

# Stochastic Morphological Sampling Theorem을 이용한 지능형 진화형 수신기 구현

박재현, 이경록, 송문호, 김운경

고려대학교 전기·전자·전파공학부 통신신호처리 연구실  
서울 성북구 안암동 5가 1번지 고려대학교  
jhpark@davinci.korea.ac.kr

## A Design of Intelligent and Evolving Receiver Based on Stochastic Morphological Sampling Theorem

Jae-Hyun Park, Kyung-Rok Lee, Moon-Ho Song, Woon-Kyung Kim

Communication Signal Processing Laboratory  
School of Electrical Engineering, Korea University  
Sungbuk-gu Anam-dong 5 Ga 1 Seoul, 136-701 Korea  
jhpark@davinci.korea.ac.kr

### Abstract

In this paper, we introduce the notion of intelligent communication by introducing a novel intelligent receiver model. This receiver is continually evolving and learns and improves in performance as it compiles its experience over time. In digital communication context, in a typical training mode, it learns the concept of "1" as is deteriorated by arbitrary (not necessarily additive as is typically assumed) disturbance and/or modulation. After learning "1", in test mode, it classifies the received signal "1" and "0" almost completely. The intelligent receiver as implemented is grounded on the recently introduced Stochastic Morphological Sampling Theorem (SMST), a distribution-free result which

gives theoretical bounds on the sample complexity(training size) needed for the required performance parameters such as accuracy( $\epsilon$ ) and confidence( $\delta$ ). Based on this theorem, we demonstrate --almost irrespective of channel and modulation model-- the number of samples needed to learn the concept of "1" is not too "large" and the resulting universal receiver structure, that corresponding to classical Nearest Neighbor rule in Pattern Recognition Theory, is trivial. We check the surprising efficiency and validity of this model through some simple simulations.

### I. 서론

디지털 기술의 도입 및 발전은 우리 사회의 여러 분

야 특히 정보통신의 발전에 크나큰 영향을 미쳤다. 디지털이란 "있다, 없다"의 비연속적이고 단계가 나누어져 있는 형태의 수치라고 할 수 있으며 이러한 디지털의 특성은 인간의 학습하는 과정과 밀접한 관계가 있다. 즉, 인간은 어떠한 사물을 학습하기 위해서 적당히 많은 샘플들을 경험하면서, 그 샘플들이 학습하고자 하는 사물이나(1), 아니냐(0)에 따라서 학습하고자 하는 사물에 해당하는 여러 가지 형태의 많은 개별적인 샘플들을 토대로 그 사물에 대한 근접한 인식의 틀을 만들어 가면서 학습하게 되는 것이다.

학습 및 인식에 대한 이러한 시각에서의 접근은 무선통신방식의 대부분을 차지하는 디지털 통신 기술, 특히 수신기술에 적용될 수 있는데, 수신기가 만약 적당하게 많은 수의, 여러 가지 채널에 의해서 변형된 한 종류(1 혹은 0)의 이진 신호를 경험함으로써, "1"이나 "0", 둘 중에서 하나의 신호만 정확하게 인식할 수 있다면, 그것은 곧 모든 신호를 완벽하게 수신할 수 있다는 것을 뜻하는 것이므로, 새로운 지능 진화형 수신기 구현의 가능성을 제시하게 되는 것이다. 본 논문에서는 이러한 수신기 모델의 이론적 기반이 되는 Stochastic Morphological Sampling Theorem (이하 SMST)[3]을 소개하고, 이에 기반한 지능형/진화형 수신기 모델을 제시할 것이다. 마지막으로 이에 대한 간단한 모의실험을 통해서 이러한 모델의 효율성 및 유효성을 점검해보고 결론을 맺을 것이다.

## II. 본론

### 1. SMST

Morphology 이론은 집합이론을 현실적으로 구현 가능케 하기 위한 이론이다. 집합이론은 모든 수학의 출발점이며 가장 광범위한 수학의 기본 틀이라고 볼 수 있으며, 이 Morphology 이론에 의해서 비로소 가장 근본적이고 광대한 수학적 이론이 현실에서 실용적이고, 효율적이고 또 필수적인 공학적 도구로서의 역할을 할 수 있게 했다는 데서 그 의의를 찾을 수 있을 것이다.

