

# 자동 보정 기능을 가진 직교 위상 수신기의 특성 해석

## Analysis of the Characteristics for Quadrature Receivers Adopting an Auto-Calibration Method

권순만 · 김석주

Soonman Kwon · Seog-Joo Kim

### 요약

본 논문에서는 직교 위상 수신기에서 발생하는 동상 성분 채널과 직교 성분 채널간의 이득과 위상 불평형의 추정문제를 다룬다. 즉, 자동 보정 기능을 가지는 직교 위상 수신기에서의 백색 Gaussian 잡음을 고려한 통계적인 특성 분석을 통하여 제안된 알고리즘에 의한 추정값이 점근적으로 비편향 최소 분산 추정(asymptotically minimum-variance unbiased estimate) 특성을 가짐을 보여준다. 이를 위하여 먼저 자동 보정 알고리즘에서 사용하는 샘플링 값들에 대한 통계적인 특성을 구하고, 이 샘플 값들의 함수의 형태로 구해지는 이득과 위상 불평형 추정값들의 통계적인 특성을 분석하기 위해 추정값들의 확률분포함수를 구한다. 이를 기반으로 평균 함수 및 분산 함수를 계산하여 추정값들이 비편향 최소 분산 추정 특성을 나타냄을 확인한다.

### Abstract

This paper deals with an estimation problem of the gain and phase imbalances between the in-phase and quadrature components in the quadrature receivers which are widely used in wireless communications. It is shown that the estimates derived from the suggested auto-calibration algorithm is asymptotically minimum-variance unbiased as a function of the sampling time. In order to show this characteristic, the probability density functions of the estimates for the gain and phase imbalances are derived first. Then the mean and variance functions are investigated analytically or numerically based on the density functions.

Key words : Quadrature Receiver, Phase Imbalance, Gain Imbalance, Auto-Calibration

### I. 서론

직교 위상 수신기(quadrature receiver)는 디지털 무선통신의 수신단에서 신호의 복조에 많이 이용되는 장치이다. 일반적으로 이 직교 위상 수신기의 이론적인 해석에서는 대부분 수신단의 두 가지 성분, 즉 동상(in-phase)과 직교 위상(quadrature) 성분에 대한 수신기 채널의 이득이 이상적(ideal)인 경우라고 가정한다. 다시 말해서 수신단 신호처리부에서 두 성분을 분리해내는 두 채널(이하 I-채널과 Q-채널로

부름)은 이득의 절대 크기가 같고 위상은 정확히 90° 차이가 난다는 것이다. 이러한 이상적인 경우에서의 신호 추정은 굿맨 클래스(goodman class)에 속하는 복소 랜덤 프로세스(complex random process)상에서의 파라미터 추정문제로 귀착된다. 그러나 실제 제작되는 직교 위상 수신기는 이상적일 수가 없으며, 따라서 I- 및 Q-채널 간에 이득 불평형(imbalance)이 존재하게 되어 앞에서 언급한 바와 같이 이상적인 조건하에서 도출된 일반적인 신호처리 기법으로는 좋은 성능을 기대할 수가 없게 된다.

한국전기연구원(Korea Electrotechnology Research Institute)

· 논문 번호 : 20081117-148

· 수정완료일자 : 2008년 12월 15일

직교 위상 수신기에서의 두 채널 간에 존재하는 이득의 차에 따르는 문제점에 대한 연구는 오래 전부터 수행되어 왔으며, 오차 및 성능 해석, 비정합 (mismatch) 정정법 등에 관한 내용이 여러 문헌에서 소개되어 있다<sup>[1]-[3]</sup>. 그러나 제안된 대부분의 비정합 정정 기법에서는 기본적으로 미리 알고 있는 정해진 테스트 신호를 이용하고 있어 동작 중(on-line)의 조정(calibration)은 불가능하다.

