

그래프 신경망 기반 초기 해집단 평가 모델을 이용한 동적 네트워크 라우팅 최적화

이도영[°], 김태연^{*}

Dynamic network routing optimization using a GNN-based initial population evaluation model

Doyoung Lee[°], Taeyeon Kim^{*}

요약

차세대 6G 네트워크에 대한 기술적인 논의가 본격화되고 있는 오늘날, 다양한 요구사항을 갖는 서비스를 지원하기 위한 동적이고 유연한 네트워크 운용 및 제어 기술은 여전히 필수 요건으로 거론되고 있다. 특히, 저궤도 위성이나 비행체와 같은 새로운 통신 개체가 일반화되는 등의 구조적인 변화로 인해 네트워크는 보다 동적인 환경과 엄격한 제약 조건을 요구하고 있다. 이와 같은 변화는 기존 라우팅 최적화를 복잡한 서비스 특성과 네트워크 상황을 고려해야 하는 어려운 문제로 만들고 있다. 한편, 메타 휴리스틱 기법 중 하나인 유전 알고리즘은 라우팅 최적화에 효과적으로 활용되어 온 방법이지만, 초기 해집단의 무작위성으로 인해 수렴 안정성과 최적해 품질이 저하되는 한계 또한 존재한다. 본 연구에서는 네트워크 상태를 그래프 신경망을 통해 학습하여 초기 해집단의 품질을 예측한 후, 고품질 해집단을 기반으로 유전 알고리즘을 수행하는 라우팅 최적화 기법을 제안한다. 제안 방법에서는 통신 도메인과 연산 도메인의 운용 비용을 함께 고려하여 주어진 네트워크 환경에서 서비스 요구사항을 만족하는 최적 경로를 도출한다.

Key Words : 6G, Routing optimization, Genetic algorithm, Graph neural network, Meta-heuristic algorithm

ABSTRACT

As discussions on 6G networks progress, dynamic and flexible network control remains essential to support diverse service requirements. The emergence of new communication entities such as LEO satellites and aerial vehicles introduces dynamic environments and strict constraints, increasing the complexity of routing optimization. Although Genetic Algorithms (GAs) have been widely used for such optimization, their performance can suffer due to randomness in the initial population. This study proposes a routing optimization method that uses a Graph Neural Network (GNN) to learn the network state and predict high-quality initial solutions. Subsequently, the method integrates with a GA to derive optimal routing paths while considering both communication and computation costs.

※ 본 논문은 2025년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임
 (No. RS-2024-00435652, 6GARROW: 6G Ai-native 통합 RAN-Core 네트워크)

◆ First Author : Electronics and Telecommunications Research Institute, dylee90@etri.re.kr

° Corresponding Author : Electronics and Telecommunications Research Institute, dylee90@etri.re.kr

* Electronics and Telecommunications Research Institute, tykim@etri.re.kr

논문번호 : KNOM2025-01-05, Received July 14, 2025; Revised August 08, 2025; Accepted August 25, 2025

I. 서 론

5G 시대를 넘어 6G 네트워크 기술에 대한 논의가 본격화되고 있는 오늘날에 이르기까지, 네트워크 기술의 비약적인 발전은 이기종의 기기들이 네트워크를 통해 상호 연결되어 통신할 수 있는 토대를 마련해왔다. 특히, 소프트웨어 정의 네트워킹 및 네트워크 기술 가상화로 대표되는 네트워크 소프트웨어화 (Network Softwarization) 기술은 다양한 요구사항을 갖는 서비스를 운용하기 위한 환경을 동적으로 구성할 수 있는 핵심 원동력이 되어왔다 [1].

다가오는 차세대 통신 네트워크에서는 이러한 추세를 따라 5G보다 더욱 엄격한 서비스 성능 요구사항을 충족하는 것 뿐만 아니라 보다 확장된 서비스 용례들 (Use-cases)을 제공하는 것이 중요시 될 것으로 예상된다. 예시로, 기존 지상 통신의 범주를 벗어나서 저궤도 위성, 비행체 등이 통신 중계 개체로 포함되는 것이 일반화되고 [2, 3], 인공지능 기술이 보편화됨에 따라 인공지능 모델 운용 및 이를 기반으로 한 서비스를 지원하기 위한 맞춤형 네트워크 구성이 필수 선행조건이 되고 있다.

한정된 통신 및 연산 자원을 고려하여 각 서비스 특성에 맞는 맞춤형 네트워크를 구성하기 위해서는 유연하고 동적인 네트워크 설정이 선행되어야 한다. 이는 한정된 자원을 활용하여 복잡한 요구사항을 갖는 각 서비스를 위한 네트워크 운용 및 제어를 다루는 최적화 문제들로 정의될 수 있다. 그 중에서도 서비스 트래픽 라우팅 문제는 경로 비용, 에너지 소모량, 서비스 성능 요구사항 충족 여부 등을 고려하여 최적의 트래픽 경로를 결정하는 것이다.

복잡하고 다양화되고 있는 네트워크와 서비스 특성을 고려한 최적 라우팅을 수행하는 것은 더욱 도전적인 목표가 되고 있다. 특히, 여러 도메인으로 구성된 네트워크 환경에서 파생되는 중단 간 서비스 최적화에 대한 어려움과 성능 요구사항을 위해 응용 서비스가 배치되어야 하는 위치를 결정하는 요소 등 라우팅 문제에서 다루는 조건이 증가하고 있다. 이처럼 복잡해지는 라우팅 문제 해결을 위해 인공지능 기술을 적용한 성공적인 시도가 있었지만 [4], 모델 학습에 필요한 데이터 확보와 연산 비용은 여전히 해결해야 할 과제로 남아있다.

한편, 인공지능 기반 라우팅 방법 외에도 근사 최적해를 구하는데 활용되는 메타 휴리스틱 기법들을 라우팅에 접목한 사례도 존재한다. 그에 대한 예로,

진화 알고리즘을 대표하는 유전 알고리즘 (GA, Genetic Algorithm) [5]은 트래픽 라우팅에 요구되는 제약 조건을 만족하기 위한 결정 변수의 조합 최적화 문제에 주로 활용된다. 하지만, 유전 알고리즘은 탐색적 기법이라는 특징으로 인해 전역 최적해로 수렴한다는 보장이 어렵다는 한계가 존재한다 [6]. 또한, 초기 해집단 (Initial population)을 대상으로 각 세대에서 교차 및 돌연변이 연산을 통해 최적해를 찾기 때문에 해집단의 구성에 따라 수렴 시간과 최종 탐색된 해의 품질이 가변적일 수 있다. 이처럼 유전 알고리즘은 초기 해집단 구성이 중요한 요소이지만, 현재 대부분의 유전 알고리즘 기반 라우팅에서는 초기 해집단에 활용되는 각 해를 무작위로 생성하는 방법이 활용되고 있으며 [7, 8], 이는 효율적인 유전 알고리즘 수행을 저해하는 요소가 된다.

