 영향을 받지 않는 순수한 잡음만

에 의한 전력이어야 한다. 그러나 기존의 자동 이득 제어 회로에서는 잡음과 신호를 구별 하지 못하기 때문에 신호대 잡음비가 큰 신호는 제어 회로 출력단에서 신호 감쇄를 일으키게 된다. 따라서 표적 크기에 대한 정확한 정보를 얻기 힘들며, 이러한 현상은 radar나 sonar에 있어서 중요한 문제점이 되고 있다. 이런 문제점을 해결하기 위해서는 신호처리 과정에서 수신된 신호에 무관하게 항상 순수한 잡음 전력의 예측(estimation)이 필요하며, 이러한 특성을 가진 알고리즘이 H. El Ayadi와 B. Picinbono에 의해 NAR(noise-alone reference)이란 이름으로 발표되었다.<sup>3)</sup> 그러나 이 알고리즘은 localized 신호일 경우는 오차

\*正會員, 韓國科學技術院, 電氣및 電子工學科  
(Dept. of Electrical Engineering, KAIST)  
接受日字: 1985年 3月 22日

없이 잡음 전력을 예측할 수 있으나, unlocalized 신호 특히 중첩 신호(overlapped signal)일 경우는 예측된 잡음 전력이 NAR 특성을 가지지 못하므로, 출력단에서 신호의 감쇄를 가져온다. 이의 보완을 위하여, 최근에 다시 QNAR (quasi-noise alone reference) 알고리즘이 발표되었다.<sup>[1]</sup> 이 QNAR estimator는 radar, sonar 신호와 같은 unlocalized 신호에서 pure noise 구간이 contamination 구간(잡음에 표적 신호가 포함된 구간)보다 시간적으로 길 경우에는 잘 적용된다. 그러나 이 방법은 계산과정이 매우 복잡하여, real time processing이 어려운 단점이 있다.

본 논문에서는 이런 단점을 해결하기 위하여 threshold comparison을 이용한 새로운 알고리즘을 제시한다. 이 알고리즘은 수신된 신호가 pure noise 구간에 있는지, contamination 구간에 있는지를 판별하기 위하여, 복잡한 계산 대신에 mean level detection 결과를 binary integration 하여, 그것을 threshold detection 하는 방법을 사용한다.

이 알고리즘에 의한 estimator를 앞으로 QNAR-BI estimator로 부르겠으며, 이 방법에 의하여 계산의 복잡성을 대폭 감소시킬 수 있으면서도, computer 시뮬레이션 결과 QNAR 알고리즘보다 좋은 성능을 얻을 수 있었다.

II. QNAR-BI Estimator

제안된 QNAR-BI estimator를 설명하기 전에 이해를 돕기 위해 우선 기존의 QNAR estimator에 대해 간단히 언급코자 한다.

1. QNAR Estimator

수신된 신호 vector  $X_n$ 이 시간 간격 T에서 과거의 r sampled value로 구성된다면,

$$X_n = (x_{n-r}, x_{n-r-1}, \dots, x_{n-1})' \quad (1)$$

이것은 다시 아래와 같이 표시할 수 있다.

$$X_n = N_n + k \cdot S_i \quad (2)$$

여기  $N_n$ 은 잡음 vector이고,  $S_i$ 은 표적 신호 vector, k는 신호 크기이다. 관찰 시간동안 잡음은 zero mean gaussian process이고, normalized correlation function은 알 수 있지만, 잡음 전력은 모르며, 시간에 따라 천천히 변한다고 가정한다. 또한 표적신호 vector  $S_i$ 은 unlocalized 신호인 경우 표적신호 도착 시간을 모르기 때문에 알고 있는 송신신호 vector S에서 시간 변위 l로서 구하여야 한다. 이러한 조건하에서 QNAR estimator는 수신된 신호가 순수한 잡음 신호인지 아니면 잡음에 표적신호가 포함되어 있는지를 알기 위해  $Q(X_n)$ 와 표준 잡음전력 예측치  $P_s(X_n)$ 과를 비교

한다, 여기서  $P_s(X_n)$ 과  $Q(X_n)$ 은 아래와 같이 정의된다.<sup>[1]</sup>

$$P_s(X_n) \triangleq \frac{1}{\gamma} \cdot X_n' X_n \quad (3)$$

$$Q(X_n) \triangleq X_k' \bar{C} X_n \quad (4)$$

$$\bar{C} = [T_r(\bar{C})]^{-1} \bar{C} \quad (5)$$

$$\bar{C} = \sum_{i=r-1}^{r-1} S_i S_i' \quad (6)$$

여기서  $T_r$ 은 trace 이고, '는 matrix의 transpose를 표시한다.