직교 위상 수신기에서의 두 채널 간의 이득 편차는 두 채널의 출력값을 비교함으로써 계산될 수 있는데, Pierre가 제안한 기법<sup>[4]</sup>은 수신단에서 복조된 (demodulated) 신호의 주파수, 즉, 수신단 입력 신호 주파수와 복조(demodulation) 신호 주파수와와의 차에 해당하는 주파수를 가진 정현파를 곱한 신호를 다시 적분한 값을 샘플링하여 그 값들로부터 두 채널의 이득 편차를 직접 계산하여 자동 조정을 행할 수 있도록 되어 있어 편리하다. 이 기법을 이용하면 미지의 신호가 들어오더라도 직교 위상 수신기의 두 성분에서의 이득의 상대적인 차를 추정하여 조정을 행할 수 있다. Pierre는 이 기법의 타당성을 컴퓨터를 이용한 Monte-Carlo 시뮬레이션 결과 예를 통해 보여주고 있으나, 이론적인 접근을 통한 특성 해석이 필수적으로 선행되어야 한다. 따라서 본 논문에서는 제안된 자동 보정 기능을 가지는 직교 위상 수신기에 대해 백색 Gaussian 잡음을 고려한 통계적인 특성 분석을 통하여 제안된 알고리즘에 의한 추정값이 점근적 비편향 최소 분산 추정(asymptotically minimum-variance unbiased estimate) 특성을 가짐을 해석적으로 입증하고자 한다. 이를 위하여 II장에서는 자동 보정 알고리즘을 사용하는 수신기에서의 샘플 및 추정값의 수학적 모델을 구하고, III장에서는 이 샘플값에 대한 통계적인 특성과, 이 샘플값들의 함수의 형태로 구해지는 이득과 위상 불평형 추정값들의 확률 분포 함수를 구한다. 이 확률 분포 함수를 기반으로 평균 함수 및 분산 함수를 계산하여 추정값들이 비편향 최소 분산 추정 특성을 나타냄을 확인한다.

## II. 수신기 모델 및 불평형 추정 기법

### 2-1 직교 위상 수신기 모델

가장 일반적인 직교 위상 수신기 모델은 다음 그림 1

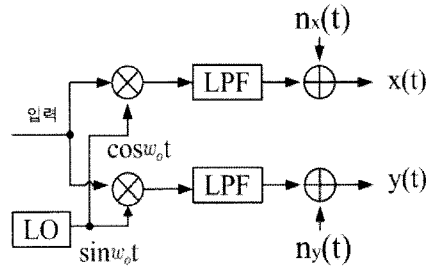


그림 1. 직교 위상 수신기의 일반적인 모델  
Fig. 1. A typical quadrature receiver model.

과 같이 표시할 수 있다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 수신기에 도달한 신호는 복조신호인 수신단 발진기(LO: Local Oscillator)에 의해 복조된 후 저역 통과 필터(LPF: Low-Pass Filter)를 거친다. 이 때 LPF를 거친 두 출력 신호  $x(t)$ 와  $y(t)$ 는 각각

$$x(t) = A \cos(\omega_1 t + \phi) + n_x(t) \quad (1)$$

$$y(t) = A(1 + \epsilon) \sin(\omega_1 t + \psi + \phi) + n_y(t) \quad (2)$$

로 나타낼 수 있다. 식 (1)과 (2)에서  $A$ 는 I-채널의 이득(gain),  $\epsilon$ 과  $\phi$ 는 각각 이득과 위상에서의 Q-채널의 상대적인 불평형률이다. 또한 복조된 신호 주파수인  $\omega_1$ 은  $\omega_1 = \omega_c - \omega_o$ 을 나타내며, 여기서  $\omega_c$ 와  $\omega_o$ 는 각각 반송파(carrier wave)와 LO의 주파수이다.  $\phi$ 는 신호를 보다 일반화하여 나타내기 위해 삽입한 임의의 위상 지연값이며, 신호에 유기되는 가산 잡음(additive noise)인  $n_x(t)$ 와  $n_y(t)$ 는 백색 Gaussian이며,  $\sigma^2$ 의 공분산(covariance)을 가진다고 가정한다.

### 2-2 추정 알고리즘

불평형의 추정 방법은 다음 그림 2와 같이 표시된다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이 그림 1의 직교 위상 수신기에서 나온 신호는 다시 동일한 주파수 ( $\omega_1$ )를 가지는 sine, cosine 신호와 각각 곱해진 후

$L(t, T) = \frac{1}{T} \int_{(k-1)T}^{kT} (\cdot) dt$ 로 표시되는 적분기를 거친 다음 각각의 값이 실수부와 허수부를 구성하는 복소함수로 된다. 이것을 주기  $T$ 로 샘플링한 값을 각각  $X_k$ 와  $Y_k$ 로 표시하면 이 값들의 크기의 비와 위상차로부터 그림에서의 최종 출력인  $\hat{\epsilon}$ 과  $\hat{\phi}$ 로

표시된 이득과 위상의 불평형을 추정값을 계산하게 된다.

