

비직교 다중접속 방식을 적용한 가시광 통신 시스템의 신뢰성 향상을 위한 PSO 기반 전력 할당 알고리즘

류원재, 김재우, 김동성*

금오공과대학교

{wj0828, jaewookim, *dskim}@kumoh.ac.kr

Power allocation algorithm based on PSO for reliability improvement of visible light communication systems applying for non-orthogonal multiple access

Ryu Won Jae, Kim Jae Woo, Kim Dong-Seong*

Kumoh national Institute of Technology.

요약

가시광 통신은 가시광 대역을 사용하여 정보를 송수신하는 기술로써, 무선 주파수 사용을 하지 않으며, 일반적으로 사용하는 광원인 LED를 활용할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 가시광 통신에 비직교다중접속(Non-orthogonal multiple access, NOMA)을 적용하면 스펙트럼 효율을 향상시키는 전송이 가능하다. 하지만 NOMA는 Superposed coding을 통해 전력 레벨을 달리하여 두명 이상의 사용자에게 중첩된 신호를 보내기 때문에, 신뢰성에 문제가 생길 수 있다. 그래서 본 연구에서는 particle swarm optimization (PSO)를 적용하여 NOMA 사용자쌍의 사용자간의 전력 할당비를 조절하여 신뢰성을 개선하도록 하였다.

I. 서론

가시광 통신은 가시광 대역을 사용하여 정보를 송수신하는 기술로써, 무선 주파수 사용을 하지 않으며, 일반적으로 사용하는 광원인 LED를 활용할 수 있다는 장점이 있다[1]. 이러한 가시광 통신에 비직교다중접속(Non-orthogonal multiple access, NOMA)를 적용하면 스펙트럼 효율을 향상시키는 전송이 가능하다[2]. 하지만 NOMA는 Superposed coding을 통해 전력 레벨을 달리하여 두명 이상의 사용자에게 중첩된 신호를 보내기 때문에, 신뢰성에 문제가 생길 수 있다. 그래서 본 연구에서는 물고기와 새 무리와 같은 동물들의 움직임에서 영감을 얻어 만들어진 Meta-heuristic 최적화 알고리즘인 particle swarm optimization (PSO) [3-5]를 적용하여 NOMA 사용자쌍의 사용자간의 전력 할당비를 조절하여 신뢰성을 개선하도록 하였다. Bit error rate(BER)을 통해, 고정 전력 할당비와 비교하였으며, 근거리, 먼거리 사용자를 각각 비교하였다.

II. 제안 시스템 및 방법

본 연구에서는 line of sight 가시광 채널 모델[6]을 기반으로 하향링크 NOMA에서의 먼거리 사용자와 근거리 사용자의 bit error rate(BER)을 구하였다.

$$P_r = P_t \frac{(m+1)E}{2\pi D^2} \cos^m(\phi) T_s(\psi) g(\psi) \cos(\psi) \quad (1)$$

P_r 은 수신측 포토다이오드가 받은 전력, P_t 은 AP인 LED에서 송신하는 전력, D 는 송수신부 간의 거리, E 는 수신부의 포토다이오드의 크기, $T_s(\psi)$ 는 광학 필터의 이득, $g(\psi)$ 는 광학 집신기의 이득, ϕ 는 송신부의 방사각, ψ 는 수신부의 입사각이다. m 은 Lambertian emission으로 식은 (2)와 같다.

$$m = \frac{-\ln 2}{\ln(\cos(\phi_{1/2}))} \quad (2)$$

1개의 LED와 근거리 사용자와 먼거리 사용자로 구성된 하나의 사용자 쌍

으로 구성하였다. 그림 1과 같이 하나의 LED가 Transmitter로써, Superposed signal을 근거리 및 먼거리 사용자에게 전송하게 된다.

