

AI 기반 FSOC 광학 손실 보상 기술 동향

AI-Based Optical Loss Compensation: Research Trends in Free-Space Optical Communication Systems

신지수 (J.S. Shin, wkdltn@etri.re.kr)
박시웅 (S.W. Park, swp@etri.re.kr)
허영순 (Y.S. Heo, ysheo@etri.re.kr)
김거식 (K.S. Kim, keosikis@etri.re.kr)
여찬일 (C.I. Yeo, ciyeo@etri.re.kr)
박형준 (H.J. Park, spacegon@etri.re.kr)
강현서 (H.S. Kang, hskang87@etri.re.kr)

광ICT융합연구실 학연학생
광ICT융합연구실 선임연구원
광ICT융합연구실 책임연구원
광ICT융합연구실 책임연구원
광ICT융합연구실 책임연구원/기술총괄
광ICT융합연구실 책임연구원/실장
호남권연구본부 책임연구원/본부장

ABSTRACT

With the rapid increase in wireless data traffic, free-space optical communication systems are gaining attention as a promising solution for next-generation wireless communication. However, the performance of these systems is often degraded because of optical losses caused by environmental and structural factors. These losses can be categorized into four major types: geometric and misalignment losses, atmospheric conditions, atmospheric turbulence, and background radiation losses. Recent research has focused on compensating for these optical losses, with AI technologies emerging as a promising solution. This study examines the four primary causes of optical loss and evaluates recent AI-based approaches aimed at mitigating them.

KEYWORDS AI, Deep Learning, FSOC, Machine Learning, Optical Loss Compensation

I. 서론

최근 무선 데이터 트래픽의 급증과 더불어 초고속, 대용량 통신에 대한 수요가 지속적으로 증가함에 따라 기존의 RF(Radio Frequency) 기반의 무선통신만으로는 한계에 직면하고 있다. 이러한 통신 한계

를 극복하기 위해 넓은 대역폭, 우수한 보안성, 빠른 데이터 전송속도를 장점으로 갖는 FSOC(Free Space Optical Communication) 시스템이 차세대 무선통신 기술로 주목받고 있다[1]. FSOC는 레이저 광원을 활용하여 대기 중 자유 공간을 통해 데이터를 전송하는 방식의 무선통신 기술로 보안 통신, 위성 통신

* DOI: <https://doi.org/10.22648/ETRI.2025.J.400511>

* 공동 제1저자 신지수, 박시웅 (공동 제1저자 박시웅 추가, 2025. 10. 13. 수정)

* 이 연구는 한국전자통신연구원 내부연구개발사업의 일환으로 수행되었음[25ZK1100, 호남권 지역산업 기반 ICT 융합기술 고도화 지원사업].



등 다양한 분야에서 활용 가능하다. 그러나 FSOC 시스템은 환경적 요인과 설계에 매우 민감하다. 특히 대기 중 흡수, 산란, 굴절 등은 광신호의 전파를 방해하며, 이는 링크 품질 저하로 직결된다. 이러한 대기 현상은 전송 경로에 따라 광 에너지의 일부분을 손실시키며, 수신기에 도달하는 신호 강도를 약화시켜 광학 손실(Optical Loss)을 유발한다. 더 나아가 이러한 광학 손실로 인해 수신 광 전력이 수신 감도에 미치지 못하는 경우, FSOC 시스템은 링크 단절, 비트 오류율(BER: Bit Error Rate) 증가를 일으켜 시스템의 성능을 저하시킨다.

이러한 광학 손실을 최소화하기 위해 빔의 수신을 최대화할 수 있는 PAT(Pointing, Acquisition, Tracking) 기술, 다중 경로 전송, 빔 발산(Beam Divergence) 제어 등의 다양한 방법이 연구되고 있다. 최근에는 AI(Artificial Intelligence) 기술을 기반으로 채널 상태 예측, 손실 보정, 전송 최적화 등의 접근이 활발히 이루어지고 있다[2]. 특히 머신러닝 및 딥러닝을 활용한 알고리즘은 실시간 채널 상태 예측, 지능형 링크 선택 및 유지 등에 적용되어 FSOC 시스템의 안정성과 효율성을 향상시키는 데 이바지한다.

따라서 본고에서는 FSOC 시스템에서 발생하는 광학 손실의 주요 요인을 살펴보고, 이를 해결하기 위한 AI 기반의 광학 손실 완화 기술 최신 동향에 대해 분석하고자 한다.

II. FSOC 광학 손실의 주요 요인

FSOC 시스템의 통신 성능과 안정성에 직접적인 영향을 미치는 광학 손실은 대기를 광 전파의 매체로 활용하기 때문에 다양한 요인에 의해 발생한다. 이러한 광학 손실의 요인은 주로 시스템 설계 과정 혹은 환경적 요인과 밀접한 관계가 있으며, 크게 4가지로 분류할 수 있다[3].

1. 기하학 및 오정렬에 의한 손실

기하학적 손실은 대기를 통해 전파할 때 빔의 발산으로 인해 발생한다. 송신된 빔은 전파 거리와 함께 확산되며, 송수신기 간의 거리가 멀어질수록 빔의 단면이 커져 수신기의 렌즈 구경보다 큰 영역에 광이 퍼지게 된다. 이로 인해 일부 광 에너지가 수신되지 않아 손실이 발생한다. 따라서 기하학적 손실($L_{geo.}$)은 발산각, 링크 거리, 송수신 렌즈의 구경 크기를 이용해 계산할 수 있다. 이때, d_r 은 수신 렌즈의 구경 크기, d_t 는 송신 렌즈의 구경 크기, θ 는 발산각, L 은 링크 거리를 가리킨다[4].