본 논문에서는 상기 문제의 해결 방안으로서, 주어진 네트워크 환경에서 유전 알고리즘 기반 최적 라우팅 방법을 수행하기 위한 초기 해집단 평가 방법을 제안한다. 제안하는 방법에서는 네트워크를 그래프 형태로 학습하는 그래프 신경망 (GNN, Graph Neural Network)을 활용하고, 각 라우팅 경로를 표현하는 염색체들의 집합을 초기 해집단으로 정의하여 품질을 예측한다. 유전 알고리즘 기반 라우팅은 그래프 신경망을 통해 높은 품질 값으로 예측된 초기 해집단을 기반으로 라우팅 경로를 결정한다.

본 논문의 나머지 내용은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 서비스 트래픽을 대상으로 하는 라우팅 기법과 관련된 연구 동향에 대해 살펴본다. 3장에서는 서비스 트래픽 라우팅에 대한 시스템 모델을 정의하고, 이어지는 4장에서는 제안하는 그래프 신경망을 활용한 유전 알고리즘 기반 라우팅 방법에 대해 서술한다. 5장에서는 구현된 라우팅 기능에 대한 성능 평가를 수행하며, 마지막인 6장에서는 논문 내용을 정리하고 향후 연구 방향에 대해 논의한다.

II. 연구 배경 및 관련 연구

네트워크 분야에서 라우팅은 트래픽의 출발지로부터 목적지까지의 경로를 결정하는 것이며, 이 때 각 경로는 트래픽의 성능 요구사항을 만족함과 동시에 운용 비용이 최소화되어야 한다 [9]. 일반적으로 트래픽 라우팅 문제에서는 네트워크 성능 지표 중 대역폭, 지연 시간, 가용성을 고려한 최단 경로를 결정하는 것을 목표로 한다 [10, 11].

동적으로 변화하는 네트워크 환경에서도 최적의 라우팅을 수행하기 위한 해결책으로 인공지능 기술이 적용되고 있다. 그에 대한 예로, 선행 연구 [12]에서는 라우팅에 활용할 수 있도록 기계학습을 통해 미래에 발생할 트래픽을 예측하는 방법을 제안하였으며, 선행 연구 [13]에서는 암호화된 트래픽을 기계학습을 통해 분류하는 기술을 제시하였다. 그 외에도 네트워크를 그래프로 표현할 수 있다는 특성을 활용하여 네트워크 상태를 그래프 신경망을 통해 학습하고, 강화학습과 결합하여 트래픽 경로를 결정하는 연구도 존재한다 [14].

네트워크를 그래프 형태로 표현하여 최적 라우팅을 수행하기 위해서는 토폴로지 뿐만 아니라 동적으로 변화하는 네트워크 상태를 반영한 그래프 정보가 요구된다. 따라서, 선행 연구 [15, 16]에서는 트래픽 정보와 네트워크 기기 종류를 고려한 그래프 임베딩 방법을 제안하고, 이를 강화학습에 활용하는 기술을 연구하였다. 또한, 선행 연구 [17]에서는 대규모 언어 모델 (LLM, Large Language Model)을 활용하여 네트워크 그래프를 생성하는 방법을 제안하였다.

트래픽 라우팅은 최적화 문제로 정의될 수 있는 만큼, 인공지능 기술 외에도 메타 휴리스틱한 방법으로 해결하는 연구도 수행 되어왔다. 선행 연구 [18]에서는 SDN 환경에서 부하 분산을 목적으로 이산 입자 군집 (Discrete particle swarm)을 활용하여 트래픽 경로를 설정하는 방법이 연구되었다. 또한, 유전 알고리즘을 다중 경로 라우팅 [19]과 네트워크 에너지 효율 개선을 위한 트래픽 경로 설정 [20]에 활용한 기술도 제안되었다.

한편, 트래픽 라우팅 문제는 최근 기후 문제 등과 맞물려 성능 요건 뿐 아니라 환경적인 요인도 고려하는 것이 요구되고 있다. 예를 들어, 탄소 배출량을 줄이는 것이 중요시되면서 라우팅을 통해 네트워크에서 발생하는 탄소 배출량을 절감하기 위한 연구가 수행되었다 [21]. 또한, 탄소 배출량은 전력 소모량과 비례 관계가 있기 때문에 라우팅 수행 과정에서 네트워크에서의 전력 소모와 함께 해당 트래픽이 처리되는 목적지의 연산 환경을 고려한 라우팅 방법도 연구된 바 있다 [22].

상기 언급된 것과 같이 네트워크에서의 트래픽 라우팅 문제는 새로운 제약 조건이 추가되며 복잡한 형태로 진화하고 있다. 따라서, 가변적인 네트워크 환경에서 각 서비스 요구사항에 맞는 최적의 라우팅을 효율적으로 결정하는 방법이 필요하다. 이를

위해 본 논문에서는 그래프 신경망과 유전 알고리즘을 활용한 라우팅 기법을 제안한다.

III. 시스템 디자인

3.1. 시스템 모델

소프트웨어 정의 네트워크 구조에서는 중앙 집중화된 제어 평면을 통해 전체 네트워크 상태를 조회하여 동적으로 트래픽 라우팅 경로의 결정이 가능하다. 차세대 통신 네트워크에서도 유연하고 동적인 네트워크 설정이 필수적이므로, 제어 평면을 통한 라우팅 설정이 이루어질 것으로 예상된다. 그림 1은 제어 평면을 통한 서비스 트래픽 라우팅이 이루어지는 개념을 보인다.