그림에서 시각  $kT$  ( $k=1, 2, \dots$  이고  $T$ 는 샘플링 주기로서  $\frac{2\pi}{\omega_1}$ 의 배수로 선정)에서 샘플링된 두 복소수 random 변수들인  $X_k$ 와  $Y_k$ 는 각각

$$X_k = \frac{A}{2} e^{j\phi} + \frac{1}{T} \int_{(k-1)T}^{kT} n_x(t) e^{-j\omega_1 t} dt \quad (3)$$

$$Y_k = \frac{(1+\epsilon)A}{2} e^{j(\phi+\theta)} + \frac{1}{T} \int_{(k-1)T}^{kT} n_y(t) e^{-j\omega_1 t} dt \quad (4)$$

로 주어지며, 이득 및 위상 불평형 파라미터 추정값은 각각

$$\hat{\epsilon} = \left| \frac{Y_k}{X_k} \right| - 1, \quad \hat{\theta} = \angle Y_k - \angle X_k \quad (5)$$

로 계산된다.

### III. 추정 특성 해석

#### 3-1 추정 파라미터의 통계적인 특성

식 (3)과 (4)로 주어진 두 샘플값은 다음과 같은 분포함수를 갖는다.

$$X_k \sim CN\left(\frac{A}{2} e^{j\phi}, \frac{\sigma^2}{T}\right) \quad (6)$$

$$Y_k \sim CN\left(\frac{(1+\epsilon)A}{2} e^{j(\phi+\theta)}, \frac{\sigma^2}{T}\right). \quad (7)$$

여기서  $CN(\alpha, \beta)$ 은 평균값이  $\alpha$ 이고, 분산(variance)이  $\beta$ 인 복소(complex) 정규분포를 나타낸다.

식 (6)과 (7)로 표시된 샘플값들을  $M$ 개를 모아 구성한 샘플 벡터  $X = [X_1, X_2, \dots, X_M]$ 과  $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_M]$ 에 대한 결합(joint) 확률 분포함수는 각각

$$f_X(x) = \frac{T^M}{\pi^M \sigma^{2M}} \exp\left\{-\frac{T}{\sigma^2} \sum_{k=1}^M |x_k - m_{x_k}|^2\right\} \quad (8)$$

$$f_Y(y) = \frac{T^M}{\pi^M \sigma^{2M}} \exp\left\{-\frac{T}{\sigma^2} \sum_{k=1}^M |y_k - m_{y_k}|^2\right\} \quad (9)$$

로 주어지는데, 여기서  $m_{x_k}, m_{y_k}$ 는 벡터  $X, Y$ 의 각 요소들의 평균값을 나타낸다.

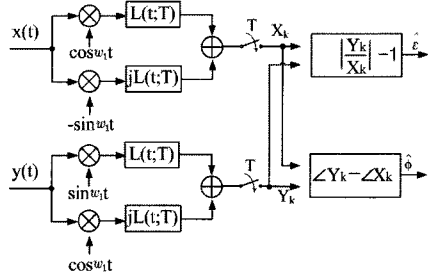


그림 2. 자동 조정을 위한 추정 알고리즘  
Fig. 2. Estimation algorithm for auto-calibration.

식 (5)에서 주어진 형태의 랜덤 변수의 확률분포 함수를 구하기 위해서는 위의 샘플 벡터들을 아래와 같이 극좌표계로 표시하는 것이 편리하다.