$$L_{geo.} = 10 \log \left(\frac{d_r}{d_t + L\theta} \right)^2$$

오정렬에 의한 광학 손실은 송신기와 수신기 간의 정렬 오차로 인해 발산된 빔이 수신기에 제대로 들어오지 않아 발생한다. 실제 환경에서의 오정렬에 의한 손실은 대부분 빔 윈더(Beam Wander), 건물 흔들림, 추적 시스템의 오차로 인해 발생한다. 빔 윈더는 대규모의 대기 와류 불균형으로 인해 광이 무작위로 편향되어 원래 경로를 이탈하면서 광학 손실을 발생시킨다. 한편, 건물 흔들림은 온도 변화, 바람, 소규모 지진 등의 영향으로 건물이 미세하게 움직이는 현상을 뜻한다. FSOC 시스템은 좁은 전송 빔과 작은 수신기의 시야각을 갖기 때문에 아주 작은 흔들림에도 오정렬에 의한 광학 손실이 발생할 수 있다. 또한 빔 추적 시스템이 제대로 작동하지 않는 경우, 빔 수신 경로를 제대로 정렬하지 못해 수신 광의 손실이 발생하기도 한다.

2. 대기에 의한 손실

대기에 의한 손실은 환경요소에 의한 광 흡수와

산란이 주원인이다. 흡수는 발산된 광이 대기 중의 기체 분자에 의해 흡수되는 것으로 자외선 파장에서 가장 심하지만, 가시광선에서는 흡수가 거의 일어나지 않는다. 산란은 눈, 비와 같은 날씨 요인의 입자와 광이 충돌하며 흩어지는 현상으로 날씨 요인의 입자 크기에 따라 세 가지 종류로 구분할 수 있다. 광 신호 파장과 입자의 크기가 비슷할 경우 발생하는 산란은 Mie 산란이라고 하며, 안개와 연무의 물방울에 의해 주로 일어난다. 입자의 크기가 파장보다 작을 경우는 Rayleigh 산란으로 적외선 파장에서 영향이 미미하다. 마지막으로 입자의 크기가 파장보다 큰 경우는 비 선택적 산란으로 주로 비와 눈에 의해 발생하며 파장과 독립적인 특징을 갖는다[5].

산란을 유발하는 여러 환경 요인 중 비는 입자의 크기가 신호의 파장보다 커 비 선택적 산란을 발생시킨다. 하지만 이는 파장과 독립적이기 때문에 열대기후와 같이 지속적으로 비가 내리는 상황이 아니라면 크게 FSOC 시스템에 크게 영향을 주지 않는다. 이때 비의 감쇠를 예측하는 모델의 식은 다음과 같고, γ_{rain} 은 비에 의한 감쇠(dB/km), R 은 비의 강도(mm/hr), A_{atmos} 는 대기 감쇠, k 와 α 는 비에 의한 감쇠를 예측할 때 사용되는 상관계수를 뜻한다. k 와 α 는 FSOC 시스템의 파장, 편광, DSD(Drop Size Distribution), 자유 공간 온도 등에 따라 변화한다.

$$\gamma_{rain} = k \cdot R^\alpha = A_{atmos}.$$

연무와 안개의 경우는 미세한 물방울 또는 지표면의 얼음 혼합물로 구성되어 있어 파장과 크기가 비슷해 Mie 산란이 발생한다. 이는 FSOC 시스템에서 큰 감쇠를 유발하며 두꺼운 안개의 경우는 480dB/km 이상의 감쇠를, 기본적으로는 130dB/km 정도의 감쇠를 일으킨다. 안개와 연무의 감쇠(A) 예측을 위한 모델은 다양하게 존재한다. 대표되는 모델은 Kruse 모델과 Kim 모델이다. Kruse 모델의

식은 다음과 같다. 이때, V 는 가시거리(Visibility), λ 는 파장(μm), q 는 파장에 따른 감쇠 계수를 나타낸다.

$$A = \frac{3.91}{V} \left\{ \frac{\lambda}{550} \right\}^{-q},$$

$$q = \begin{cases} 1.6 & V > 50km \\ 1.3 & 6km \leq V \leq 50km \\ 0.585 V^{1/3} & V < 6km \end{cases} \text{dB/km}$$

Kim 모델은 Kruse 모델과 동일한 식을 활용하지만, 가시거리가 짧은 파장에 대해서는 감쇠가 거의 없다고 정리한다[6].

$$A = \frac{3.91}{V} \left\{ \frac{\lambda}{550} \right\}^{-q},$$

$$q = \begin{cases} 1.6 & V > 50km \\ 1.3 & 6km \leq V \leq 50km \\ 0.16V + 0.34 & 1km \leq V < 6km \\ V - 0.5 & 0.5km \leq V < 1km \\ 0 & V < 0.5km \end{cases} \text{dB/km}$$

3. 대기 난류에 의한 페이딩

대기 난류는 바람과 태양열이 대기의 온도와 압력의 불균일성을 일으켜 무작위의 굴절 지수 변동을 유발하고 이를 통해 다양한 크기의 와류를 형성하는 것을 의미한다. 이는 결과적으로 FSOC에서 채널 페이딩(Channel Fading)이라는 수신 신호의 진폭과 위상의 무작위 변동을 유발한다. 이러한 광 신호에 대한 대기 난류의 영향은 난류 셀(Cell)의 크기에 따라 2가지로 분류할 수 있다[7]. 먼저 난류 셀이 신호 빔의 지름보다 작을 때, 빔 파면의 구성 요소가 수신기에 도달하는 시간에 작은 차이가 발생하면 보상 간섭과 상쇄 간섭의 효과가 일어나 수신기에서 오는 빔의 세기가 시간에 따라 변화하는 섬광(Scintillation)이 발생한다. 반대로 난류 셀의 지름이 빔의 지름보다 클 경우는 빔이 난류 셀을 통과하는 과정에서 굴절되어 수신기에 제대로 도착하지 않게

된다. 이와 같은 대기 난류에 의한 광 손실은 궁극적으로 시스템의 성능을 저하시키고, 특히 장거리 통신에서 그 영향이 더욱 크게 나타난다.

