

# 전력선통신 시스템을 위한 인공지능 기반 스펙트럼 할당 기법

김도균\*, 황유민\*, 홍승관\*, 김진영\*

## Spectrum Assignment Scheme Based on Artificial Intelligence for Power Line Communication Systems

Do Kyun Kim\*, Yu Min Hwang\*, Seung Kwan Hong\*, and Jin Young Kim\*

### 요약

본 논문에서는 전력선통신 시스템에서 인공지능 기반 스펙트럼 할당 기법을 제안한다. 송신 신호의 주파수 대역은 스펙트럼 할당 기법을 통해서 조정이 가능하고, 이를 통해 간섭을 피할 수 있다. 이에 따라 전력선 통신 시스템의 성능과 스펙트럼 효율이 향상된다. 시뮬레이션 결과를 통해 제안된 스펙트럼 할당 기법을 통해 스펙트럼 효율 향상과 통신 시스템의 성능이 향상된다는 것을 증명하였다.

**Key Words** : power line communications, artificial intelligence, spectrum assignment, support vector machine, classification

### ABSTRACT

In this paper, we propose an artificial intelligence based spectrum allocation scheme for power line communication system. The frequency band of the transmitted signal can be adjusted through the spectrum allocation technique, thereby avoiding interference. This improves the performance of the transmission signal and the spectral efficiency. Through the simulation results, we show that the proposed spectrum allocation technique improves the spectral efficiency and improve the communication performance.

## I. 서론

최근 무선통신 서비스의 종류가 다양해지면서 주파수 대역이 많이 이용되고 있으며, 이에 따라 주파수 자원이 많이 고갈되고 있다. 그러나 미국 FCC가 실제 주파수 이용현황을 실측한 결과는 특정 시간과 장소에 상당량의 주파수가 미사용 상태로 있다는 것을 보여준다[1]. IoT가 각광받고 있는 시대에, 최근 주파수 대역을 효율적으로 활용하는 것에 대한 관심이 높아지고 있다. 그에 따라 주변 환경으로부터 빈 대역을 찾는 시스템에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다. 4차 산업혁명의 키워드 중 하나는 ‘인공지능’이다. 알파고의 등장을 통해서 사람들은 인공지능에 큰 관심을 쏟고 있으며, 이에 따라 인공지능 기술들과 다양한 분야의 기술들 간의 융합이 이루어지고 있다. 인공지능 기술들을 통해서 어려운 계산 및 처리 문제를 해결하기 원활해짐에 따라, 인공지능 기술은 다양한 분야에서 성능 향상을 가져온다. 본 논문에서는 인공지능 기술을 전력선통신 분야에 적용시켜, 인공지능 기반 스펙트럼 할당 기법을 제안한다.

전송 신호의 스펙트럼을 인공지능을 이용해 할당하여 스펙트럼 할당 기법을 통해서 전송 신호의 성능과 스펙트럼 효율을 향상시킬 수 있다. 기존 스펙트럼 할당 기법은 복잡한 과정으로 이루어져있고, 스펙트럼 할당 대역에 제한이 있지만, 본 논문에서는 인공지능 기법을 통해서 그 제한을 해제하고, 스펙트럼 할당 과정도 간단하게 만드는 과정에 대해 설명한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 제안한 시스템 모델에 대해서 설명하고, III장에서는 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)을 이용한 스펙트럼 할당 알고리즘에 대해 설명한다. 마지막으로 IV과 V장에서 본 논문의 시뮬레이션과 결론으로 논문을 맺는다.

## II. 시스템 모델

### 1. 시스템 모델

\* 본 연구는 한국연구재단 이공학 개인기초연구지원사업(NRF-2016R1D1A1B03933872)의 일환으로 수행되었음.