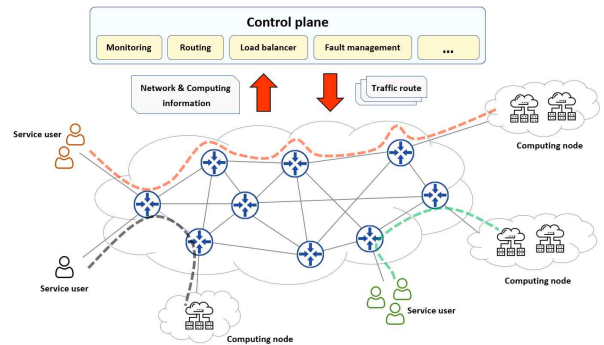


그림 1. 서비스 트래픽 라우팅 개념
Fig. 1. Concept of service traffic routing

본 논문에서 다루는 서비스 트래픽 라우팅 문제는 관련 연구 [22]를 기반으로, 트래픽 전달을 수행하는 네트워크 도메인 뿐만 아니라 해당 트래픽이 처리되는 연산 도메인을 함께 고려한다. 즉, 네트워크는 네트워크 노드 N^d 와 연산 노드 N^c 를 포함하는 노드들의 집합인 N 과 이들을 연결하는 링크 L 로 표현되는 그래프인 $G = (N, L)$ 로 정의된다. 라우팅은 각 서비스 트래픽의 요구사항인 $r \in R$ 이 존재할 때, 제어 평면을 통해 목적지인 연산 노드까지의 경로를 결정하는 것이다.

3.2 서비스 트래픽 라우팅 모델

서비스 트래픽 라우팅 문제는 서비스에 대한 트래픽 요구사항이 발생했을 때, 라우팅을 통해 결정된 경로를 따라 연산 노드로 전달된 트래픽이 처리되는데 소모된 운용 비용을 최소화하는 문제로 정의

할 수 있다. 마찬가지로, 본 논문에서는 관련 연구 [22]에서 정의된 최적화 수식을 기반으로 서비스 트래픽 라우팅 문제를 다룬다. 해당 최적화 문제는 수식 (1)과 같이 운용 비용 최소화에 대한 목적 함수로 정의된다.

$$\min \sum_{r \in R} \left(\sum_{l \in L} x_{rl} e_l + \sum_{n \in N^C} y_{rn} m_n \right) \quad (1)$$

$$\text{s.t.}, \quad \sum_{r \in R} x_{rl} t_r \leq b_l, \quad \forall l \in L \quad (2)$$

$$\sum_{l \in L} x_{rl} d_l \leq g_r, \quad \forall r \in R \quad (3)$$

$$\sum_{l \in L} x_{rl} \log a_l \geq \log k_r, \quad \forall r \in R \quad (4)$$

$$\sum_{l \in L} x_{rl} \leq h_r, \quad \forall r \in R \quad (5)$$

수식 (1)은 트래픽 요구사항 $r \in R$ 으로 인해 결정된 라우팅 경로에 포함되는 모든 링크 $l \in L$ 의 운용 비용 e_l 과 연산 노드 $n \in N^C$ 의 운용 비용 m_n 을 최소화하는 것을 목적으로 한다. 이 때, x_{rl} 와 y_{rn} 은 각각 해당 링크와 연산 노드가 라우팅 경로에 포함되는지 여부를 나타내는 이진 변수이며 다음의 수식 (6)과 같이 정의된다.

$$x_{rl}, y_{rn} \in \{0, 1\}, \quad \forall r \in R, l \in L, n \in N^C \quad (6)$$

수식 (2)~(5)는 목적 함수와 관련하여 라우팅 과정에서 충족해야 하는 제약 조건을 명시한 것이다. 수식 (2)는 네트워크 전송 용량을 나타내는 조건으로, 각 요청 r 이 요구하는 전송 용량 t_r 의 합이 해당 링크에서 제공하는 최대 전송 용량 b_l 보다 크지 않다는 것을 보장한다. 다음으로 수식 (3)은 요청 r 에 대한 트래픽 경로를 구성하는 각 링크 l 의 지연 시간 d_l 의 합이 해당 요청이 허용하는 최대 지연인 g_r 보다 작아야 하는 것을 명시한다. 이 외에도 수식 (4)는 경로 내 링크 l 의 가용성 a_l 이 요청 r 이 요구하는 최소 가용성 k_r 보다 커야 한다는 제약 조건을 나타내며, 수식 (5)는 각 경로의 최대 홉 수를 제한하는 조건을 명시한다.

그 외에도 최적 라우팅을 위한 목적 함수는 다음과 같이 트래픽이 처리되는 연산 노드와 관련된 제약 조건도 존재한다.

$$\sum_{n \in N^C} y_{rn} = 1, \quad \forall r \in R \quad (7)$$

$$\sum_{n \in (N - N^C)} y_{rn} = 0, \quad \forall r \in R \quad (8)$$

$$\sum_{r \in R} y_{rn} f_{rj} \leq c_{nj}, \quad \forall n \in N^C, j \in J \quad (9)$$

수식 (7)은 단일 요청 r 이 하나의 연산 노드에서 처리되어야 함을 나타내는 조건이며, 수식 (8)은 트래픽이 네트워크 노드가 아닌 연산 노드에서만 처리될 수 있음을 명시한다. 마지막으로, 각 요청 r 은 해당 요청에 대한 트래픽을 처리하는데 요구하는 연산 자원량이 존재한다. 연산 노드에서 고려하는 자원의 종류로는 CPU, GPU, 메모리가 있으며, 이는 $J = \{\text{CPU, GPU, RAM}\}$ 으로 표현된다. 즉, 수식 (9)는 트래픽이 자원 j 에 대해서 요구하는 자원량 f_{rj} 보다 해당 자원에 대한 연산 노드 n 의 가용 자원량 c_{nj} 이 충분해야 한다는 조건을 나타낸다.

IV. 제안 방법

앞서 서술한 서비스 트래픽 라우팅 문제는 제약 조건이 있는 최단 경로 문제 (CSP, Constrained Shortest Path)로 구분될 수 있다. 해당 문제는 일반적으로 NP-Hard이기 때문에 다항 시간 내 최적해를 찾는 것이 어렵다 [23]. 따라서, 본 논문에서는 네트워크 노드와 연산 노드에서의 운용 비용을 모두 고려한 최적 라우팅을 수행하기 위해 유전 알고리즘을 활용한다.