대기 난류의 강도(C_n^2)를 나타내는 지표는 굴절률 구조 상수로, 값이 클수록 난류 셀의 크기가 작아지는 경향이 있다. 이러한 굴절률 구조 상수는 다음과 같이 계산할 수 있다[8].

$$C_n^2 = \left(79 \times 10^{-6} \frac{P}{T^2} \right) C_T^2$$

이때, P 는 대기압, T 는 켈빈 온도, C_T^2 는 온도 구조 상수를 나타낸다. 이는 섬광의 세기를 나타내는 섬광 지수($\sigma_{scin.}^2$)와 섬광으로 인한 손실($\sigma_{scin.loss}$)을 계산하는 데 활용된다[9].

$$\sigma_{scin.}^2 = 2 \sqrt{23.17 \times C_n^2 \times L^{\frac{11}{6}} \times \left(\frac{2\pi}{\lambda} 10^9 \right)^{\frac{7}{6}}}$$

섬광 지수는 위의 식을 통해 계산이 가능하며, 여기서 λ 는 파장, L 은 링크 거리(m)를 나타낸다. 이를 통해 섬광에 의한 손실을 계산하면 다음과 같다.

$$\sigma_{scin.loss} = |10 \log(1 - \sqrt{\sigma_{scin.}^2})|$$

섬광에 의한 손실은 신호 세기 변동, BER 증가, 링크 가용성 감소 등의 영향을 미친다. 따라서 이를 정확히 계산하고 예측하는 것은 통신 시스템의 신뢰성과 안정성을 유지하기 위한 필수 요소이다.

4. 배경 복사에 의한 손실

배경 복사는 배경 잡음, 주변 잡음이라고도 불리며, FSOC 시스템의 성능을 저하시키는 주요 요인 중 하나이다. FSOC 시스템에서 수신기는 원하는 신호뿐만 아니라 태양으로부터 바로 들어오는 직사 광선이나 건물 혹은 지면에서 반사된 빛인 반사광, 대기 중의 수증기나 에어로졸에 의한 산란광 등 다

양한 외부 광원을 수집하게 된다. 이러한 불필요한 배경 복사는 신호가 아닌 잡음으로 작용해 수신기의 포화를 유발하고 더 나아가 링크 중단까지 초래할 수 있다.

배경 복사의 영향을 줄이기 위해 일반적으로 수신 경로에 협대역 스펙트럼 필터나 공간 필터를 설치해 특정 파장의 신호 광만을 통과시키기도 한다. 그럼에도 특히 햇빛이 강한 주간 환경이나 우주 환경 등에서는 이러한 필터링만으로는 충분하지 않아 여전히 신호 대 잡음비(SNR: Signal to Noise Ratio) 저하와 BER 상승의 원인이 된다.

III. AI 기반 광 손실 보상 기술

광학 손실로 인한 FSOC 성능 저하를 최소화하기 위한 연구는 계속하여 진행되고 있으며, 크게 두 종류로 나눌 수 있다. 하나는 하이브리드 FSO/RF 방식은 FSO와 RF 통신을 함께 사용하는 방법으로 주요 통신은 FSOC를 활용하지만, FSOC의 품질이 저하되거나 사용이 불가할 경우, RF 통신으로 변경하여 사용하는 방법이다. 이는 FSOC의 빠른 전송속도, 높은 보안성 등의 장점과 FSOC보다 기상 조건의 영향을 덜 받는 RF 통신을 활용하여 통신 성능을 향상시킬 수 있다[10]. 다른 하나는 FSOC 시스템의 구조 자체를 발전시켜 시스템 성능을 향상시키는 방법이다. FSOC 시스템의 성능을 개선하기 위해 정렬 최적화, 새로운 복조 알고리즘 적용 등 다양한 기술적 접근이 시도되고 있다.

FSOC의 광학 손실 보상을 위한 연구는 다양한 접근 방식으로 확장되고 있으며, 표 1은 AI 기반 광 손실 보상 기술의 적용 분야를 하이브리드 FSO/RF와 FSOC 자체 성능 향상으로 구분하고, 각 영역에서 최근 제안된 대표 연구 방법들을 정리하였다. 하이브리드 FSO/RF 영역에서는 이미지 기반 환경 인

표 1 AI 기반의 광 손실 보상 연구

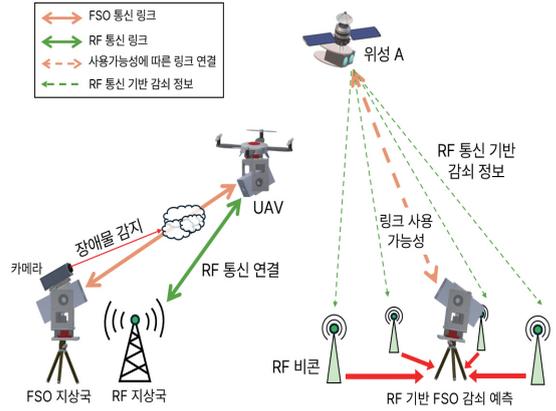
적용 분야	적용 영역	설명
하이브리드 FSO/RF	전력 할당	날씨 이미지를 통한 동적 전력 할당[11]
	링크 가용성	감쇠에 따른 링크 가용성 판단[12]
FSO 자체 성능 향상	OOK 복조	2단계 CNN을 통한 OOK 신호 복조[13]
	QPSK 복조	신호 재구성 및 QPSK 신호 복조[14]
	링크 선택	감쇠 예측 기반 링크 스위칭[15]

식을 통한 전력 할당, RF 비콘 신호와 딥러닝 결합을 통한 링크 가용성 예측 등, AI를 활용하여 채널 환경 변화에 실시간으로 대응하고 통신 품질을 유지하려는 접근법이 주로 연구되고 있음을 알 수 있다. 반면, FSOC 시스템 자체의 성능을 높이기 위한 연구에서는 딥러닝 기반 신호 복조, 신호 재구성, 감쇠 예측에 따른 동적 링크 선택 등 데이터 기반 신경망 기법이 신호 처리 및 네트워크 제어에 직접적으로 적용되고 있다.