변조 방식으로는 On-off-keying(OOK)을 사용하였고, PSO를 사용하여 전력할당비를 조절하도록 했다. 전력할당비 값에 따라 근거리 사용자와 먼거리 사용자의 합계 BER를 최소화하도록 하였다. 이 때, 근거리 사용자의 경우는 perfect successive interference cancellation(SIC)을 가정하였다. 근거리 사용자와 먼거리 사용자의 BER공식은 각각 다음과 같다.

$$p_n(e) = 0.5 \operatorname{erfc}\left(\frac{P_n h_n}{2} \sqrt{\frac{E_b}{N_o}}\right) \quad (3)$$

$$p_f(e) = 0.25 \left(\operatorname{erfc}\left(0.5 h_f \sqrt{\frac{E_b}{N_o}}\right) + \operatorname{erfc}\left((P_f - \frac{1}{2}) h_f \sqrt{\frac{E_b}{N_o}}\right) \right) \quad (4)$$

$\operatorname{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$ 이고, P_n 은 근거리 사용자의 전력할당비,

P_f 는 먼거리 사용자의 전력할당비이고, E_b 는 비트당 에너지, N_o 는 잡음, h_n 는 근거리 사용자와 LED간의 채널상태, h_f 는 먼거리 사용자와 LED간의 채널상태이다. PSO를 사용하여 두 사용자의 합계 BER을 줄이도록 할것이기 때문에, Fitness function은 다음과 같다.

$$f_{\min} = p_n(e) + p_f(e) \quad (5)$$

$P_n = 1 - P_f$ 이기 때문에 P_n 은 $1 - P_f$ 로 치환하고, PSO는 P_f 를 탐색하여 (5)를 최소화시키도록 한다. PSO는 무작위적으로 생성된 해로부터 반복을 통해 최적해를 찾아가는 방식이다. 관련 공식은 아래와 같다.

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}, \dots, x_{in}] \quad (6)$$

$$\chi = [X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, \dots, X_N] \quad (7)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V(t+1) \quad (8)$$

$$V_i(t+1) = V_i(t) + c_1(p_i - X_i(t))R_1 + c_2(g - X_i(t))R_2 \quad (9)$$

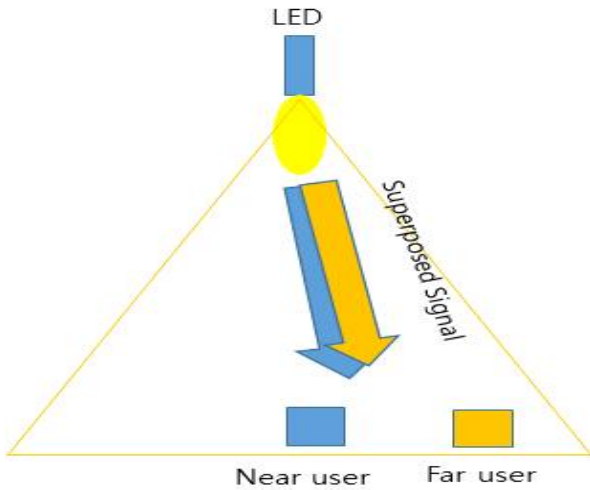


그림 1 System Model

표 1 Simulation parameters and environment

| | |
|-------------------------|------------------------|
| Pop size | 10,000 |
| Iteration | 100 |
| Self-confidence c1 | 2.05 |
| Swarm confidence c2 | 2.05 |
| LED x,y,z axis(m) | 5, 5, 2.5 |
| Near user x,y,z axis(m) | 5, 5, 1.5 |
| Far user x,y,z axis(m) | 4.5, 4, 1.5 |
| LED power (w) | 60 |
| Simulation Environment | Python 3.8.8 (Pytorch) |

(6)은 개별 입자의 위치 벡터, (7)은 개별 입자의 위치벡터를 모아놓은 벡터이다. 여기서 n 입자의 위치를 나타내는 좌표에 대한 범위로 본 논문에서는 전력 할당비에 해당한다. 여기서 n 은 1로 두었다. (8)은 개별 입자의 현재 위치에서 속도에 해당하는 벡터 V 를 더하여 위치를 업데이트해 간다. (9)는 벡터 V 에 대한 계산식이다. $c1$, $c2$ 는 각각 인지계수, 사회계수이다. p 는 현 입자가 가졌던 위치 중 가장 좋은 fitness score를 가지는 벡터이고, g 는 모든 입자들 중에서 가졌던 가장 좋은 fitness score를 가진 위치 벡터이다. $R1$, $R2$ 는 0~1사이의 랜덤 값으로 구성되어 있는 랜덤 벡터이다.