4.1 유전 알고리즘 기반 라우팅 방법

유전 알고리즘 기반 라우팅에서 해집단을 구성하는 각 염색체 (Chromosome)는 트래픽 경로를 나타낸다. 단일 염색체 내에서 항상 첫 번째 유전자 (Gene)는 트래픽의 출발점이 되는 네트워크 노드를 나타내며, 마지막 유전자는 트래픽이 처리되는 연산 노드를 나타낸다. 또한, 수식 (5)에 의해 라우팅 경로는 최대 홉 수 제약 조건이 있기 때문에 염색체 길이도 제한된다. 예를 들어, 최대 홉 수가 h 일 경우, 염색체가 가질 수 있는 유전자 수는 최대 $h+1$ 개가 된다.

제안하는 방법에서는 유전 알고리즘을 활용하여 라우팅을 수행하기 위해 서비스 트래픽 요청이 발생할 때마다 해당 요청에 대한 라우팅 경로를 나타내는 염색체들로 초기 해집단을 생성해야 한다. 이를 위해 일반적으로 활용하는 방식인 너비 우선 탐색 (BFS, Breadth-First Search) 방법을 통해 정해진 홉 수 한도 내에서 가능한 경로를 탐색한 후, 초기 해집단 크기에 맞는 개수를 임의로 선택하여 구성한다.

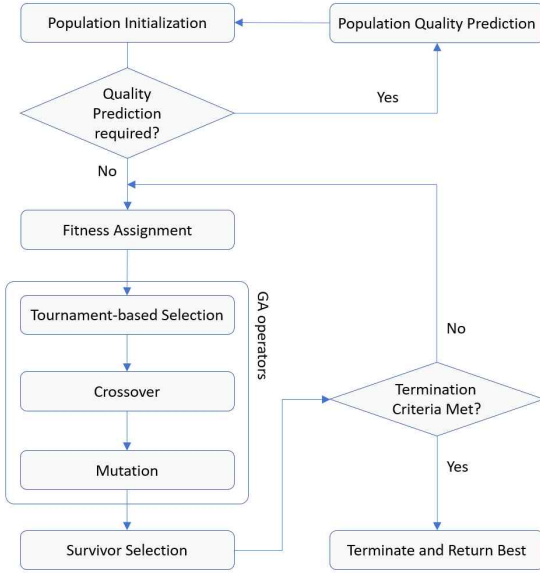


그림 2. 유전 알고리즘 기반 라우팅 방법 순서도
 Fig. 2. Sequence chart for GA-based routing

다음으로는 각 세대를 거치면서 토너먼트 선택 기법을 통해 부모 염색체 쌍을 고른 후, 확률적으로 교차 (Crossover) 및 돌연변이 (Mutation) 연산을 순차적으로 수행한다. 해당 연산들로 인해 단절된 경로 등 유효하지 않은 결과물이 생성되는 것을 방지하기 위해 교차에서는 두 부모 염색체 간 공통으로 존재하는 노드 중 하나를 임의로 선택하여 교차 지점으로 사용하고, 돌연변이에서는 변경되는 노드를 기준으로 이전 노드와 이후 노드의 공통 이웃 노드들 중 하나로 변경한다. 유전 알고리즘 기반 라우팅에서는 이와 같은 과정을 종결 조건에 도달할 때까지 반복하며 적합도 함수를 통해 해의 품질을 측정하여 최적해를 산출한다. 이 때, 제안하는 방법에서는 종결 조건으로 일정 세대 수 (e.g., 5세대) 동안 최적해가 변하지 않거나 미리 정의된 종결 세대수에 이르면 종료되는 것으로 설정하였다. 그림 2는 유전 알고리즘 기반 라우팅 방법의 수행 순서도를 보인다.

$$F = C_{total} + P_{total} \quad (10)$$

$$C_{total} = C_{links} + C_{nodes} \quad (11)$$

$$P_{total} = \sum_{z \in Z} P_z^{nw} + \sum_{j \in J} P_j^{cp} \quad (12)$$

$$P_j = \max(0, f_{rj} - c_{nj}) \times w_j \quad (13)$$

제안하는 유전 알고리즘 기반 라우팅 방법에서는 서비스 요구사항을 만족하는 것과 동시에 최소 운

용 비용을 가지는 경로를 찾는 것을 목표로 한다. 이를 위해 특정 서비스 요청을 대상으로 하는 경로를 나타내는 각 해의 적합도는 수식 (10)을 통해 계산되며, 작은 값을 가질수록 적합한 해를 의미한다. 해당 수식에서 적합도는 수식 (11)을 통해 경로에 포함되는 링크의 운용 비용 C_{links} 과 연산 노드에서 트래픽 처리를 위한 운용 비용 C_{nodes} 를 합한 값 C_{total} 뿐 아니라 서비스 요구사항의 만족 여부에 따라 벌점 P_{total} 을 고려한다. 벌점은 수식 (12)에 정의된 것처럼 네트워크 측면의 성능 지표 $z \in Z$ 를 만족하지 못했을 경우에 부과되는 벌점 P_z^{nw} 과 연산 노드의 가용 자원 $j \in J$ 이 충분치 않은 경우의 벌점 P_j^{cp} 의 합으로 계산된다. 각 벌점은 요구사항 대비 위반된 정도에 가중치 w 를 곱한 값으로 계산되며, 수식 (13)은 특정 자원 j 에 대한 벌점을 계산하는 예시를 보인다.

4.2 그래프 신경망 기반 초기 해집단 품질 측정

유전 알고리즘 기반 라우팅에서 일반적으로 초기 해집단을 준비하기 위해 사용하는 무작위 경로 생성 기법은 네트워크 규모가 클수록 연산 부하가 크다는 한계가 존재한다. 따라서, 가능한 모든 임의 경로를 구하는 것 대신에 홉 수와 같이 제한 사항을 둔 상태에서 일부 경로를 탐색한 후 이를 초기 해집단으로 활용하는 방법이 대안이 되고 있다. 하지만, 이와 같은 초기 해집단 구성 방법은 해집단에 어떤 경로들이 포함되는지에 따라 유전 알고리즘의 수렴 시간과 최적해의 품질이 가변적이라는 특징이 있다. 즉, 초기 해집단의 구성이 편향적일 경우 지역 최적값으로 수렴하거나, 연산에 시간이 오래 걸릴 수 있다 [24].