이처럼 표 1은 FSOC 광학 손실 보상 분야에서 AI가 물리계층(신호복조, 감쇠 예측)과 네트워크 계층(자원 배분, 링크 선택) 모두에서 주요 기술로 자리 잡고 있음을 보여주며, 관련 연구가 여러 방면에서 병행적으로 진행 중임을 시사한다.

1. AI 기반 하이브리드 FSO/RF 연구

최신 연구 동향에 따르면, FSOC 시스템의 신뢰성 향상과 실시간 네트워크 최적화를 목적으로 AI 기반의 하이브리드 FSO/RF 구조가 주목받고 있다. 이 접근 방식은 FSOC와 RF 통신을 동적으로 연계하여, 환경 변화와 장애 상황에서 통신 품질을 극대화하는 것을 목표로 한다. 특히, AI는 네트워크 내 실시간 환경 인식, 전력 자원 배분, 그리고 링크 상



출처: 게티이미지뱅크 일부 활용, 무단 전재 및 재배포 금지

그림 1 AI 기반 하이브리드 FSO/RF 구성도

태 예측 및 스위칭의 전 과정에서 핵심적인 역할을 담당한다. 딥러닝 및 머신러닝 모델을 활용하면, 기상 변화나 장애물 출현 등 복잡한 환경 요인에 효과적으로 대응할 수 있어, 기존의 단순 스케줄링이나 임계값 기반 제어에 비해 더욱 지능적이고 효율적인 네트워크 운용이 가능하다. 이러한 AI 기반 하이브리드 FSO/RF 시스템의 전체적인 구성과 주요 동작 과정을 그림 1에 나타내었다. 본 절에서는 먼저, 동적 전력 할당과 링크 사용 가능성 예측 기술을 각각 살펴보고, 이들이 실제 시스템 내에서 AI와 어떻게 통합·운용되는지 논의한다.

1.1 동적 전력 할당

AI 기반의 하이브리드 FSO/RF 시스템 연구는 대기 환경 조건에 따른 전력 할당, RF 통신과의 링크 스위칭, 라우팅 등 여러 방향으로 진행되고 있다. 그 중 전력 할당 방식에 대한 한 가지 연구 사례로는 이미지를 통한 동적 전력 할당 시스템이 존재한다[11].

그림 2는 해당 시스템이 두 개의 네트워크를 활용해 FSOC 혹은 RF 통신을 선택하고 FSOC를 선택할 경우, 현재 환경 요인에 따른 적절한 전력을 할당함을 보여준다. 두 개의 딥러닝 모델을 활용한 해당 시

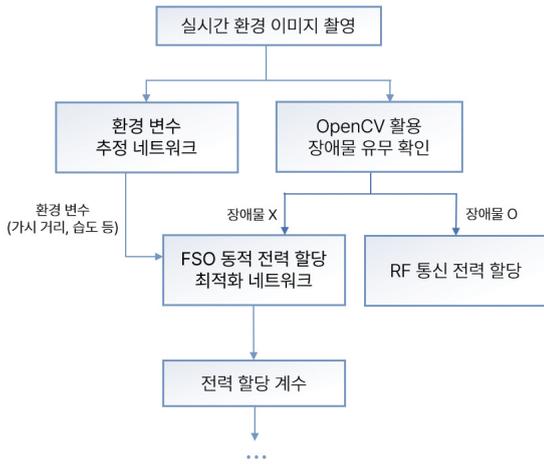


그림 2 딥러닝 기반 전력 할당 시스템 흐름도

시스템은 FSOC의 경로 이미지를 실시간으로 촬영하여 환경 변수 네트워크를 통해 촬영 당시의 날씨에 대한 정보인 환경 지표를 얻는다. 이때, 촬영한 경로 이미지에 대해 OpenCV를 활용해 장애물의 유무를 확인하고 장애물이 있을 경우는 RF 통신에 전력을 할당하고, 장애물이 없을 경우는 전력 할당 네트워크를 통해 FSOC에 전력을 할당하도록 한다. FSOC 동적 전력 할당 네트워크에서는 앞서 얻은 환경 지표를 활용해 전력 할당 계수를 얻는다.

환경 변수 추정 네트워크는 Cycle GAN(Generative Adversarial Network)의 구조를 수정하여 이미지 입력에 대해 날씨와 관련된 수치(습도, 가시거리, 날씨 변수 등)를 출력하게 구현하였고, FSOC 동적 전력 할당 최적화 네트워크는 FC(Fully Connected) 층과 ReLU 층을 반복하여 구현했다. 이때 모델 학습에 활용한 데이터셋은 기존의 데이터셋이 아닌 다양한 대기 환경 조건에서의 하늘 위주의 데이터를 직접 수집하여 활용했다. 본 시스템은 다른 시스템과 비교하여 낮은 중단 확률과 여러 날씨 조건에서도 안정적인 BER을 보여주며 환경 적응적 동적 전력 할당의 가능성을 보여준다.