\*광운대학교 전자융합공학과 유비쿼터스 통신 연구실 (kyun0580@kw.ac.kr, yumin@kw.ac.kr, mygwan112@kw.ac.kr, jinyoung@kw.ac.kr)

접수일자 : 2017년 5월 9일, 최종 게재확정일자 : 2017년 5월 23일

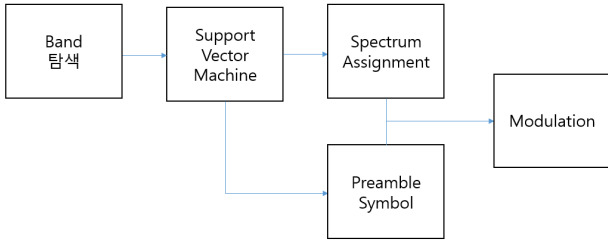


그림 1. 시스템 모델.

본 연구에서는 전력선통신 시스템을 위한 인공지능을 기반스펙트럼 할당 기법을 제안한다. 두 노드 간 통신을 하는 전력선통신 네트워크를 고려한 기법이며, 전송 모드는 FCC 주파수 대역을 활용한다. 전력선통신 시스템에서 통신 채널은 배경 잡음과 임펄스 잡음이 신호에 더해지게 되며, 따라서 수신 신호  $r(t)$ 는 다음과 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$r(t) = h(t)*s(t) + n(t). \quad (1)$$

$s(t)$ 는 송신 신호이고,  $h(t)$ 는 채널 특성을 의미하고,  $n(t)$ 는 배경 잡음과 Middleton's class-A 모델의 형태를 가진 임펄스 잡음을 의미한다 [2].

송신기에서 복조를 하기 전에, 통신 성능을 향상시키기 위한 스펙트럼 할당을 먼저 하고, 그 후에 복조를 하여 신호를 전송한다. 할당할 스펙트럼 대역은 서포트 벡터 머신을 통해서 유연하게 결정한다. 따로 정해진 스펙트럼 대역 없이, 빈 대역을 인공지능 기법들을 통해 실시간으로 탐색하여 사용할 대역을 할당한다는 것이다.

### III. 서포트 벡터 머신을 활용한 스펙트럼 할당 기법

#### 1. 서포트 벡터 머신을 이용한 빈 대역 탐지 알고리즘

서포트 벡터 머신은 supervised 학습 기법이다. 따라서, 서포트 벡터 머신을 통해서 빈 대역과 포화 대역을 가장 효율적으로 구분할 수 있는 경계선을 구한다. 빈 대역과 포화 대역을 나누는 기준은 주파수 대역의 채널 용량과 에너지로 결정한다. 이를 본 논문에서는 각각  $Q$ 와  $E$ 로 표현한다.

##### 1.1 결정 규칙(Decision rule)

결정 규칙이란 새로운 입력  $\vec{i}$ 에 대해서 이 입력이 어떤 클래스(class)에 속하는지 결정하는 방법에 대한 것이다. 그림 3과 같이 2차원 공간 위에 결정 경계(Decision boundary)와 법선 벡터  $\vec{d}$ 가 있다고 한다면 결정 규칙은 다음과 같은 식으로 표현된다 [4].

$$\vec{d} \cdot \vec{i} \geq c. \quad (2)$$

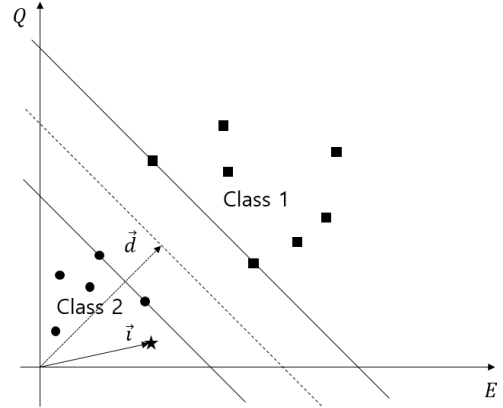


그림 2. 결정 경계와 결정 규칙.

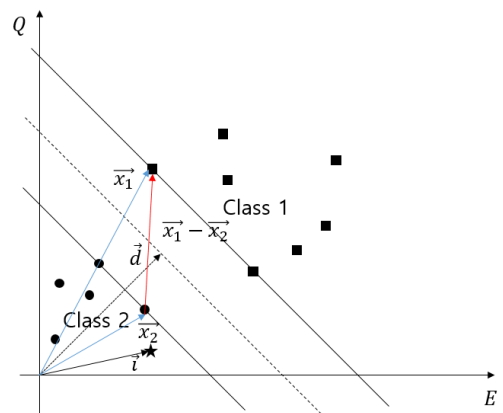


그림 3. Street의 너비를 구하는 과정.