이와 같은 현상을 방지하기 위해 제안하는 유전 알고리즘 기반 라우팅은 그래프 신경망을 활용하여 초기 해집단을 평가하여 높은 평가 값으로 예측된 해집단을 대상으로 유전 알고리즘을 수행함으로써 해당 문제를 해결한다. 그림 3은 그래프 신경망을 도입하여 유전 알고리즘 기반 라우팅 방법에서의 해집단 품질 평가 방법 구조를 나타낸다.

제안된 구조는 네트워크 토폴로지 정보를 처리하는 그래프 신경망과 유전 알고리즘의 해집단 정보를 처리하는 순방향 신경망을 결합한 구조를 가진다. 네트워크 정보 처리를 위한 그래프 신경망 부분은 가우시안 혼합 모델 합성 네트워크 (Gaussian Mixture Model Convolutional Networks) [25]를 사

용하여 노드 간의 연결 관계와 특성 정보를 학습한다. 각 노드는 노드 종류 식별자 (e.g., 네트워크 노드 또는 연산 노드), 운용 비용, 가용 CPU, 메모리, GPU 자원 정보를 포함하며, 링크는 가용 대역폭, 지연 시간, 가용성, 운용 비용 정보를 포함한다.

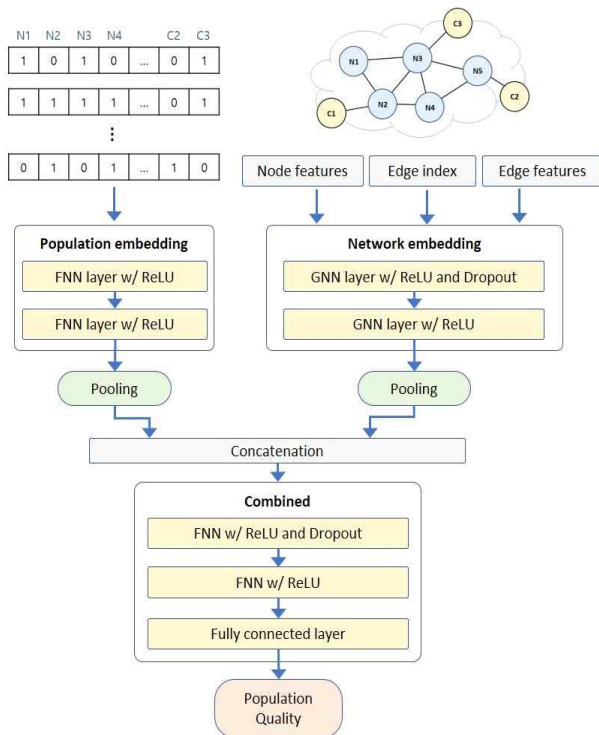


그림 3. 그래프 신경망 기반 유전 알고리즘 해집단 품질 평가
Fig. 3. Evaluation of population quality in GA based on GNN

한편, 순방향 신경망은 유전 알고리즘의 초기 해집단 정보를 처리하는 역할을 수행하며, 각 경로를 표현하는 염색체 집합을 처리하여 해당 해집단의 특성을 통합하여 학습한다. 이 때, 경로를 표현하는 기존 염색체는 각 노드 ID에 해당하는 유전자가 1의 값을 가지고, 그렇지 않은 경우에는 0이 할당되는 형태로 변환되어 처리된다. 즉, 변환된 염색체의 크기는 네트워크 내 경로가 될 수 있는 모든 노드 ID를 수용할 수 있는 규격으로 정의된다. 그래프 신경망과 순방향 신경망에서 각각 추출된 네트워크 특성과 해집단 특성은 풀링 (Pooling)된 후 결합 계층을 통해 통합되어 최종적으로 해당 네트워크에서 해집단이 갖는 품질 점수를 예측한다. 이를 기반으로, 본 논문에서 제안하는 유전 알고리즘 기반 라우팅 방법은 예측되는 품질 점수가 높은 초기 해집단을 대상으로 연산을 수행함으로써 효율적으로 각 서비스별 트래픽 경로를 결정할 수 있다.

V. 구현 및 성능 평가

5.1. 실험 환경 구성 및 성능 평가 시나리오

그래프 신경망 모델을 통해 우수한 품질을 갖춘 것으로 평가되는 초기 해집단을 활용한 유전 알고리즘 기반 라우팅 기능은 파이썬을 기반으로 구현되었다. 이 때, 초기 해집단과 네트워크로부터 특성을 추출하기 위한 순방향 신경망과 그래프 신경망은 PyTorch로 구현되었다.

라우팅이 수행되는 네트워크 토폴로지는 실제 통신 네트워크 정보를 제공하는 Internet Topology Zoo [26]에서 Xspedius 토폴로지와 Rnp 토폴로지를 사용하였다. Xspedius 토폴로지에는 34개의 노드로 구성되며, 유방향 그래프로 표현했을 때 98개의 링크로 연결된다. 한편, Rnp 토폴로지는 31개의 노드와 68개의 유방향 링크로 표현된다. 그림 4와 그림 5는 각 토폴로지의 예시를 보인다.

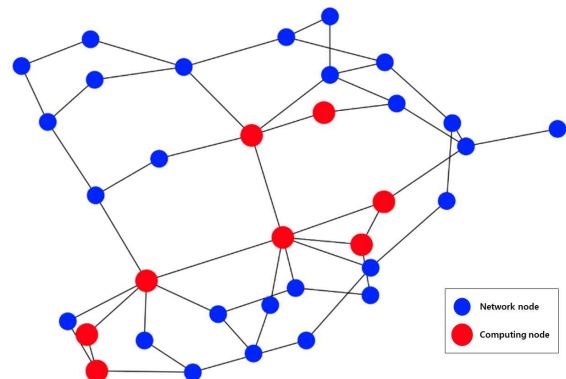


그림 4. Xspedius 네트워크 토폴로지 예시
Fig. 4. Example of Network topology for Xspedius

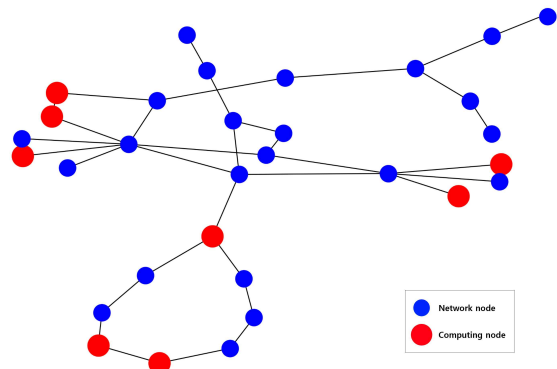


그림 5. Rnp 네트워크 토폴로지 예시
Fig. 5. Example of Network topology for Rnp

라우팅은 임의의 네트워크 노드를 출발지로 하여 단일 연산 노드를 목적지로 하는 경로를 탐색하는 것이다. 따라서, 각 토폴로지의 노드 중 연산 노드의 역할을 수행하는 노드를 할당해야 하며, 이를 위해 총 노드 수의 1/4보다 작은 임의 개수의 노드를 연산 노드로 선택한다.