1.2 링크 사용 가능성 예측

하이브리드 FSO/RF 시스템의 중요 문제 중 하나는 고속 통신과 높은 신뢰성을 확보하기 위해 FSOC 링크를 최대한 오래 유지하는 것이다. 이를 위해서는 사용 중인 FSOC 링크에 대한 감쇠를 예측하여 해당 링크를 유지할지에 대해 판별하는 단계가 필요하며, 최근 연구에서는 이를 RF 비콘과 딥러닝을 통해 판별하는 시스템을 제안했다[12].

시스템의 주요 내용은 그림 3과 4를 통해 확인할 수 있다. 그림 3은 시스템의 개념적 구조를 보여준다. 저궤도 위성-RF 비콘의 경로가 구름을 통과한 시점부터 저궤도 위성-FSOC 지상국의 경로가 동일한 구름을 통과한 시점까지의 시간인 τ 동안 RF 비콘의 감쇠 값과 측정 당시 위성의 위치 정보를 통해 FSOC의 감쇠를 예측하여 링크 유지 여부를 판단한다.

이 시스템은 기존의 하이브리드 구조와 달리 RF 신호를 FSOC의 감쇠 예측에 활용했다는 점을 특징으로 갖는다.

그림 4는 시스템에서 어떠한 과정을 통해 링크가 용성을 판단하는지를 보여주는 흐름도이다. 시스템에 적용된 FSOC 감쇠 예측 모델은 딥러닝의 기본 구조인 다층 퍼셉트론을 사전 학습시켜 구현했고, 학습에 사용된 데이터셋은 Ray Tracing과 전파

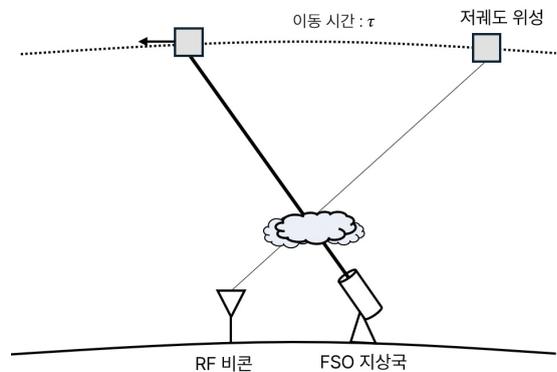


그림 3 FSOC 감쇠 예측 시스템 구조

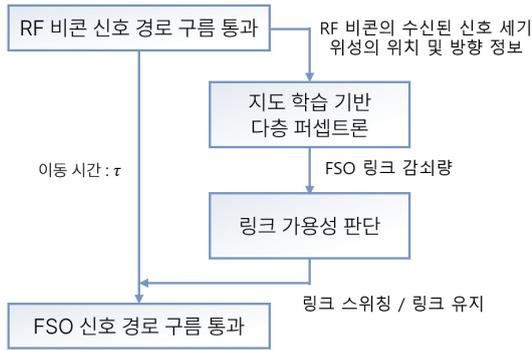


그림 4 FSOC 감쇠 예측 시스템 흐름도

통신에서 대기에 의한 감쇠량을 계산하는 ITU 모델, Kim 모델을 활용한 시뮬레이션을 통해 수집했다. 시뮬레이션에서 먼저 Ray Tracing 계산을 통해 비콘의 RF 신호의 감쇠를 측정하고, 이와 동시에 측정 당시 위성의 위치 및 방향 정보를 수집한다. 이후, ITU 모델을 활용해 RF 감쇠 값을 구름 내의 액체 수분 함량(LWC: Liquid Water Content)으로 변환한다. 이때 활용된 ITU 모델은 아래와 같으며 이는 구름과 안개에 의한 감쇠(A_c)를 LWC 등을 통해 계산한다.

$$A_c = \frac{Wk_l}{\sin(\theta)}$$

이 식에서 θ 는 고도각, W 은 단위 면적 당 액체 수분 함량을 나타내며, k_l 은 특정 감쇠 계수로 파장에 따라 다른 값을 갖는다. LWC는 다시 가시거리로 변환된 후 Kim 모델을 통해 FSOC 감쇠 값으로 계산된다. 이와 같이 얻어진 데이터셋은 지도학습 기반의 예측 모델에 학습 데이터로 활용되어 FSOC의 감쇠를 예측할 수 있게 되고, 이를 통해 링크 사용 가능성을 판단할 수 있다.

제안된 시스템의 평가는 FSO 지상국과 비콘 사이의 거리, 비콘의 수에 따른 성능 비교를 중심으로 진행됐다. 비콘의 수와 FSO 지상국을 중심으로 원을 그리며 RF 비콘을 설치할 때의 설치 반지름을 늘

려가며 진행한 평가를 통해 적절한 개수와 반지름의 비콘에서 정확도가 높아지는 것을 확인할 수 있었으며, 다른 시계열 예측 모델과 비교했을 때도 더 높은 예측 정확도를 갖는 것을 확인할 수 있다.

2. AI 기반 FSOC 성능 향상 연구

FSOC 시스템의 진보된 통신 품질 확보를 목적으로 신호 복조 과정과 링크 품질 예측·선택 단계에 AI 기술이 적극적으로 도입되고 있다. 기존의 규칙 기반(Rule-Based) 복조 방식이나 임계값 기반 링크 선택 방식은 다양한 환경 변화나 복잡한 노이즈, 예측 불가한 채널 상태에서 효율적인 대응에 제약이 존재했다. 이에 따라 딥러닝과 머신러닝을 활용한 데이터 기반 접근법이 주목받고 있으며, 이러한 방법들은 신호 재구성의 정확도 향상, 실시간 적응성의 확보, 복잡한 환경하에서 통신 링크의 가용성 및 신뢰성 강화 등 기존 대비 뛰어난 성능 지표 개선 효과를 입증하고 있다. 특히, AI 기술은 수신 신호의 복조 정확도를 높임과 동시에, 실시간으로 링크의 상태를 예측·판단하여 최적의 통신 경로를 선택하는데 중요한 역할을 담당한다. 신호 복조와 감쇠 예측 기반 링크 제어가 하나의 통합된 AI 프레임워크 내에서 연동됨으로써 전체 FSOC 시스템의 성능과 안정성을 비약적으로 개선할 수 있다. 이러한 AI 기반 FSOC 시스템의 대표적인 신호 처리 및 링크 제어 구조를 그림 5에 제시하였다.