따라서 이 알고리즘의 decision rule은

$$Q(X_n) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} P_s(X_n) + \delta \quad (7)$$

여기서  $\delta$ 는 주어진 false alarm rate에 의거 결정되는 상수이다. 또한  $H_1$ 은 수신신호 vector  $X_n$ 이 표적신호를 포함하고 있다는 것을 의미하며,  $H_0$ 는  $X_n$ 이 순수한 잡음으로만 되어 있다는 것을 뜻한다.

식(7)의 decision rule에 의거  $H_0$ 인 경우는 잡음 전력 예측치  $P_s(X_n)$ 은  $P_s(X_n)$  값으로 정한다. 왜냐하면, 잡음이 white gaussian일 경우,  $P_s(X_n)$ 이 optimal하기 때문이다.<sup>[4]</sup>

또  $H_1$ 인 경우에는  $P_s(X_n)$  값은 과거의 순수한 잡음 전력을 적용하여 사용한다. 그러나  $H_0$ 와  $H_1$ 의 경계면에서는 잡음전력에 표적신호 성분이 포함될 수 있기 때문에 아래와 같이 일차 적분식을 사용한다.

$$\bar{P}(X_n) = \alpha \cdot \bar{P}(X_{n-1}) + (1-\alpha) P_s(X_n), 0 < \alpha < 1 \quad (8)$$

여기서  $\bar{P}(X_n)$ 은 적분기의 출력이고,

$$P_1(X_n) = \min[\bar{P}(X_{n-1}), P_s(X_n)] \quad (9)$$

따라서 QNAR-AGC 시스템의 출력  $T_1(X_n)$ 은 아래와 같이 표시할 수 있다.

$$T_1(X_n) = \frac{S' X_n}{\sqrt{P_1(X_n)}} \quad (10)$$

지금까지 설명한 QNAR-AGC 시스템을 block diag-

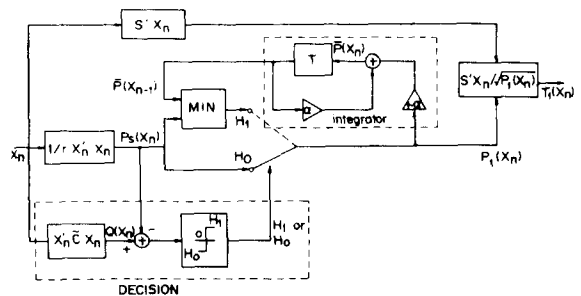


그림 1. QNAR-AGC 시스템의 블럭 다이어그램  
Fig. 1. Block diagram of the QNAR-AGC system.

ram으로 표시하면 그림 1과 같다.

2. QNAR-BI Estimator

QNAR-BI estimator는 그림 2에 표시된 것과 같이 square-law detector의 출력을 이용하여, adaptive threshold level을 구하고, 이와 수신된 신호를 비교하여, 수신된 신호  $X_n$ 이 pure noise 구간에 있는지, contamination 구간에 있는지를 판단하여, 각각의 경우에 따른 예측 잡음전력을 구한다.

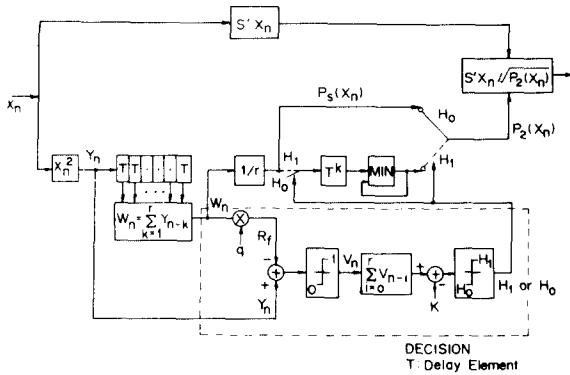


그림 2. QNAR-BI AGC 시스템의 블록 다이어그램  
Fig. 2. Block diagram of the QNAR-BI AGC system.