네트워크에서 라우팅이 필요한 서비스 요청은 최소 전송 용량, 최대 지연 시간, 최소 가용성, 연산 자원 (CPU, 메모리, GPU)을 요구사항으로 가지며, 무작위 개수를 생성하여 성능 평가를 수행한다. 유전 알고리즘 관련 변수로는 해집단 크기, 세대 수 등과 적합도 함수의 벌점에 반영되는 가중치가 있다. 또한, 모델 학습은 미니배치 (Mini-batch) 학습으로 수행되며, 데이터셋은 총 10,000개의 샘플을 활용하였고 그 중 80%를 학습용으로 쓰고 20%는 검증용으로 사용했다. 모델 학습은 Xspedius 토폴로지에서 수행되었다. 상세한 환경 설정 정보는 표 1에 명시되어 있다.

표 1. 시뮬레이션 및 환경 설정

Table 1. Simulation and environment configuration

Category	Type	Value
Environment	Link capacity (Gbps)	{50,100, 200}
	Link availability	[0.9999, 0.999999]
	Link operating cost	[1, 10]
	Computing operating cost	[1, 20]
Service req.	Transmission capacity (Gbps)	[0.1,10]
	Maximum delay (ms)	[10, 100]
	Minimum availability	[0.9, 0.999]
	Required resource - CPU	[1, 10]
	Required resource - RAM	[1, 100]
GA	Required resource - GPU	[100, 1000]
	Population size	10
	Generations	100
	Mutation rate	0.1
	Crossover rate	0.8
Training	Hidden layer units	64
	Mini-batch size	32
	Learning rate	0.001
	Epochs	100
	Optimizer	Adam

5.2. 성능 분석

성능 평가를 위해 라우팅이 필요한 서비스 요청을 50, 75, 100, 200개 생성하여 유전 알고리즘 기반 라우팅을 수행한 후 성능 분석을 수행하였다. 각 개수마다 100회 반복 생성하여 수행한 후 평균값을 계산하여 성능 분석을 하였다. 이 때, 제안하는 유전 알고리즘 기반 라우팅을 통해 경로를 결정하는 과정에서, 무작위로 생성한 초기 해집단을 기반으로

수행한 경우와 초기 해집단 모델로 5회 반복을 통해 가장 높은 품질로 예측된 초기 해집단을 대상으로 수행한 경우를 비교하였다. 각 경우는 GA(Base) 및 GA(QP, Quality Prediction)로 표기된다.

첫 번째 성능 분석 결과로서, 그림 6는 요청 수에 따른 총 운용 비용을 Xspedius 토폴로지에서 비교한 것이다. 이 때, 운용 비용은 라우팅을 통해 결정된 경로에서 소요되는 비용을 의미하며, 수식 (1)을 통해 계산된다. 초기 해집단 품질 모델을 적용한 경우에는 모든 요청 수에서 적용하지 않은 경우 대비 더 낮은 비용을 유지하였으며, 요청 수가 많을수록 비용 차이가 크게 나타난다. 특히, 요청 수가 네트워크에서 충분히 수용할 수 있는 작은 수인 50과 75인 경우 두 방법의 차이는 크지 않지만, 100 또는 200개의 요청에서는 품질 평가 모델을 쓴 방법이 10~15% 낮은 운용 비용을 보인다.

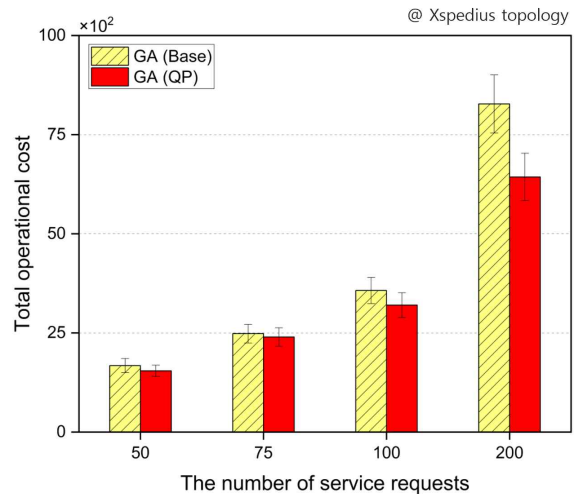


그림 6. 유전 알고리즘 기반 라우팅의 평균 운용 비용
Fig. 6. Average operational cost of GA-based routing

다음 성능 분석 지표인 서비스 요청 수에 따른 성공률은 유전 알고리즘 기반 라우팅에 의해 결정된 경로들이 각 서비스의 요구사항을 만족했는지 여부를 나타내는 값이다. 마찬가지로, Xspedius 토폴로지에서 성능 평가를 수행하였으며, 그림 7은 측정된 성공률의 분포를 상자 수염 그림 (box-and-whisker plot) 형태로 시각화한 것이다. 이에 따르면, 품질 평가 모델을 활용한 경우에는 모든 구간에서 활용하지 않은 경우 대비 안정적이고 높은 성공률을 보인다. 특히, 과부하 상황을 보이는 서비스 요청 개수 200개인 경우에도 품질 모델을 활용하지 않은 라우팅 방법은 중간 값이 30% 이하로 떨어지는 반면, 품질 모델을 사용하면 45~50% 수준을 유지하

였다. 한편, 서비스 요청 개수가 50개인 경우에 GA (QP)에서 최대 값이 100%을 넘는 것처럼 표현되었으나, 이는 최대 값 위치가 제 3분위 값을 기준으로 표현되는 상자 수염 그림의 특성으로 인한 것이며 실제 측정 성공률은 100%을 넘지 않는다.