$$X = X_r + j X_i = R_x e^{j\theta_x} \quad (10)$$

$$Y = Y_r + j Y_i = R_y e^{j\theta_y}. \quad (11)$$

이 경우 새로운 랜덤 벡터들의 결합 확률 분포함수는

$$\begin{aligned} f(r_x, \theta_x) &= |J(x_r, x_i)|^{-1} f_X(r_x e^{j\theta_x}) \\ &= \frac{T^M \prod_{k=1}^M r_{x_k}}{\pi^M \sigma^{2M}} e^{-\frac{T}{\sigma^2} \sum_{k=1}^M \left( r_{x_k}^2 + \frac{A^2}{4} - A r_{x_k} \cos(\theta_{x_k} - \phi) \right)} \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} f(r_y, \theta_y) &= |J(y_r, y_i)|^{-1} f_Y(r_y e^{j\theta_y}) \\ &= \frac{T^M \prod_{k=1}^M r_{y_k}}{\pi^M \sigma^{2M}} e^{-\frac{T}{\sigma^2} \sum_{k=1}^M \left( r_{y_k}^2 + \frac{(1+\epsilon)^2 A^2}{4} - (1+\epsilon) A r_{y_k} \cos(\theta_{y_k} - \phi - \theta) \right)} \end{aligned} \quad (13)$$

로 나타낼 수 있다. 이 두 개의 식으로부터  $r_x, \theta_x$ 와  $r_y, \theta_y$  각각에 대한 주변(marginal) 확률분포함수를 구하면

$$\begin{aligned} f(r_x) &= \frac{2^M T^M \prod_{k=1}^M r_{x_k}}{\sigma^{2M}} e^{-\frac{T}{\sigma^2} \sum_{k=1}^M \left( r_{x_k}^2 + \frac{A^2}{4} \right)} \prod_{k=1}^M I_0\left(\frac{T A r_{x_k}}{\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} f(\theta_x) &= \left(\frac{1}{2\pi}\right)^N e^{-\frac{A^2 T}{4\sigma^2} \sum_{k=1}^M \sin^2(\theta_{x_k} - \phi)} \prod_{k=1}^M \left[ e^{-\frac{b_k^2}{2}} + \sqrt{2\pi b_k} \Phi(b_k) \right] \end{aligned} \quad (15)$$

$$f(r_y) = \frac{2^M T^M \prod_{k=1}^M r_{y_k}}{\sigma^{2M}} \cdot e^{-\frac{T}{\sigma^2} \sum_{k=1}^M \left( r_{y_k}^2 + \frac{(1+\epsilon)^2 A^2}{4} \right)} \prod_{k=1}^M I_0 \left( \frac{T(1+\epsilon) A r_{y_k}}{\sigma^2} \right) \quad (16)$$

$$f(\theta_y) = \left( \frac{1}{2\pi} \right)^M e^{-\frac{(1+\epsilon)^2 A^2 T}{4\sigma^2} \sum_{k=1}^M \sin^2(\theta_{y_k} - \phi - \phi)} \prod_{k=1}^M \left[ e^{-\frac{c_k^2}{2}} + \sqrt{2\pi c_k} \Phi(c_k) \right] \quad (17)$$

로 주어지며, 여기서  $I_0(\cdot)$ 는 modified bessel 함수로서  $I_n(z) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{1}{m! \Gamma(m+n+1)} \left( \frac{z}{2} \right)^{2m+n}$  으로 주어지며( $\Gamma(\cdot)$ 는 Gamma 함수를 나타냄),  $\Phi(\cdot)$ 는 정규분포인  $N(0, 1)$ 의 누적(cumulative) 분포함수이다.

이제까지 그림 2에 표시된 알고리즘에서 주기  $T$ 로 샘플링된 샘플 벡터에 대한 확률 분포 함수를 구하였다. 하지만 본 논문에서는 자동 조정을 위한 추정 알고리즘의 샘플링 주기(또는 적분 주기)와 신호 대 잡음비(SNR)에 따른 알고리즘의 특성을 해석하기 위해 단일 샘플값에 대해 이득과 위상 불평형 추정값의 통계적인 특성을 살펴보기로 한다.

식 (10), (11)로 주어진 벡터에서 한 쌍의 샘플링된 값을 선택하여 편의상  $X$ 와  $Y$ 라고 두면 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$X = X_r + jX_i = R_x e^{j\theta_x} \quad (18)$$

$$Y = Y_r + jY_i = R_y e^{j\theta_y} \quad (19)$$

따라서 이 경우 불평형 추정값  $\hat{\epsilon}$ 과  $\hat{\phi}$ 는 각각

$$\hat{\epsilon} = \frac{R_y}{R_x} - 1, \quad \hat{\phi} = \theta_y - \theta_x \quad (20)$$

로 표시할 수 있다.