그림 5는 수신 신호가 입력된 후 AI 기반 신호 복조, 링크 상태 예측, 그리고 최적 링크 선택에 이르는 주요 프로세스가 어떻게 단계별로 연동되어 있는지를 도식화한 것이다.

본 절에서는 먼저, 딥러닝 기반 신호 복조 기술과 감쇠 예측 기반의 링크 선택 방법을 각각 살펴보고, 이들이 실제 FSOC 시스템에서 어떻게 통합적으로

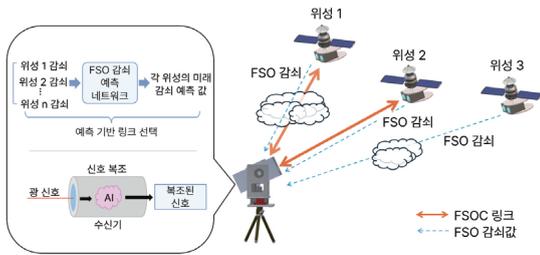


그림 5 AI 기반 FSOC 시스템 구조

적용되는지 논의한다.

2.1 신호 복조

FSOC 자체 시스템의 성능 향상을 통한 광학 손실을 보상 연구 중 높은 비율을 차지하는 것은 수신받은 신호를 복조하는 방식에 관한 연구다. 무선 광통신에서 사용하는 신호의 종류는 OOK(On-Off Keying), QPSK(Quadrature Phase Shift Keying), QAM(Quadrature Amplitude Modulation) 등 여러 기법이 존재한다. 각각의 변조 기법은 서로 다르기 때문에 이에 적합한 복조 방식을 통해 신호 정보를 얻는 것은 중요하다. 최근 연구는 여러 가지 변조 기법에 적절한 딥러닝 혹은 머신러닝을 결합하여 복조 효율성과 정확도를 높이는 방향으로 진행되고 있다. OOK 변조 기법은 광신호를 'ON'(1)과 'OFF'(0)의 이진 비트로 나타내는 방식으로 구현이 단순하기 때문에 FSOC에서 많이 활용되는 기법의 하나이다. 최근 한 연구에서는 이러한 OOK 변조에 대해 2개의 CNN(Convolution Neural Network)을 결합해 신호를 복조하는 시스템을 제안했다[13].

시스템의 전반적인 과정은 그림 6과 같은 흐름으로 진행된다. 수신받은 신호를 1단계 CNN에 입력하면, 그 결과로 해당 신호에 대해 비트스트림이 존재하는지를 판별한다. 판별 결과, 해당 신호에 비트스트림이 존재할 경우는 2단계 CNN에 그대로 신호가 입력되어 ON, OFF로 복조한다. 해당 CNN 모



그림 6 CNN 기반 OOK 신호 복조 시스템 구조

델의 사전 학습에 사용된 데이터셋은 데이터 생성 실험을 통해 생성되었다. 이때, 잡음이 섞인 신호를 생성하기 위해 신호 레이저에 인위적인 열잡음을 추가하고, 유리 수조 내에 공기 방울을 발생시키는 Air Stone을 이용해 대기 난류 환경을 모사하였다.

제안된 시스템의 성능은 1단계, 2단계 CNN을 각각 나누어 평가를 진행했으며, 모두 임계 모델보다 높은 정확도를 보인다는 것을 확인할 수 있다.

OOK 외에 잘 사용되는 변조 기법으로는 QPSK가 있다. QPSK는 사분위 위상 편이 변조 방식으로 360°를 4개로 나누고 2비트를 조합하여 변조하는 방식이다. 이 방식은 단순하고 데이터 전송률이 높아 동기식 수신 시스템에 자주 활용되며, 지상 및 위성 통신에 자주 사용된다. 또 다른 연구에서는 머신러닝 기법을 활용해 잡음이 섞이거나 약한 QPSK 신호를 수신받았을 때 복조하는 새로운 방법을 제안했다[14].

그림 7과 같이 해당 연구의 QPSK 복조 시스템은 GNN(Generative Neural Network)과 CNN을 활용한 방식이다. 이는 사전에 학습시킨 두 모델을 통해 수신받은 약한 신호 또는 잡음 섞인 신호를 재구성한 이후 복조한다. 이때, GNN은 약하거나 잡음과 함께

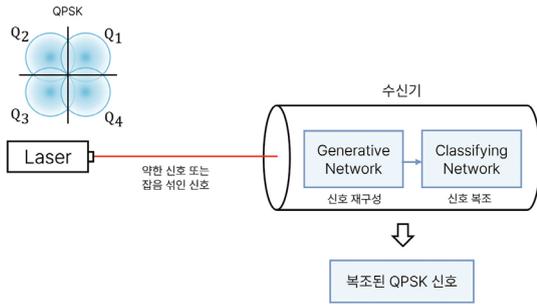


그림 7 QPSK 신호 복조 시스템 구조

존재하는 신호를 입력받아 정상적인 신호처럼 재구성할 수 있도록, CNN은 GNN을 통해 재구성된 정상적인 신호를 입력받아 복조하도록 학습된다.