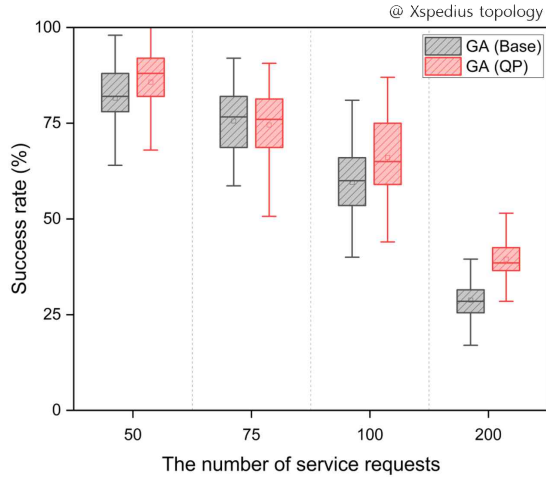


그림 7. 유전 알고리즘 기반 라우팅의 서비스 성공률
Fig. 7. Service success rate of GA-based routing

Xspedius 토폴로지에서 측정된 서비스 요청 수에 따른 평균 가용성은 그림 8을 통해 보이고 있다. 전반적으로 품질 평가 모델 적용 여부와 관계없이 모두 99.97% 이상의 높은 가용성을 유지하지만, 요청 수가 증가할수록 성능 차이가 커지는 것으로 평가되었다. 또한, 서비스 요청 수가 늘어나더라도 품질 평가 모델을 적용한 경우는 비교적 분산이 작은 형태로 안정적인 가용성을 가지는 형태인 반면, 그렇지 않은 경우에는 큰 분산을 가지며 가용성이 떨어지는 경향을 보였다.

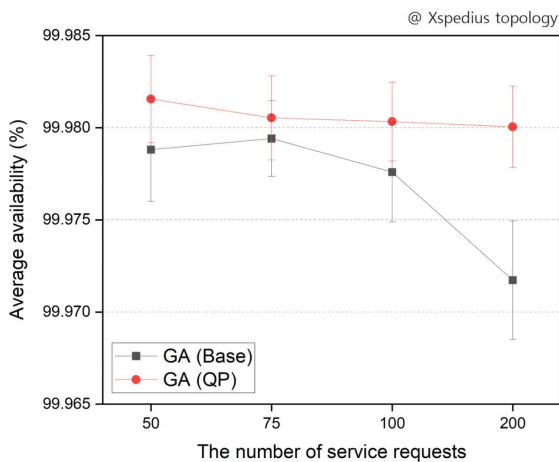


그림 8. 유전 알고리즘 기반 라우팅의 평균 가용성
Fig. 8. Average availability of GA-based routing

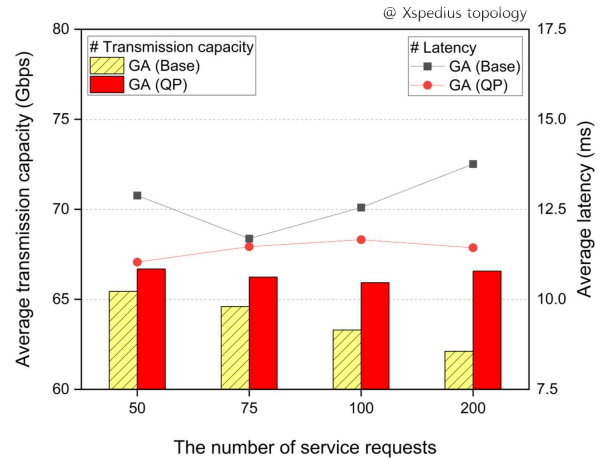


그림 9. 평균 전송량 및 지연 시간
Fig. 9. Average transmission capacity and latency

그 외에도 그림 9는 서비스 요청 수에 따른 평균 전송 용량과 평균 지연 시간을 Xspedius 토폴로지에서 비교한 결과를 나타낸다. 평균 가용성 결과와 유사한 형태로, 평균 전송 용량과 평균 지연 시간 측면에서도 품질 평가 모델을 적용한 경우가 모든 구간에서 높은 전송 용량과 작은 지연 시간을 갖는 것으로 관측되었다. 이는 서비스 요청 수가 늘어남에 따라 과부하 상황에 이르더라도, 품질 평가 모델을 적용한 경우에는 비교적 안정적인 성능을 유지할 수 있다는 것을 입증한다.

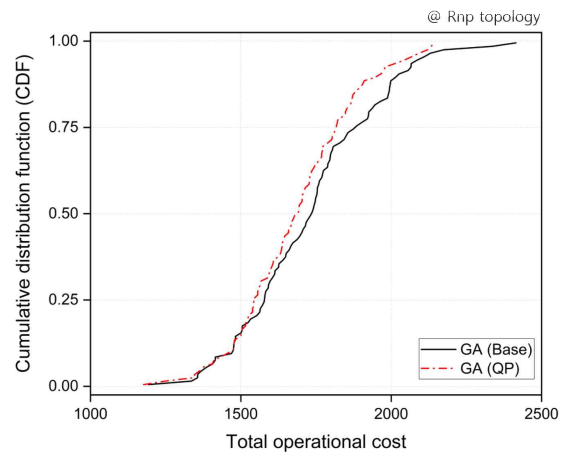


그림 10. 운용 비용 누적 분포 함수
Fig. 10. CDF of total operational cost

마지막으로, Xspedius 토폴로지에서 학습된 모델이 다른 네트워크 토폴로지에서도 라우팅 성능 개선 효과를 보이는지 검증하였다. 그림 10은 Rnp 토폴로지에서 측정된 총 운용 비용의 평균값을 누적 분

포 함수 (CDF, Cumulative Distribution Function) 형태로 나타낸 것이다. 이 때, 총 운용 비용은 50개의 서비스 요청을 무작위로 생성하여 라우팅을 수행하는 것을 100회 반복한 후, 각 반복에서 계산된 운용 비용의 평균으로 계산되었다. 실험 결과, Rnp 토폴로지에서 품질 모델을 사용한 경우가 그렇지 않은 경우 대비 전반적으로 낮은 운용 비용을 달성하고 있음을 확인할 수 있었다. 특히, 운용 비용 1500~2000 사이의 범위에서 품질 모델을 사용한 경우의 CDF 곡선이 더 빠르게 상승하며, 이는 동일한 확률 수준에서 더 낮은 비용을 실현했음을 의미한다.