### 3-2 이득 불평형 추정 파라미터 $\hat{\epsilon}$

식 (18)과 (19)에서의 random 변수  $R_x$  및  $R_y$ 는  $\chi^2$  분포(Chi-distribution)를 가지며,

$$R_x \sim \chi \left( \frac{A}{2}, \frac{\sigma^2}{2T} \right),$$

$$R_y \sim \chi \left( \frac{(1+\epsilon)A}{2}, \frac{\sigma^2}{2T} \right) \quad (21)$$

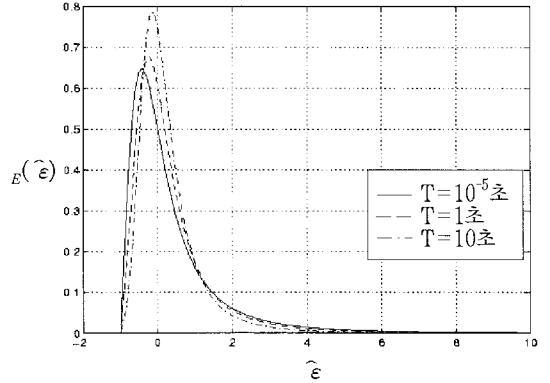


그림 3. 이득 불평형 추정값  $\hat{\epsilon}$ 의 확률밀도함수  
Fig. 3. Probability density function of the estimate of the gain imbalance,  $\hat{\epsilon}$ .

이기 때문에 결국  $\hat{\epsilon}$ 의 확률 밀도 함수는 식 (20)에서 알 수 있는 바와 같이  $\chi^2$  분포를 가지는 두 개의 random 변수의 나눗셈 함수의 확률 밀도 함수가 되므로 이 경우 Mellin 변환을 이용하여 구하면

$$f_E(\hat{\epsilon}) = \frac{2 \exp \left\{ \frac{-A^2 T}{4\sigma^2} (1+(1+\epsilon)^2) \hat{\epsilon} \right\}}{((\hat{\epsilon}-1)^2+1)^2} \sum_{j=0}^{\infty} \left( \frac{A^2 T}{4\sigma^2(1+\epsilon^2)} \right)^j (1+j)! \sum_{i=0}^j \frac{(1+\epsilon)^i \hat{\epsilon}^i}{i!(j-i)!} \quad (22)$$

로 나타내진다. 이 함수의 그래프를  $A=1, \epsilon=0.1, \sigma^2=1$ 로 가정하고, 몇 가지  $T$ 값( $10^{-5}, 5, 10$ 초)에 대하여 계산해 보면 그림 3과 같이 표시된다.

이 이득 불평형 추정값  $\hat{\epsilon}$ 의 특성을 알기 위하여 평균값과 분산을 계산해 보면 그 관련 함수들은 다음과 같이 주어진다.

먼저  $\hat{\epsilon}$ 의 평균 함수는  $R_x$ 와  $R_y$ 가 서로 통계적으로 독립이므로

$$E(\hat{\epsilon}) = G(\epsilon, T) \left( 1 + \frac{(1+\epsilon)^2 A^2 T}{4\sigma^2} \right),$$

$$I_0 \left( \frac{(1+\epsilon)^2 A^2 T}{8\sigma^2} \right) + G(\epsilon, T) \frac{(1+\epsilon)^2 A^2 T}{4\sigma^2},$$

$$I_1 \left( \frac{(1+\epsilon)^2 A^2 T}{8\sigma^2} \right) - 1 \quad (23)$$

로 나타낼 수 있으며, 여기서  $G(\epsilon, T) = \frac{\pi}{2} \exp \left\{ -\frac{A^2 T}{8\sigma^2} (1+(1+\epsilon)^2) I_0 \left( \frac{A^2 T}{8\sigma^2} \right) \right\}$  를 의미한다.