III. 시뮬레이션

시뮬레이션은 각 송신 SNR 별로 실시하였다. 표1과 같이 PSO Parameter들을 설정하였고, LED와 근거리, 먼거리 사용자 간의 좌표 정보와 LED의 전력 등을 설정하였다. 시뮬레이션은 근거리사용자, 먼거리 사용자의 BER과 근거리사용자, 먼거리사용자의 합산 BER 등을 PSO를 활용하여 구하도록 하였다. 그리고 비교군으로는 먼거리 사용자에게 0.8만큼의 전력비를 할당한 경우로 하였다. 그림 2에 나온 바와 같이, 모든 구간에서 합 BER은 PSO 기반의 제안 방식이 더 낮은 BER을 보여주었으며, 근거리 사용자간의 차이가 가장 컸다. 먼거리 사용자는 고정된 전력비를 가진 경우가 더 낮은 BER를 보여주었다. 사용자쌍 간의 합산 BER은 근거리 사용자에게 높은 전력을 할당할수록 낮아지는걸로 확인되었다. 특이한 점으로는 TX-SNR이 15dB, 이후부터는 제안 방식의 근거리 사용자의 BER이 개선되지 않고 수렴한다는 것이다. 이는 TX-SNR 15dB일 때부터, 먼거리 사용자에게 할당되는 전력비가 커지게 되는 것으로 확인되었다.

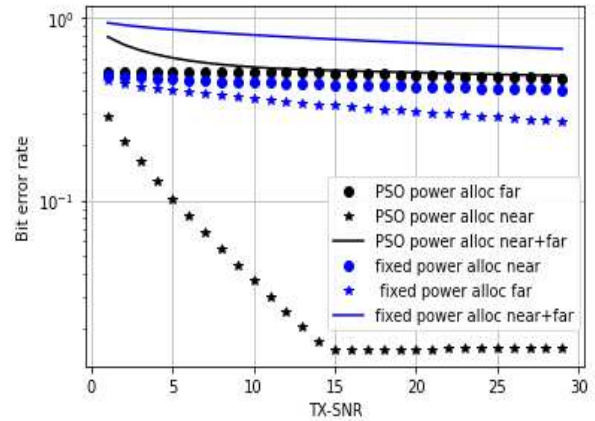


그림 2 Simulation results

IV. 결론

본 연구에서는 가시광 통신에 비직교다중접속 방식을 적용하였을 때, 하나의 사용자쌍의 근거리 사용자와 먼거리 사용자 간의 전력 할당비를 PSO를 통해 구하여 신뢰성을 개선시키고자 하였다. 시뮬레이션을 통해 결과값을 구하였으며, 근거리 사용자와 먼거리 사용자간의 합산 BER과 근거리 사용자의 BER의 경우에는 제안 방식이 기존의 고정 전력비에 비해 향상된 결과를 보여주었다. 하지만 먼거리 사용자의 경우에는 고정 전력비 방식이 더 나은 결과를 보여주었다. 이를 통해, 먼거리 사용자의 신뢰성 확보가 필요함을 확인할 수 있었고, 향후 연구로는 먼거리 사용자의 신뢰성을 확보하는 것이 될 수 있다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020년도 정보의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(2019R111A1A01063895, 2018R1A6A1A03024003), 이 논문은 과학기술정보통신부 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(IITP-2020-2020-0-01612)

참고 문헌

- [1] Z. Ghassemloooy, W. Popoola and S. Rajbhandari, Optical Wireless Communications: System and Channel Modelling with MATLAB, Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2013.
- [2] Y. Liu, Z. Qin, M. El Kashlan, Z. Ding, A. Nallanathan, and L. Hanzo, "Nonorthogonal multiple access for 5G and beyond," Proceedings of the IEEE, vol. 105, no. 12, pp. 2347 - 2381, Dec. 2017
- [3] Eiben AE, Smith JE. Introduction to Evolutionary Computing. USA: Springer, 2003.
- [4] Federico. M. and Beata W., "Particle Swarm Optimization(PSO). A tutorial," Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, pp. 153-165, Dec. 2015.
- [5] S. Bhardwaj and D.-S. Kim, "Dragonfly-based swarm system model for node identification in ultra-reliable low-latency communication," Neural Computing and Applications, pp. 1 - 44, 2020.
- [6] 류원재, 간대배, and 신수용. "TDMA-Superframe 구조 기반의 다중 LED 가시광 통신 스케줄링 알고리즘." 한국통신학회논문지 vol. 43, no. 9, pp.1493-1500, 2018.