이 때,  $c$ 는 임의의 상수이다. 그림 2에서 점선보다 위에 있으면 클래스 1로, 점선보다 아래에 있으면 클래스 2로 분류한다. 아직  $\vec{d}$ 와  $c$ 가 정해진 값은 아니지만 이 조건을 만족하면 클래스 1로 분류한다고 결정 규칙을 정하는 것이다. 이 식을 변형시키면 다음과 같이 변형시킬 수 있다 [4].

$$\vec{d} \cdot \vec{i} + b \geq 0. \quad (3)$$

식 (3)은 2차원에서의 직선을 의미하고, 이를 통해 결정 경계를 구할 수 있게 된다.

##### 1.2 결정 경계 설정

서포트 벡터 머신은 학습을 통해 결정 경계를 만들어 분류를 하는 머신 러닝(Machine learning) 기법이다. 본 논문에서는 빈 대역과 포화 대역으로 주파수 대역을 두 가지로 분류한다. 본 논문에서는 클래스 1의 샘플들을  $x_1$ , 클래스 2의 샘플(sample)들을  $x_2$ 로 나타낸다. 그림 3을 통해 알 수 있듯이 클래스 1 샘플들과 클래스 2 샘플들이 두 실선 위에 있는데, 이 실선들은 점선에서 가장 가까이 위치한 샘플들을 나타낸 것이고, 이 두 실선들은 결정 경계인 점선과 동일한 거리만큼 떨어져 있다는 것을 알 수 있다. 결정 경계는 두 실선을 가장 잘 구분할 수 있는 점선을 의미한다. 따라서, 결정

경계 점선을 구할 때, 두 실선과 점선 간 거리를 최대화할 수 있는 점선을 결정 경계로 설정해야한다. 이 거리를  $\delta$ 라고 한다면, 두 실선 위에 있는 샘플들 외 샘플들은 전부 점선과  $\delta$  이상의 거리만큼 떨어져 있다는 것을 알 수 있다. 따라서 클래스 간 분류가 점선을 통해서 명확하게 되는 것이다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다 [4].

$$\vec{d} \cdot \vec{x}_1 + b \geq \delta, \quad (4)$$

$$\vec{d} \cdot \vec{x}_2 + b \leq -\delta. \quad (5)$$

이 두 식에서  $\vec{d}$ ,  $b$ 는 모르는 수이고, 따라서 임의의  $\delta$ 로 나누어줘도 임의의 수가 된다. 따라서  $\delta$ 에 대해 정규화(normalization)하면 다음과 같은 수식을 얻을 수 있다 [4].

$$\vec{d} \cdot \vec{x}_1 + b \geq 1, \quad (6)$$

$$\vec{d} \cdot \vec{x}_2 + b \leq -1. \quad (7)$$

위 두 식을 하나로 묶을 수 있는 변수  $y_i$ 를 다음과 같이 정의하면 위의 두 식은 다음과 같이 합칠 수 있다 [4].

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{for } i = 1 \\ -1 & \text{for } i = 2 \end{cases} \quad (8)$$

$$y_i(\vec{d} \cdot \vec{x}_i + b) \geq 1. \quad (9)$$

그림 3의 실선 위에 있게 되는 샘플들에 대한 조건은 다음 식과 같게 된다 [4].

$$y_i(\vec{d} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 = 0. \quad (10)$$