식 (23)에 주어진 평균함수를 몇 가지 샘플링 주기  $T$ 와 신호대 잡음비의 값에 대해 계산해 보면 그림 4와 같이 나타난다. 그림에서 알 수 있는 바와 같이  $T$ 가 커짐에 따라 평균값은 참값에 가까워짐을 알 수 있으며, 이것은 다음과 같은 해석적인 방법으로도 증명이 가능하다. 즉, 식 (10)에서 첫 번째 항과 두 번째 항에 대해 점근적 전개(asymptotic expansion) 방법을 적용하면  $T$ 가 증가함에 따라 첫 번째 항  $\approx \frac{8\sigma^2}{4(1+\epsilon)A^2T} + \frac{1+\epsilon}{2}$ , 두 번째 항  $\approx \frac{1+\epsilon}{2}$ 으로 되어 첫 번째 항은  $T$ 가 아주 크면  $\frac{1+\epsilon}{2}$ 가 되어 두 번째 항과 더해지면  $1+\epsilon$ 가 되므로 결국 식 (23)은  $\epsilon$ 에 접근하게 된다. 이를 통하여 식 (20)의 추정값은 비편향(unbiased) 특성을 가지고 있음을 알 수 있다.

다음에는 이득 불평형 추정값의 분산을 계산해 보기로 하자.  $\hat{\epsilon}$ 의 분산에 관한 함수는 다음과 같이 주어지는데, 해석적인 방법으로 그 변화를 유추하기 위해서는 좀 더 간략화가 필요하다.

$$Var(\hat{\epsilon}) = \left[ \frac{\sigma^2}{T} + \frac{(1+\epsilon)^2 A^2}{4} \right] \int_0^\infty \frac{2T}{\sigma^2 x} \exp\left\{-\frac{T}{\sigma^2}\left(x^2 + \frac{A^2}{4}\right)\right\} \cdot I_0\left(\frac{TAx}{\sigma^2}\right) dx - [E\{\hat{\epsilon} + 1\}]^2. \quad (24)$$

식 (24)에 표시된 분산함수를 SNR이 10 dB인 경우와 20 dB인 경우에 대하여 각각 계산해 보면 그림 5와 같이 표시된다.

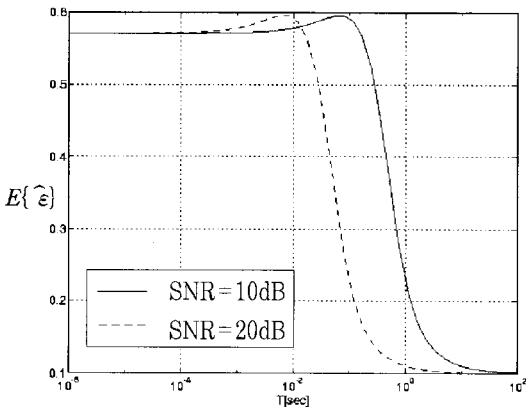


그림 4.  $T$  및 SNR에 따른 이득 불평형 추정값의 평균값 변화

Fig. 4. Variation of  $E\{\hat{\epsilon}\}$  with respect to  $T$  and SNR.

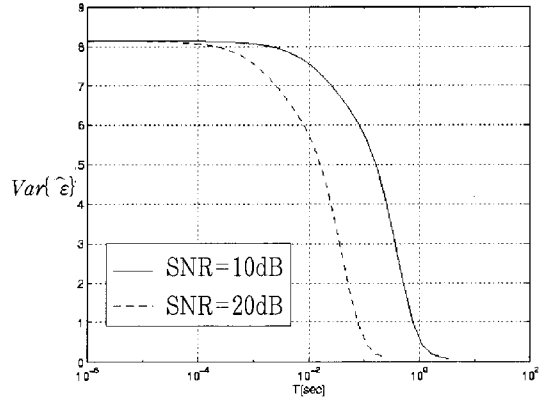


그림 5.  $T$  및 SNR에 따른 이득 불평형 추정값의 분산함수

Fig. 5. Variance of  $\hat{\epsilon}$  with respect to  $T$  and SNR.

그림 5에서 알 수 있는 바와 같이 이득 불평형 추정값의 분산은  $T$ 가 커짐에 따라 영으로 가까워짐을 알 수 있다. 따라서 이득 불평형 추정 파라미터의 평균값과 분산을  $T$ 의 값의 변화에 대하여 분석해 보면 이 추정값은 점근적인 최소 분산 비편향 추정(asymptotically minimum-variance unbiased estimate) 특성을 나타냄을 알 수 있다.