Mathematical Morphology 이론은 말 그대로 모양에 근거하여 임의의 신호를 처리하고 복원하는 기능을 제공한다. 예를 들어 영상 신호의 경우 Mathematical Morphological Operation은 그들의 원래 모양을 유지해 가면서 신호(자료)를 간략히 하는 기능을 한다. 본 논문에서 사용되는 Dilation 연산은 다음과 같다.[1][2]

\*Dilation\*

Dilation은 두 집합의 벡터 합을 요소들끼리 해주는 것으로서 B라는 집합에 의해서 A라는 집합을 Dilation

해주는 것을  $A \oplus B$ 와 같이 나타내며 다음과 같이 정의된다.

$$A \oplus B = \{c \in E^M | c = a + b \text{ for some } a \in A \text{ and } b \in B\} = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (1)$$

위의 연산을 이용한 신호복원 및 패턴 인식 과정은 우선 복원하고자 하는 목표집합(Target Set)을  $C^*$ 라고 하고  $C^*$ 내에 있는 점들이 인접한 점들은 같은 특성을 가진다고 가정한다. 그리고,  $C^*$ 를 포함하는 가장 작은 정사각형을 가정하고 이 정사각형의 한 변의 길이 S를  $C^*$ 의 크기라고 정의한다. 그리고, 이 정사각형의 임의의 위치에 점을 찍는다. 이때 찍은 점이  $C^*$ 에 포함되면, Positive Sample( $\{P_T\}$ )이고 그렇지 않으면 Negative Sample( $\{N_T\}$ )이다. 이와 같은 과정을 반복 하면서 그때마다 일정한 크기( $\gamma$ )의 Structuring Element를 Positive Sample Point위에 놓는다. 이와 같은 과정을 통해서 만들어진 집합을 Dilation연산에 의해서 다음과 같이 나타낸다.

$$C^* \equiv \bigcup_{x \in P_T} B_0^r = B_0^r \oplus P_T \quad (2)$$

위 식에서  $B_0$ 는 Structuring Element를 나타내며  $\gamma$ 은 그 크기를 나타낸다. 이와 같은 과정에서 두가지의 오류가 생길 수 있는데, 그 종류로는 Undershoot error ( $\epsilon_1$ )와 Overshoot error( $\epsilon_2$ )가 있다. Undershoot error는 목표집합에 포함되어 있으면서, 포함되지 않은 것으로 인식하게 될 확률로서, 통신상에서는 Misdetection error를 말한다. 또한 Overshoot error는 반대의 경우로서, 통신에서는 False alarm을 말한다. 본 논문에서는 Undershoot error를 위주로 할 것이다. 위와 같은 과정을 통해 목표집합을 복원하는 과정에서 필요한 표본의 개수는 다음의 표 1과 같은 요소들에 의해서 결정되며, 식(3)과 같이 나타내어진다.[3]

식 (3)의 가장 큰 특징은 식에서도 볼 수 있듯이, 점들의 확률분포와는 상관이 없다는 것이며, 이것은 Matched Filter가 특정한 채널에 대해서 최적의 성능을 보이는 것[4]과 비교하면 그야말로 획기적인 사실이며, 이러한 특징이 본 논문에서 제안하고자 하는 새로운 수신기 모델을 제안하게 된 가장 큰 동기를 부여하게 되는 것이다.

표 1. 표본개수를 결정하는 요소들

$\epsilon$	Accuracy Parameter
$\delta$	Confidence Parameter
$S$	Size of Target Set
$r$	Size of Structuring Element
$m$	Dimension of Sample Point

$$T \geq \psi(\epsilon_1, \delta, r, S, m, 2)$$

$$= \max\left(\frac{S}{\epsilon_1 \log_2 e} \log_2 \frac{8}{\delta}, \frac{32\left(\frac{r}{2} + 3\right)^m}{\epsilon_1 \log_2 e} \log_2 \frac{S}{\epsilon_1 \log_2 e} \frac{26\left(\frac{r}{2} + 3\right)^m}{\epsilon_1 \log_2 e}\right)$$

$$\equiv \tau(\epsilon_1, \delta, r, S, m)$$

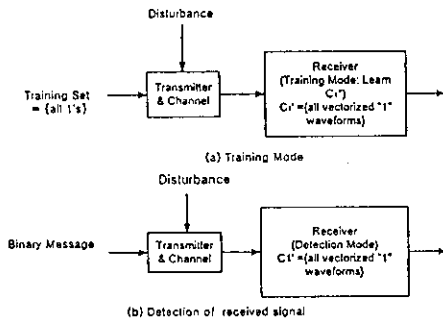


그림 1. 지능형/진화형 수신기 모델

2. 학습이론에 근거한 지능적 수신기 모델

그림 1에서 알 수 있듯이, 본 논문에서 제안하는 수신기는 우선 임의의 채널을 통해서 들어오는 "변형된 1"을 경험하게 되는데, 수신기는 이 "변형된 1" 신호들을 각각의 시간 간격에 대해서 추출해서 각각을 하나의 벡터로 만들어 저장한다. 그리고 이와 같은 과정을 반복하면서  $C_1'$  즉, "변형된 1들의 집합"을 형성하게 된다. 이제 실제로 어떤 신호가 여러 채널을 통해서 들어올 때, 수신기는 "1"을 학습할 때와 같은 과정으로 벡터를 만들어 내고, 이것이 미리 형성된  $C_1'$ 와 근접해 있는 지를 계산해서 "1"인지 "0"인지를 판단하게 되는 것이다. 식(3)에 의해,  $m=5, S=1, r=0.2, \epsilon=0.01, \delta=0.01$ 인 경우를 예로 들어 계산해보면, 약

266309332개의 표본의 개수가 필요함을 알 수 있다. 그림 1은 본 논문에서 제안하는 지능형 진화형 수신기 모델을 나타낸 것이다.