### 1.3 Street 너비와 최적화 문제 설정

Street란 두 실선과 점선을 의미하는데, 이는 두 실선과 점선의 모양이 도로와 같다고 하여 street라고 한다. 이전 식들에서 street의 너비를 임의의 수  $\delta$ 로 놓았었는데, 이 두 실선 사이의 거리를 최대화 하는 것이 서포트 벡터 머신의 목표이다. 그림 3에서 실선 위에 있는 클래스 1 샘플  $x_1$ 과  $x_2$ 에 대한 원점으로부터의 벡터  $\vec{x}_1$ 과  $\vec{x}_2$ 에 대하여,  $\vec{x}_1 - \vec{x}_2$ 로부터 두 실선 사이의 거리를 구할 수 있다.  $\vec{d}$ 는 점선에 수직하기 때문에  $\vec{d}$ 와 방향은 같고 크기는 1인 벡터를 이용하면 두 실선 사이의 거리를 구할 수 있다. 따라서 두 실선 사이의 거리는 다음과 같은 식으로 구할 수 있다 [4].

$$\frac{\vec{d}}{\|\vec{d}\|} \cdot (\vec{x}_1 - \vec{x}_2). \quad (11)$$

또한, 식 10으로부터 다음과 같이 식을 변형할 수 있다 [4].

$$\vec{d} \cdot \vec{x}_1 = 1 - b, \quad (12)$$

$$\vec{d} \cdot \vec{x}_2 = -1 - b. \quad (13)$$

식 12, 13을 식 11에 대입하면 다음과 같은 식이 도출된다 [4].

$$\begin{aligned} & \frac{1}{\|\vec{d}\|}(\vec{d} \cdot \vec{x}_1 - \vec{d} \cdot \vec{x}_2) \quad (14) \\ &= \frac{1}{\|\vec{d}\|}(1 - b + 1 + b) \\ &= \frac{2}{\|\vec{d}\|}. \end{aligned}$$

따라서, 두 실선 사이의 거리는  $\frac{2}{\|\vec{d}\|}$ 이며, 서포트 벡터 머신

의 목표는  $\frac{2}{\|\vec{d}\|}$ 를 최대화 하는 것이므로 이를  $\max \frac{1}{\|\vec{d}\|}$  또는  $\min \|\vec{d}\|$ 로 표현할 수 있다. 수학적 편의를 위해  $\min \frac{1}{2} \|\vec{d}\|^2$ 로 바꿔 표현한다.

최적화를 위해서 해결해야할 조건(constraint)은  $y_i(\vec{d} \cdot \vec{x}_i + b) - 1 = 0$ 이고, 목적 함수는  $\frac{1}{2} \|\vec{d}\|^2$ 이다. 라그랑주 승수법을 이용하기 위해 다음의 보조방정식을 세운다 [4].

$$L = \frac{1}{2} \|\vec{d}\|^2 - \sum_i \alpha_i [y_i(\vec{d} \cdot \vec{x}_i + b) - 1]. \quad (15)$$

변수들로 식 15를 편미분하면 다음과 같다 [4].

$$\frac{\partial L}{\partial \vec{d}} = \vec{d} - \sum_i \alpha_i y_i \vec{x}_i = 0, \quad (16)$$

$$\vec{d} = \sum_i \alpha_i y_i \vec{x}_i. \quad (17)$$

식 17의 결과를 통해  $\vec{d}$ 는  $\vec{x}_i$ 들의 선형 합이라는 것을 알 수 있다. 그림 4에서 실선을 설정하는데 도움을 주지 않는 실선 위에 있지 않은 샘플들에 대한  $\alpha$  값은 0으로 설정한다. 식 17을 최초의 결정 경계에 대해서 다음과 같은 조건들을 얻게 된다 [4].

$$\sum_i \alpha_i y_i \vec{x}_i \cdot \vec{i} + b = 1, \quad (18)$$

$$\sum_i \alpha_i y_i \vec{x}_i \cdot \vec{i} + b = -1. \quad (19)$$

식 18은 그림 3의 클래스 1 실선 위에 있는 샘플들을 의미하고, 식 19는 클래스 2 실선 위에 있는 샘플들을 의미한다. 또 하나의 편미분은 다음과 같다 [4].

$$\frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_i \alpha_i y_i = 0, \quad (20)$$

$$\sum_i \alpha_i y_i = 0. \quad (21)$$

$\alpha_i$ 는 식 18, 19, 20을 연립하여 구할 수 있다.