### 3-3 위상 불평형 추정 파라미터 $\hat{\phi}$

위상 불평형 추정 파라미터  $\hat{\phi}$ 의 확률 밀도 함수를 구하는 것은 앞의 경우보다 훨씬 복잡하며, 닫힌 형식(closed form)은 아니지만 결국 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$f_{\hat{\phi}}(\hat{\phi}) = \int_0^{2\pi} \left[ \frac{e^{-\frac{A^2 T}{4\sigma^2}} + \frac{A\sqrt{T}\cos\alpha}{2\sigma\sqrt{\pi}} \cdot e^{-\frac{A^2 T}{4\sigma^2 \sin^2 \alpha}} \phi\left(\frac{A\sqrt{T}}{\sigma\sqrt{2}} \cos\alpha\right) \right] \cdot \left[ \frac{e^{-\frac{A^2(1+\epsilon)^2 T}{4\sigma^2}} + \psi(\beta; T) \phi\left(\frac{A(1+\epsilon)\sqrt{T}}{\sigma\sqrt{2}} \cos\beta\right) \right] d\theta_x. \quad (25)$$

식 (25)에서  $\alpha = \theta_x - \phi$ ,  $\beta = \theta_y - \phi - \phi$  을 나타내며  $\phi(\beta; T) = \frac{A(1+\epsilon)\sqrt{T}\cos\beta}{2\sigma\sqrt{\pi}} e^{-\frac{A^2(1+\epsilon)^2 T}{4\sigma^2} \sin^2\beta}$  로 주어진다.

그림 6은 식 (25)를  $T$ 값( $10^{-5}$ , 1, 5초)의 세 가지 경우에 대해 나타내고 있는데,  $T$ 값이 커질수록 더 뾰족하며 좁은 영역 내에 밀집된 모양으로 나타난다.

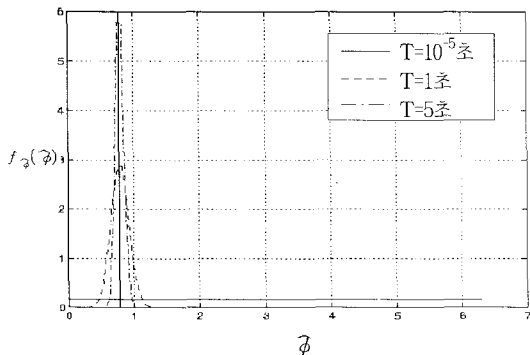


그림 6. 위상 불평형 추정값  $\hat{\phi}$ 의 확률밀도함수  
Fig. 6. Probability density function of the estimate of the phase imbalance,  $\hat{\phi}$ .

따라서 평균값은 그림에서 알 수 있는 바와 같이 확률 밀도 함수가 참값을 기준으로 대칭이므로  $T$ 가 커짐에 따라 참값으로 근접하게 됨을 알 수 있다.

식 (25)로 확률분포함수가 주어진 위상 불평형 추정값의 평균값 함수를 수치 계산방식으로 구해 보면 그림 7과 같이 나타나는데, 앞에서 설명한 이득 불평형 추정값의 경우와 유사한 특성을 보여주고 있음을 알 수 있으며, 평균값이 샘플링 시간이 커짐에 따라 점점 참값으로 수렴함을 알 수 있다.

또한, 식 (25)를 이용하여  $\hat{\phi}$ 의 분산함수를 서로 다른 SNR에 대하여 구해 보면 그림 8과 같이 나타나게 된다.

그림 7과 8에서 수치 계산방식으로 얻은 위상 불

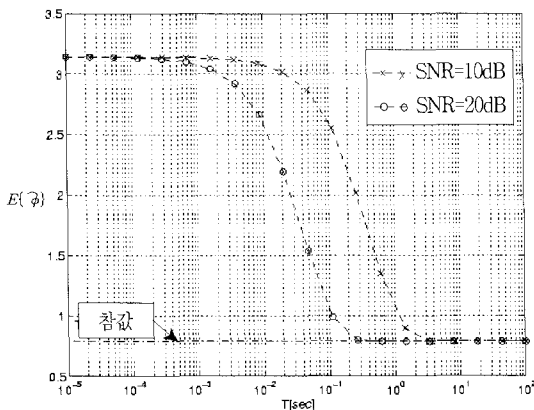


그림 7.  $T$  및 SNR에 따른 위상 불평형 추정값의 평균값 변화  
Fig. 7. Variation of  $E\{\hat{\phi}\}$  with respect to  $T$  and SNR.