이와 같은 구조의 복조 시스템은 GNN의 유무, 학습에 사용된 신호의 세기 등의 다양한 조건 내에서 평가되었다. 이를 통해 GNN이 약한 입력 신호 조건에서도 정확도를 향상시킬 수 있도록 한다는 것을 확인할 수 있다. 또한, 해당 시스템이 다양한 위상 잡음 조건에서 호모다인 한계까지 성능을 유지할 수 있다는 것을 보여주었다.

2.2 감쇠 예측 기반 링크 선택

FSOC 시스템은 FSO 지상국 하나에 대해 하나의 링크만 존재하는 것이 아닌 다수의 링크가 존재하는 경우도 있다. 이러한 경우는 선택된 링크의 상태에 따라서 통신의 성능이 좌우되기 때문에 안정적인 링크 선택과 스위칭은 FSOC 시스템의 중요한 문제 중 하나이다.

최근 연구 중 하나인 예측 기반의 FSOC 링크 감쇠 예측 시스템[15]은 기존의 방식인 임곗값을 기반으로 한 링크 스위칭이 아닌 이전의 FSOC 감쇠 값 데이터를 통해 미래의 FSOC 감쇠를 예측하는 모델을 구현하여 이를 토대로 링크 스위칭을 결정하는 방식을 제안한다.

제안된 시스템은 그림 8과 같은 과정을 거친다.

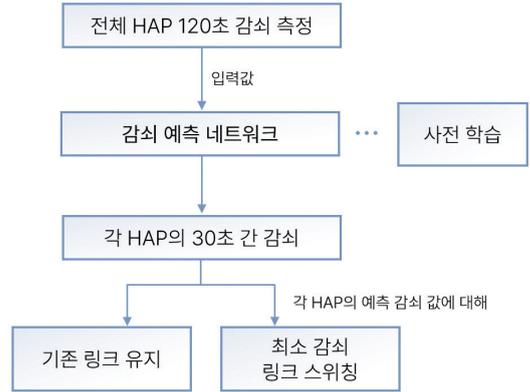


그림 8 링크 감쇠 예측 및 선택 흐름도

FSO 지상국에 연결된 모든 HAPs(High Altitude Platforms)에 대해 120초간의 FSOC 링크 감쇠를 각각 측정하고, 이를 바탕으로 향후 30초간의 FSOC 감쇠를 예측한다. 예측 결과들을 근거로 가장 낮은 감쇠 값을 보이는 링크로 스위칭하거나 링크를 그대로 유지한다. 본 시스템은 크게 2가지 단계로 나뉘는데 첫 번째 단계는 사전 학습 단계로 FSOC 감쇠 예측을 위해 LSTM(Long Short-Term Memory) 층을 결합한 RNN(Recurrent Neural Network)을 사전에 수집한 감쇠 데이터를 활용해 먼저 학습시키는 단계이다. 이후 두 번째 단계에서는 사전 학습된 예측 모델을 통해 각 HAP의 향후 FSOC 감쇠를 예측하여 감쇠 값이 가장 적은 HAP와 연결한다.

이러한 FSOC 감쇠 예측의 성능은 시뮬레이션을 통해 평가된다. 동일한 조건에서 임곗값 기반, 최단 거리 기반, 최근 감쇠 기반의 스위칭 방식들과 비교했을 때, 데이터 전송률, 링크 스위칭 횟수, 중단 시간 측면에서 전반적으로 더 나은 성능을 가진다는 것을 확인할 수 있다.

IV. 결론

본고에서는 FSOC 시스템에서 불가피하게 발생

하는 다양한 광학 손실 요인을 분석하고, 이들의 보상을 위한 최신 AI 기반 기술 동향을 심층적으로 고찰하였다. 광학 손실은 기하학적 손실, 오정렬, 대기 환경, 대기 난류, 배경 복사 등 여러 경로를 통해 통신 성능과 링크 신뢰성에 영향을 미치며, 실제 네트워크 운용에서 시스템 설계 및 운영의 핵심 고려 요소로 작용한다. 특히, 최근에는 AI와 딥러닝 기반의 데이터 해석 및 예측 기술이 하이브리드 FSO/RF 구조와 FSOC 자체 성능 향상 분야 모두에 적극적으로 도입되고 있다. 하이브리드 FSO/RF 시스템에서는 환경 이미지 인식, RF 비콘 기반 감쇠 예측, 동적 자원 할당 등, AI의 실시간 상황 판단 및 자율 제어 역량이 통신 연속성과 신뢰성 확보의 핵심 역할을 하고 있다. FSOC 고유의 신호 복조, 감쇠 예측 및 링크 선택 분야에서도 신경망 기반 모델의 도입을 통해 기존 규칙 기반 방법 대비 정밀성, 적응성, 네트워크 효율이 현저히 향상되고 있음을 확인할 수 있다. 이러한 기술 발전은 단순한 전송 성능 개선을 넘어, 향후 FSOC 시스템의 자율화, 장애 예측 및 복구, 실시간 네트워크 최적화 등 미래형 무선통신 인프라의 구현에 중요한 토대를 제공할 것으로 기대된다.

한편, AI 기반 광학 손실 보상 기술의 실질적 적용을 위해서는 여전히 여러 과제가 존재한다. 실제 우주 및 지상 환경을 아우르는 다양한 조건의 실측 데이터 확보, 데이터 부족 및 편향 문제, 시뮬레이션-실제 환경 간 성능 오차 해소 등이 주요 과제로 지적된다. 앞으로는 시뮬레이션과 실측 데이터의 통합, 데이터 증강 및 표준화, 소규모 데이터 환경에

서의 AI 모델 경량화와 신뢰성 강화, 그리고 복합적인 신호 손실 환경에서의 실시간 적응 제어 기술이 FSOC 연구 및 산업 현장에서 중요하게 다루어질 것으로 전망된다. 결국, AI 기반 FSOC 광학 손실 보상 기술은 차세대 무선통신 시스템의 핵심 요소로 자리매김할 것이며, 통신 인프라의 지능화·자율화 실현을 위한 전략적 연구가 요구된다.