어떤 순간  $n$ 에서 과거  $r$ 개의 square-law detector의 출력을 합한값  $W_n$ 은

$$W_n = \sum_{k=1}^r X_{n-k}^2 \tag{10}$$

또 threshold level  $R_f$ 는  $W_n$ 으로 부터 아래와 같이 구한다.

$$R_f = q \cdot W_n \tag{11}$$

여기서  $q$ 는 single pulse false alarm probability  $P_0$ 와  $r$ 로 부터 아래식에 의거 구할 수 있다.<sup>5)</sup>

$$P_0 = (q+1)^{-r} \tag{12}$$

다음으로 square-law detector의 출력  $x_n^2$ 값과 threshold level  $R_f$ 를 비교하여,  $R_f$ 가  $x_n^2$ 값을 초과할 때는 comparator 출력이 1이고, 초과 못하면, 0으로 되게 한다. 카운타가 이 comparator의 출력을 주어진 정수  $N$ 번 만큼 합하여, 그 값이 decision threshold  $K$ 보다 적으면  $H_0$ , 즉 수신된 신호가 순수한 잡음으로만 되어 있다고 판단하고,  $K$ 보다 많으면,  $H_1$ 으로 판단한다. 여기서 decision threshold  $K$ 는 false alarm probability  $P_f$ 와  $N$ 가 정해지면, 아래의 cumulative binomial probability 식들로 부터 계산될 수 있다.<sup>5)</sup>

$$P_f = \sum_{i=k}^N \binom{N}{i} P_0^i (1-P_0)^{N-i} \tag{13}$$

$$P_d = \sum_{i=k}^N \binom{N}{i} P_1^i (1-P_1)^{N-i} \tag{14}$$

여기서  $P_d$ 는 detection probability이며,  $P_1$ 는 single pulse detection probability로써 아래와 같이 주어진다.<sup>6)</sup>

$$P_1 = \int_a^\infty x_n \exp\left(-\frac{x_n^2 R_f}{2}\right) I_0(x_n \sqrt{R_f}) dx_n \tag{15}$$

여기서  $I_0$ 는 first kind modified Bessel function이고,  $R_f = 2E/N_0$ 이다.

또  $E$ 는 신호에너지이며,  $N_0$ 는 잡음전압의 mean square value이다. 식 (13), (14)에서 보면,  $P_f$ 와  $N$ 이 주어져도,  $K$ 의 값에 따라  $P_d$ 가 달라지므로 Neyman-Pearson 최적조건에 의거,  $P_d$ 가 최대로 되는  $K$  값을 구한다.<sup>7)</sup> 이  $K$ 값과 카운타의 출력을 비교하여, 수신된 신호가  $H_0$ 인지,  $H_1$ 인지를 아래와 같이 판단한다.

$$F_n = \sum_{H_0}^{H_1} K \tag{16}$$

여기서  $F_n = \sum_{i=1}^N y_{n-i}$ 이며,  $y_n$ 은 comparator의 출력이다.

식 (16)에 의거,  $H_0$ 인 경우 QNAR-BI estimator의 잡음전력 예측치  $P_2(X_n)$ 는 기존 QNAR estimator와 같이  $P_s(X_n)$  값을 사용한다. 즉,

$$P_2(X_n) = P_s(X_n) \tag{17}$$

이며,  $H_1$  경우  $P_2(X_n)$ 은 QNAR-BI estimator의 binary integration으로 인한 지연 때문에  $K$ 번째 전의 수신 신호가 순수한 잡음신호 이므로 이때의 잡음전력을 예측치로 이용한다. 즉,

$$P_2(X_n) = P_s(X_{n-k}) \tag{18}$$

식 (16)의 decision rule은 기존의 QNAR 알고리즘의 가정과 같이 pure noise 구간이 contamination 구간보다 길 경우는 항상 성립한다. 그리고,  $H_0$ 와  $H_1$  경계 구역에서 표적신호 성분이 잡음전력에 포함되는 문제점을 줄이기 위해,  $H_1$  경우에는  $P_2(X_n)$  값을 아래와 같이 구한다.