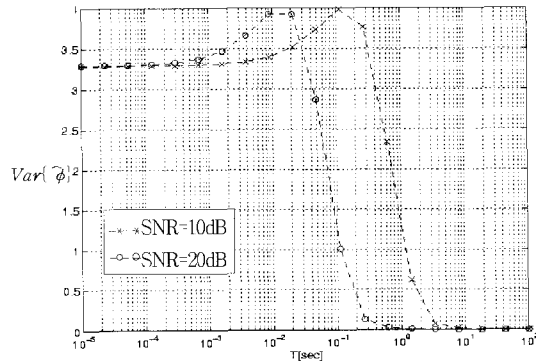


그림 8.  $T$  및 SNR에 따른 위상 불평형 추정값의 분산함수  
Fig. 8. Variance of  $\hat{\phi}$  with respect to  $T$  and SNR.

평형 추정 파라미터  $\hat{\phi}$ 의 통계적 특성은 앞에서 검토한 이득 불평형 추정 파라미터의 경우에서와 같이  $T$ 의 값의 증가에 따라 점근적으로 최소 분산 비편향 추정(asymptotically minimum-variance unbiased estimate) 특성을 나타내고 있음을 알 수 있다.

#### IV. 결 론

직교 위상 수신기에서의 두 채널간의 이득과 위상 불평형을 자동으로 조정하기 위해 제안된 새로운 추정 알고리즘의 특성을 잡음을 고려한 통계적인 모델을 적용하여 이론적으로 해석하였다. Gaussian 잡음 하에서 추정하고자 하는 파라미터의 평균 및 분산함수를 구하여 이 함수의 특성을 분석함으로써 제안된 추정 알고리즘에서의 추정값들이 샘플링시의 적분 시간이 커짐에 따라 점근적으로 최소 분산 비편향 특성을 나타냄을 확인하였으며, 이를 통하여 제시된 추정 알고리즘의 타당성을 입증하였다. 제안된 추정 알고리즘을 이용한 자동 조정 직교 위상 수신기의 실적용을 위해서는 SNR 및 적분시간에 따른 정량적인 BER 계산이 선행되어야 할 것으로 판단된다.

#### 참 고 문 헌

[1] A. Sinsky, P. Wang, "Error analysis of a uadrature coherent detector processor", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, pp. 880-883, Nov. 1974.

- [2] F.E. Churchill, G. Ogar, and B. Thompson, "The correction of I and Q errors in a coherent processor", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 17, pp. 131-137, Jan. 1981.
- [3] R. A. Green, R. Anderson-Sprecher, and J. W. Pierre, "Quadrature receiver mismatch calibration", *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 47, no. 11, pp. 3130-3133, Nov. 1999.
- [4] J. Pierre, D. Fuhrmann, "Considerations in the auto-calibration of quadrature receivers", *ICASSP-95*, vol. 3, pp. 1900-1903, May 1995.
- [5] M. Scarpa, J. Vogel, J. Stonick, and S. Kiaei, "BER of differentially detected  $\pi/4$  DQPSK in the presence of quadrature gain imbalance", *Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, vol. 1, pp. 201-205, 1999.

권 순 만



1982년 2월: 부산대학교 전기공학과 (공학사)  
 1984년 2월: 부산대학교 전기공학과 (공학석사)  
 1999년 12월: Washington University (공학박사)  
 1984년 3월~현재: 한국전기연구원

책임연구원

[주 관심분야] 센서 배열 신호처리, 시공간 적응 신호처리, 블라인드 신호 추정 이론 및 응용 분야

김 석 주



1984년 2월: 연세대학교 전기공학과 (공학사)  
 1986년 2월: 연세대학교 전기공학과 (공학석사)  
 2007년 2월: 연세대학교 전기전자공학과 (공학박사)  
 1987년~현재: 한국전기연구원 책임

연구원

[주 관심분야] 제어기 설계, 수치 연산, 전력계통 해석 및 제어, 신호처리