용어해설

FSOC 자유 공간을 매질로 이용해 레이저를 통해 빠른 전송속도와 높은 보안성을 기반으로 데이터를 무선 전송하는 통신 기술

머신러닝 컴퓨터가 명시적인 프로그래밍 없이 데이터를 통해 스스로 학습하고 예측 혹은 분류하는 작업을 수행하는 인공지능 기술

딥러닝 머신러닝의 하위 분야로 인공 신경망을 기반으로 복잡한 데이터에서 고차원 패턴을 추출하는 기술

PAT 광 통신에서 송수신기 간의 안정적인 빔 정렬과 연결을 위한 3단계 과정(빔 조준, 포착, 지속적인 추적)

빔 워더 대기 난류나 진동 등의 외란으로 인해 빔의 중심이 시간에 따라 랜덤하게 흔들리거나 이동하는 현상

DSD 대기 중에서 존재하는 물방울의 크기와 개수 간의 통계적 분포로, 특정 반지름을 갖는 물방울의 단위 부피당 개수

공간 필터 빔의 모양이나 방향성을 제어하거나 특정 부분만 선택적으로 통과시키는 필터

퍼셉트론 주어진 입력의 가중합을 기반으로 이진 분류를 수행하는 가장 기본적인 형태의 인공신경망

ITU 모델 강우, 구름, 안개 등 다양한 대기환경에서의 전파 감쇠를 예측하기 위해 국제전기통신연합(ITU-R)에서 제정한 표준 전파 모델

LWC 단위 부피당 존재하는 액체 물방울의 질량으로 정의되며, 광 및 마이크로파 통신에서 구름에 의한 감쇠를 정량적으로 평가하는 핵심 물리량

OOK 디지털 데이터의 '0'과 '1'을 각각 광 신호의 부재와 존재로 표현하는 가장 단순한 형태의 진폭 변조 방식

QPSK 위상 차가 90°인 4개의 위상 상태를 이용하여 한 심볼당 2비트를 전달하는 고효율 위상 편이 변조 방식

QAM 진폭과 위상을 동시에 조절하여 다중 비트를 하나의 심볼에 매핑하는 고속 데이터 전송에 적합한 복합 변조 방식

참고문헌

- [1] H. Kaushal and G. Kaddoum, "Optical Communication in Space: Challenges and Mitigation Techniques," *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, vol. 19, no. 1, 2017, pp. 57-96.
- [2] P. Ndiaye et al., "Free Space Optical Channel Estimation based on Deep Learning Algorithms," in *Proc. Int. Workshop Fiber Opt. Access Netw.*, (Gent, Belgium), Oct. 2023, pp. 27-31.
- [3] M.A. Khalighi and M. Uysal, "Survey on Free Space Optical Communication: A Communication Theory Perspective," *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, vol. 16, no. 4, 2014, pp. 2231-2258.
- [4] M.T. Mushtaq et al., "Analysis of Internal Design Parameters to Minimize Geometrical Losses in Free-Space Optical Communication Link," *Acta Phys. Pol. A*, vol. 134, no. 1, 2018, pp. 275-277.
- [5] S.A. Al-Gailani et al., "A Survey of Free Space Optics (FSO) Communication Systems, Links, and Networks," *IEEE Access*, vol. 9, 2021, pp. 7353-7373.
- [6] F. Nadeem and E. Leitgeb, "Dense Maritime Fog Attenuation Prediction from Measured Visibility Data," *Radioengineering*, vol. 19, no. 2, 2010, pp. 223-227.
- [7] A. S. Alatawi et al., "Effects of Atmospheric Turbulence on Optical Wireless Communication in NEOM Smart City," *Photonics*, vol. 9, no. 4, 2022.
- [8] H. Kaushal et al., "Experimental Study on Beam Wander under Varying Atmospheric Turbulence Conditions," *IEEE Photon. Technol. Lett.*, vol. 23, no. 22, 2011, pp. 1691-1693.
- [9] P. Solly et al., "Estimating Effect of Total Specific Atmosphere Attenuation on Performance of FSO Communication Link in South Africa," *J. Commun.*, vol. 1, no. 7, 2022, pp. 498-509.
- [10] B. Bag et al., "Performance Analysis of Hybrid FSO Systems using FSO/RF-FSO Link Adaptation," *IEEE Photon. J.*, vol. 10, no. 3, 2018, pp. 1-17.
- [11] H. Zeng et al., "Enhancing Robustness in Hybrid FSO/RF Systems: A Feedback-Free Approach Leveraging Deep Learning for Real-Time Power Allocation," *IEEE Internet Things J.*, vol. 12, no. 13, 2025, pp. 24358-24373.
- [12] M. Ibrahim et al., "Anticipating Optical Availability in Hybrid RF/FSO Links using RF Beacons and Deep Learning," *IEEE Trans. Mach. Learn. Commun. Netw.*, vol. 2, 2024, pp. 1369-1388.
- [13] M P Bart et al., "Deep Learning for Enhanced Free-Space Optical Communications," *Mach. Learn.: Sci. Technol.*, vol. 4, no. 4, 2023.
- [14] S. Lohani and R. T. Glasser, "Coherent Optical Communications Enhanced by Machine Intelligence," *Mach. Learn.: Sci. Technol.*, vol. 1, no. 3, 2020.
- [15] N. Songsriboonsit et al., "Prediction-Based Link Selection with Machine Learning in HAP-Assisted FSO Networks," *IEEE Wirel. Commun. Lett.*, vol. 14, no. 4, 2025, pp. 1024-1028.