## 2. Q factor 설정

최적의 채널을 찾기 위해서 본 연구에서는 Q factor를 이용한 서포트 벡터 머신 알고리즘을 제안한다. 서포트 벡터 머신의 샘플은  $Q$ 와  $E$ 에 대한 정보를 가지고 있다고 했는데, Q factor는  $Q$ 에 해당하는 정보이다. Q factor는 채널의

용량과 유휴 시간을 기반으로 채널의 상태를 나타내며, 다음과 같은 식으로 표현된다 [3].

$$Q_k = \omega\pi_k + (1 - \omega)\beta_k, \quad (22)$$

$\pi_k$ 는 채널  $k$ 의 유휴 시간이며,  $\beta_k$ 는 채널 용량을 의미한다.  $\omega$ 는 유휴시간과 채널 용량을 적절히 비교하기 위한 가중치를 의미한다.

## IV. 시뮬레이션

### 4.1 서포트 벡터 머신 시뮬레이션

그림 4는 전력선통신에 활용하는 주파수 대역 12개를 활용하였을 때 각각의 대역을 통해 얻은 Q factor와 에너지를 그래프에 표시한 후 서포트 벡터 머신을 통해 분류를 한 시뮬레이션이다. 서포트 벡터 머신을 적용하여 빈 대역과 포화 대역을 분류하는 성능은 본 시뮬레이션을 통해 가능하다는 것을 입증할 수 있었다.

### 4.2 Bit error rate 측정

그림 5는 제안한 시스템 모델을 적용했을 때와 기존의 전력선통신 16QAM의 BER(Bit Error Rate)을 시뮬레이션한 결과이다. 제안한 알고리즘을 이용해 서포트 벡터 머신을 이용해 빈 대역을 탐지하여 그 대역을 활용하여 통신을 하기 때문에 BER이 크게 감소한다고 볼 수 있다.

### 4.3 데이터 수신 성공 확률

그림 6은 채널수에 따른 데이터 전송 성공 확률을 의미한다. 존재하는 채널이 많을수록 보낼 채널이 많아지므로, PU가 사용하고 있을 채널이 있을 확률도 증가하므로 올바른 데이터를 수신할 확률도 낮아질 수 있다. 그래프에서 볼 수 있듯이 서포트 벡터 머신을 적용하지 않았을 때와 적용하였을 때 데이터 수신 확률이 전체적으로 증가하였다.

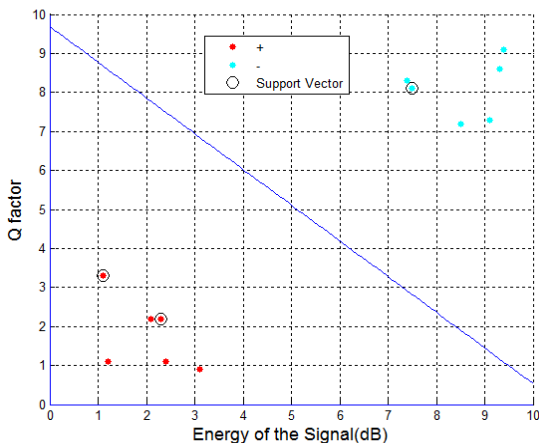


그림 4. 서포트 벡터 머신 시뮬레이션.

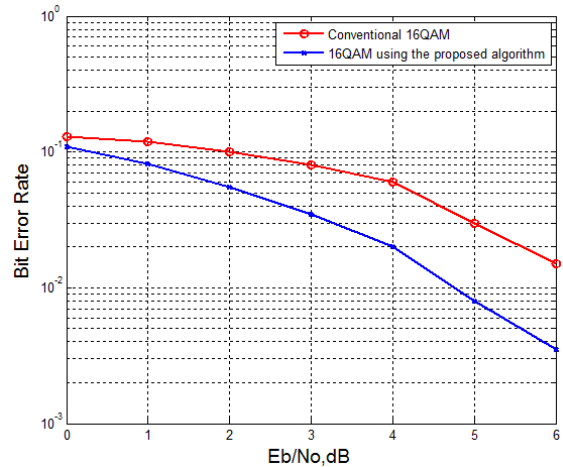


그림 5. 16QAM과 SVM을 활용한 16QAM BER 비교.