3. Simulation and Results

그림 2에 실제로 이 수신기가 동작하는 과정을 개략적으로 나타내었다. 먼저,  $C_1'$ 과  $C_0'$ (0이 변형되어서 만들어질 수 있는 집합)은 서소 공통원소를 가지고 있지 않다는 가정이 필요하다. 실제로 아주 극단적인 경우(1이 완전히 0으로 보이고 0이 완전히 1로 보이는)를 생각할 수도 있지만 본 논문에서 행해진 실험에서는 그런 경우를 생각하지 않기로 한다. 이제 실제 실험이 행해지기 위한 Parameters의 값들을 살펴보면, 우선 실험의 신뢰도 즉  $\delta$ 값은 0.01로, 샘플의 개수를 적게 하기 위해서, accuracy parameter는 조금 큰 값인 0.13으로 잡았다. 신호형태는 Antipodal Signal (-1,1)을 사용했으며, 프로그램으로는 Matlab을 사용했다. 벡터의 차원 즉, 단위시간 간격 내에서의 샘플의 개수는 6으로 했다. 채널은 AWGN, Rician, Rayleigh Fading, Rayleigh Noise Channel을 통과 시켰으며, 학습에 사용된 벡터의 개수는 Training Samples로는 500개를, Testing Samples로는 500개를 사용하였다. Detection에는 Infinitel Norm 연산을 사용했다. 모의 실험에 사용된 Parameters 및 모의 실험 결과를 아래의 표 2에 나타내었다. 표에서도 알 수 있듯이 이론적으로 필요한 개수보다도 훨씬 적은 개수만 있어도 원하는 결과를 얻을 수 있었으며, 이것은 이론적 수치가 모든 채널을 고려한 수치라는 것을 알 수 있다.

표 2. Simulatin Parameters/Results

$\epsilon_1$	0.13		
$\delta$	0.01		
$S$	2.6		
$r$	0.5		
$m$	6		
$T$	1.2e+008		
샘플의 개수	채널	Training	Testing
	AWGN	50	50
	Rician	300	300
	Rayleigh Fading	50	50
	Rayleigh Noise	100	100
신호형태	Antipodal Signal(1, -1)		
오류개수	65		
오류율	0.13		

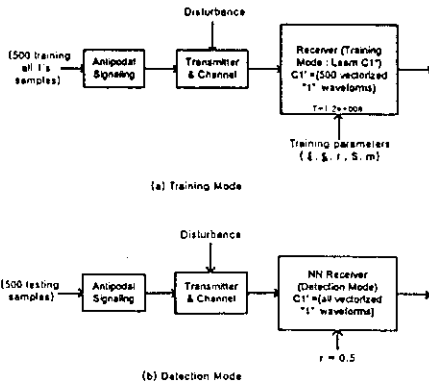


그림 2. 지능형/진화형 수신기의 실제 구현의 예

### III. 결론

본 논문은 학습이론과 집합이론에 근거해서 새로운 수신기를 제안했다. 그래서 우선 이것을 위해서 SMST를 소개하고 이 정리가 목표집합의 확률분포에 관계없이 통용된다는 것을 보였다. 다음으로 이와 같은 이론적 바탕 하에 새로운 지능적 수신기의 모델을 제안하고 간단한 모의 실험을 통해서 이 모델의 실효성을 점검했다. 본론의 이론적 내용과 simulation을 바탕으로 이 모델의 장점을 정리해 보면 다음과 같음을 알 수 있다.

- (1) 채널 모델의 불필요성(STMS:distribution-free result),
- (2) 간단한 수신기의 구조 (Simple NN arbitration rule),
- (3) 적응형(trainable),
- (4) 기능 향상성(self-learning),
- (5) 획기적이고 광범위한 송신/수신 패러다임.

※ 본 연구는 (주)현대전자와 정보통신부의 연구비 지원하에 이루어진 연구결과의 일부입니다.

### 참고문헌

[1] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, and X. Zhuang. Image Analysis using Mathematical Morphology. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-9(4):532-550, July 1987.

[2] P. Maragos. "A Representation Theory for Morphological Image and Signal Processing." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(6):586-599, June 1989.

[3] W.M. Kim, "Morphological approach to smoothing", in Proc. SPIE, vol 3074, (Orlando, FL), 1997.

[4] John G. Proakis, Digital Communications, McGraw-Hill International Editions, 3rd Edition 1995.