$$P_2(X_n) = \min [P_2(X_n), P_s(X_{n-k})] \tag{19}$$

따라서 QNAR-BI AGC 시스템의 출력  $T_2(X_n)$ 은

$$T_2(X_n) = \frac{S' X_n}{\sqrt{P_2(X_n)}} \tag{20}$$

III. QNAR-BI Estimator의 성능분석

본 논문에서 제시한 QNAR-BI estimator의 성능을 확인하기 위해, 기존의 QNAR estimator와 비교해 본다. 비교 내용은 알고리즘 계산의 복잡성과 잡음

전력 예측치의 정확성에 관한 두가지 면에서 비교 했을 때 비교 방법은 computer 시뮬레이션과 응용실험의 두가지 방법을 사용했으나, 결과가 비슷하게 나왔기 때문에 여기서는 computer 시뮬레이션 결과만 기술한다.

1. 계산의 복잡성 분석

먼저 QNAR estimator의 계산상 복잡성을 검토 해본다. 식 (6)의 matrix  $\tilde{C}$ 는 symmetric toeplitz matrix 이기 때문에 식 (4)의  $Q(X_n)$ 은 다음과 같이 반복적으로 계산할 수 있다.

$$Q(X_n) = Q(X_{n-1}) + 2 \sum_{k=1}^r \tilde{C}_{ik} (x_{n-k} \cdot x_{n-1} - x_{n-k-1} \cdot x_{n-r-1} - \tilde{C}_{kk}) / (x_{n-1}^2 - x_{n-r-1}^2) \quad (21)$$

여기서  $\tilde{C}_{ij}$ 는 matrix  $\tilde{C}$ 의  $i$ 번째 column과  $j$ 번째 row 값을 표시한다. 따라서  $Q(X_n)$ 을 계산하기 위해서는  $(3r+4)$  번의 곱셈과  $(2r+3)$  번의 덧셈이 매 신호 수신시 마다 요구된다. 또한 식 (7)의 decision rule을 위해서는  $P_s(X_n)$ 을 계산해야 하는데, 두번의 곱셈과 덧셈, 한번의 나눗셈이 필요하다. 즉,

$$P_s(X_n) = P_s(x_{n-1}) + \frac{1}{r} (x_{n-1}^2 - x_{n-r-1}^2) \quad (22)$$

따라서 QNAR 알고리즘의 decision rule을 위한 전체 계산회수는 매신호 수신시마다  $(3r+6)$  번의 곱셈과  $(2r+6)$  번의 덧셈과 한번의 나눗셈이 요구된다.

반면에 QNAR-BI estimator에서는 decision rule을 위하여 요구되는 계산량은 식(10)에 의거 3번의 곱셈과 4번의 나눗셈만이 필요하다. 따라서, QNAR-BI estimator는 QNAR에 비해  $(3r+3)$  번의 곱셈,  $(2r+2)$  번의 덧셈과 한번의 나눗셈을 줄일 수 있다. 일반적으로  $r$ 값은 백이상의 큰 값을 가지기 때문에 기존의 QNAR 알고리즘에서 문제가 되었던 계산상의 복잡성은 제안된 알고리즘을 사용할 경우 거의 해결 될 수 있게 되었다.

2. 잡음전력 예측치의 정확성 검토

다음은 각 알고리즘이 예측하는 잡음전력치의 정확성을 동일한 false alarm probability의 조건하에서 비교하여 본다. 먼저 기존의 QNAR estimator에서 주어진 false alarm probability에 대응하는 식(7)의  $\delta$ 값을 구한다. 이  $\delta$ 값은 이론적으로 구할 수 없기 때문에 Monte Carlo 시뮬레이션으로 구하였다. 표 1은 잡음이 zero mean gaussian noise이고, slow power fluctuation을 가질때, false alarm probability  $p_f$ 가  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$ ,  $10^{-5}$ 의 각 경우에 대해, 송신신호가 con-

stant, pseudorandom 및 chirp 신호별로  $\delta$ 값을 표시했다. 이  $\delta$ 값은 monte carlo 시뮬레이션 결과 얻은 값으로써, 우리는 computer 사용시간 관계상  $p_f$ 가  $10^{-3}$  및  $10^{-4}$  때는 500번,  $10^{-5}$  때는 300번의 시뮬레이션을 반복했다.