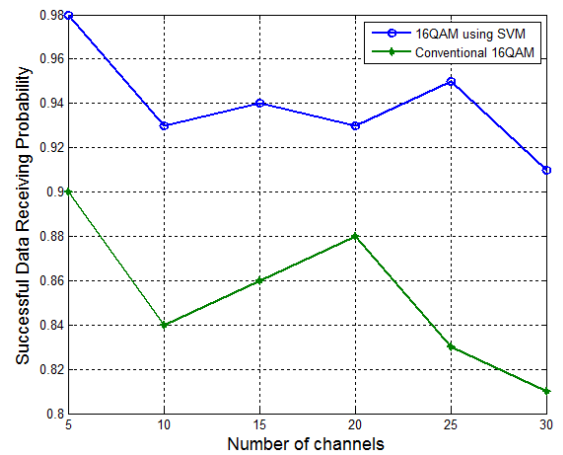


그림 6. 데이터 수신 성공 확률.

## V. 결론

본 논문에서는 전력선통신을 위한 인공지능 기반 스펙트럼 할당 기법을 제안하였다. 서포트 벡터 머신을 이용하여 빈 대역과 포화 대역을 분류하고, 이를 통해 빈 대역을 활용하여 전력선통신의 성능을 향상시킬 수 있다는 것을 시뮬레이션을 통해 증명하였다. 제안한 시스템 모델을 이용하면 기존 방식보다 BER이 향상되었다는 것과, 데이터 수신 성공 확률이 증가했다는 것을 알 수 있다. 본 알고리즘은 전력선통신 뿐만 아니라 다른 통신 분야에 적용되었을 때도 성능 향상을 기대할 수 있다.

### 참고 문헌

- [1] FCC Spectrum Policy Task Force, "Report of the spectrum efficiency working group," Nov. 2002.
- [2] D. Middleton, "Statistical-physical models of electromagnetic interference," IEEE Transactions on Electromagnetic

Compatibility, vol. EMC-19, no. 3, pp. 106 - 127, Aug. 1977.

[3] S. Aslam, and M. Ibnkahla, "Optimized node classification and channel pairing scheme for RF energy harvesting based cognitive radio sensor networks," Proc. Systems, Signals & Devices (SSD), 2015 12th International Multi-Conference on, pp. 16-19, Mar. 2015.

[4] N. I. Sapankevych, and R. Sankar, "Time series prediction using support vector machines: A survey," IEEE Computational Intelligence Magazine, vol. 4, no. 2, pp. 24-38, Apr. 2009.

**김진영(Jin Young Kim)**

**종신회원**



- 1998년 2월 : 서울대학교 전자공학과 공학박사
- 2001년 2월 : SK텔레콤 네트워크연구소 책임연구원
- 2001년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 전자융합공학과 교수

<관심분야> : 디지털통신, 가시광통신, UWB, 부호화, 인지 무선통신, 4G 이동통신

**저자**

**김도균(Do Kyun Kim)**

**학생회원**



- 2017년 2월 : 광운대학교 전자융합공학과 학사 졸업
- 2017년 3월~현재 : 광운대학교 전파공학과 석박통합과정

<관심분야> : 무선 에너지 하비스팅, 인공지능, 인지무선통신, 전력선통신

**황유민(Yu Min Hwang)**

**학생회원**



- 2012년 2월 : 광운대학교 전파공학과 졸업
- 2012년 3월~현재 : 광운대학교 전파공학과 석박통합과정

<관심분야> : 5G, 인공지능, WPAN, LBS, 무선 에너지 하비스팅

**홍승관(Seung Gwan Hong)**

**학생회원**



- 2016년 2월 : 광운대학교 전자융합공학 학사 졸업
- 2016년 3월~현재 : 광운대학교 전파공학과 석박통합과정

<관심분야> : 무선 에너지 하비스팅, 백스케터 통신