표 1.  $r, p_f$  및 SNR변경에 따른  $\delta$  및  $T_{2peak}/T_{1peak}$  값

Table 1 The values of  $\delta$  and  $T_{2peak}/T_{1peak}$  for different  $r, p_f$  and SNR.

Type of signal	Number of samples	$P_f=10^{-4}$	$P_f=10^{-4}$	$P_f=10^{-5}$
Constant	140	9.1/1.08, 1.08, 1.06	8.4/1.06, 1.06, 1.03	6.3/1.02, 1.01, 1.01
	80	9.9/1.09, 1.09, 1.08	8.7/1.07, 1.07, 1.06	6.5/1.05, 1.04, 1.03
Pseudo-random	140	0.3/1.17, 1.16, 1.14	0.2/1.13, 1.11, 1.10	0.2/1.12, 1.10, 1.08
	80	0.7/1.19, 1.18, 1.17	0.6/1.16, 1.14, 1.12	0.5/1.13, 1.12, 1.11
Chirp	140	0.5/1.07, 1.06, 1.07	0.4/1.05, 1.06, 1.04	0.3/1.09, 1.03, 1.04
	80	1.1/1.11, 1.08, 1.10	1.0/1.08, 1.07, 1.08	0.9/1.06, 1.05, 1.06

(In each box, the number in the left of a slash gives  $\delta$  and those in the right of a slash  $T_{2peak}/T_{1peak}$  for SNR=7, 14, 12, and 1.5 in this order)

\* 각 칸 /의 왼쪽에는  $\delta$ 값, 오른쪽에는  $T_{2peak}/T_{1peak}$  값이 SNS=7, 14, 12, 1.5 경우의 순서로 표시되어 있다.

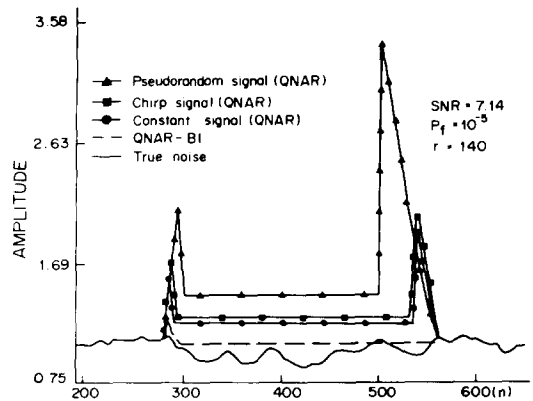


그림 3. QNAR, QNAR-BI의 잡음전력 예측치와 실제잡음 전력치의 비교

Fig. 3. Noise power estimation in QNAR, QNAR-BI and true noise.

그리고, 잡음전력 예측치의 정확성 비교를 위한 computer 시뮬레이션의 조건은 신호대 잡음비 SNR =

7. 14,  $r=140$ ,  $P_f=10^{-5}$  그리고 식(8)의  $\alpha=0.95$ 로 했으며,  $\delta$ 값은 표 1로 부터 구했다. 또한 QNAR-BI estimator의  $k$ 와  $q$ 값은 식(12), (13), (14)의  $k=32$ ,  $q=0.0054$ 를 얻었다. 상기값을 이용하여 시뮬레이션한 결과가 그림 3에 표시되어 있다.

이 그림에는 QNAR-BI estimator에 의거 예측된 잡음전력치와 QNAR estimator에 의한 잡음전력치가 실제의 잡음전력치와 같이 나타나 있다. 그림 3으로부터 우리는 QNAR-BI estimator의 잡음전력 예측오차가 신호파형에 무관하며, 항상 QNAR estimator의 오차 보다 적다는 것을 볼 수 있으며, QNAR estimator는 contamination 구간의 시작과 끝나는 점에서 특히 오차가 크다는 것을 알 수 있다. 이는 QNAR estimator가 contamination 구간을 찾는데 QNAR-BI 보다 성능이 떨어진다는 것을 뜻한다. 그림 3은 신호파형이 pseudorandom 신호일 때만을 표시했지만, 다른 신호파형에 대해서도 SNR과  $p_f$ 를 바꾸어 가면서 시뮬레이션을 실시해 보았다. 그 결과 그림 3과 유사한 현상을 볼 수 있었다.

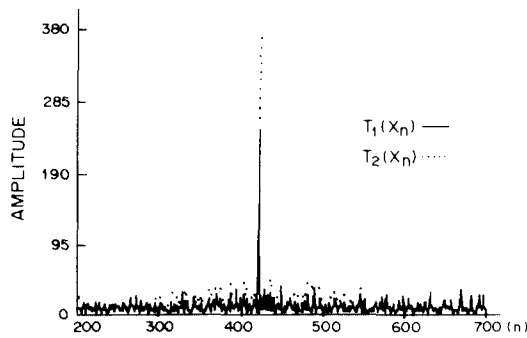


그림 4. SNR=7. 14,  $p_f=10^{-5}$ , pseudorandom 신호때의  $T_1(X_n)$ 과  $T_2(X_n)$  값의 비교  
 Fig. 4. The outputs of two receivers  $T_1(X_n)$  and  $T_2(X_n)$  for a pseudorandom signal with SNR=7. 14 and  $p_f=10^{-5}$ .

그림 4는 QNAR AGC 시스템의 출력  $T_1(X_n)$ 을 QNAR-BI AGC 시스템의 출력  $T_2(X_n)$ 과 비교한 것으로, 여기서 우리는 그림 3으로부터 예상 했던바와 같이  $T_2(X_n)$ 이  $T_1(X_n)$  보다 큰 것을 볼 수 있다. 다른 시뮬레이션 조건에서도 이와 같은 현상이 나타나기를 알아 보기 위해, 신호파형(중복신호 포함),  $r$ 의 값,  $p_f$ , SNR등을 서로 바꾸어 가면서 computer

시뮬레이션을 실시하였다. 그 결과 그림 4와 유사한 현상을 볼 수 있었으며, 여기에서 얻은  $T_1(X_n)$ 와  $T_2(X_n)$ 의 최대치를 비로 표시하여, 즉  $T_{2peak}(X_n)/T_{1peak}(X_n)$  값을 표 1에 나타내었다.

IV. 結 論

본 논문에서 제시된 QNAR-BI estimator는 기존의 QNAR estimator 보다 계산량을 대폭 줄일 수 있으면서도, 여러가지 조건하에서 computer 시뮬레이션을 해본 결과 성능면에서 향상을 나타내었다. 특히 QNAR-BI estimator는 구조가 간단하고, comparator를 비롯한 몇개의 간단한 디지털 회로로 구성이 가능 함으로 hardware implementation이 용이함을 알 수 있다.

參 考 文 獻

- [1] H. El Ayadi and B. Picinbono, "QNAR AGC system for adaptive signal detection," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. Assp-31, pp. 225-228, Feb. 1983.
- [2] R. L. Spooner, "On the detection of a known signal in a non-Gaussian noise process," *J. Acoust. Soc. Amer.*, vol. 44, pp. 141-147, Jan. 1968.
- [3] H. El Ayadi and B. Picinbono, "NAR AGC adaptive detection of nonoverlapping signals in noise with fluctuating power." *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal processing*, vol. Assp-29, pp. 952-963, Mar. 1968.
- [4] B. Picinbono, J. P. Dugre, and E. Tacconi, "Estimation de la puissance dun bruit et commande automatique de gain," *Annu. Telecommun.*, vol. 34, pp. 543-557, 1979.
- [5] G. M. Dillard, "Mean-level detection of nonfluctuating signals" *IEEE Trans. Aero. and Elect. Systems*, vol. AES-10, pp. 795-799, Nov. 1974.
- [6] J. Lawson and G. Uhlenbeck, *Tereshold Signals, Radiation Lab. Series no. 24*, New York; McGraw-Hill, 1950.
- [7] R. Worley, "Optimum thresholds for binary integration", *IEEE Trans. Information Theory*, vol. IT-14, pp. 349-353, Mar. 1968. \*