VI. 결 론

본 논문에서는 동적 네트워크 환경에서 서비스 요구사항을 만족하는 효율적인 라우팅 경로를 결정하기 위해, 그래픽 신경망 (GNN)을 기반으로 초기 해집단의 품질을 평가하고 이를 유전 알고리즘 (GA)과 연동한 라우팅 기법을 제안하였다. 성능 평가 결과, 기존의 무작위 초기 해집단 생성 방법을 활용한 유전 알고리즘 기반 라우팅 방식과 비교했을 때, 제안하는 품질 평가 모델을 연동한 방식은 초기 탐색 공간의 품질을 사전에 예측하여 우수한 해, 즉, 최적 경로를 안정적으로 도출하였다.

향후 연구로는 운용 비용 최소화 뿐만 아니라 라우팅 알고리즘 수행에 필요한 연산 비용도 함께 고려하는 최적화 문제로 확장할 예정이다. 또한, 다중 목표 최적화를 위해 그래픽 신경망과 유전 알고리즘 간 연계 구조를 개선할 예정이다. 성능 평가 방법 측면에서도 대규모 또는 실시간 환경에서 검증을 수행하고, 해당 결과를 바탕으로 제안하는 방법의 일반화 성능과 학습 성능 개선 방안을 모색할 것이다. 그 외에도, 유전 알고리즘 외 메타 휴리스틱 기반 방법과의 융합을 통한 라우팅 기술 연구와 함께 MEC 환경 또는 위성 통신망 등을 고려한 가변적인 네트워크 토폴로지 시나리오에서 성능 검증을 수행할 예정이다.

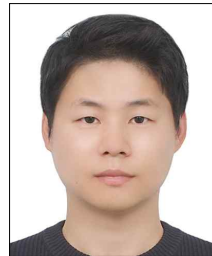
References

[1] Cerroni, Walter, et al. "Network Softwarization and Management." *IEEE Communications Magazine* 58.10 (2020): 14-15.
 [2] Gyu Seon Ki, et al. "Reinforcement Learning-Based

Dynamic Routing for Robust Optimization of Low Earth Orbit (LEO) Satellite Communication Networks," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol. 48, no. 9, pp. 1123-1134, 2023.
 [3] Sanghoon Lee, et al. "QoS-aware Routing Algorithm in Satellite and Ground Integrated Networks," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol. 50, no. 5, pp. 781-789, 2025.
 [4] Amin, Rashid, et al. "A survey on machine learning techniques for routing optimization in SDN." *IEEE Access* 9 (2021): 104582-104611.
 [5] Mirjalili, Seyedali, and Seyedali Mirjalili. "Genetic algorithm." *Evolutionary algorithms and neural networks: Theory and applications* (2019): 43-55.
 [6] Maaranen, Heikki, Kaisa Miettinen, and Antti Penttinen. "On initial populations of a genetic algorithm for continuous optimization problems." *Journal of Global Optimization* 37 (2007): 405-436.
 [7] Akhter, Farzana, and Joseph P. Near. "Energy Efficient Data Routing for IoT Networks Using Genetic Algorithm." *2024 International Conference on Smart Applications, Communications and Networking (SmartNets)*. IEEE, 2024.
 [8] Patel, Jatinkumar, and Hosam El-Ocla. "Energy efficient routing protocol in sensor networks using genetic algorithm." *Sensors* 21.21 (2021): 7060.
 [9] Wang, Ning, et al. "An overview of routing optimization for internet traffic engineering." *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 10.1 (2008): 36-56.
 [10] Ramasubramanian, Venugopalan, et al. "On the treeness of internet latency and bandwidth." *Proceedings of the eleventh international joint conference on Measurement and modeling of computer systems*. 2009.
 [11] Sangheung Lee, et al. "A Routing Protocol for Wireless SDN in Mission-Critical Unmanned Systems," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol.

- 47, no. 1, pp. 21-27, 2022.
- [12] Vinayakumar, Ravi, K. P. Soman, and Prabaharan Poornachandran. "Applying deep learning approaches for network traffic prediction." 2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). IEEE, 2017.
- [13] Yuan, Ruixi, et al. "An SVM-based machine learning method for accurate internet traffic classification." *Information Systems Frontiers* 12 (2010): 149-156.
- [14] Almasan, Paul, et al. "ENERO: Efficient real-time WAN routing optimization with Deep Reinforcement Learning." *Computer Networks* 214 (2022): 109166.
- [15] Wei, Wenting, et al. "Grace: Toward Routing in Dynamic Network Environments With Graph Embedding." *IEEE Transactions on Networking* (2025).
- [16] Ding, Mingjie, et al. "GROM: A generalized routing optimization method with graph neural network and deep reinforcement learning." *Journal of Network and Computer Applications* 229 (2024): 103927.
- [17] Sun, Geng, et al. "Large language model (llm)-enabled graphs in dynamic networking." *IEEE Network* (2024).
- [18] Çavdar, Tuğrul, and Şeyma Aymaz. "New approach to dynamic load balancing in software-defined network-based data centers." *ETRI Journal* 45.3 (2023): 433-447.
- [19] Bhardwaj, Antra, and Hosam El-Ocla. "Multipath routing protocol using genetic algorithm in mobile ad hoc networks." *IEEE Access* 8 (2020): 177534-177548.
- [20] Riveros-Rojas, G. J., Cespedes-Sanchez, P. P., Pinto-Roa, D. P., & Legal-Ayala, H. (2024). Energy-and-blocking-aware routing and device assignment in software-defined networking—a MILP and genetic algorithm approach. *Mathematical and Computational Applications*, 29(2), 18.
- [21] Tabaeiaghdaei, Seyedali, et al. "Carbon-aware global routing in path-aware networks." *Proceedings of the 14th ACM International Conference on Future Energy Systems*. 2023.
- [22] Ding, Hongqing, et al. "Optimal routing and heterogeneous resource allocation for computing-aware networks." *ICT Express* 10.3 (2024): 614-619.
- [23] Garey, Michael R., and David S. Johnson. *Computers and intractability*. Vol. 29. New York: wh freeman, 2002
- [24] Abu-Lebdeh, Ghassan, and Rahim F. Benekohal. "Convergence variability and population sizing in micro-genetic algorithms." *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 14.5 (1999): 321-334.
- [25] Reynolds, Douglas. "Gaussian mixture models." *Encyclopedia of biometrics*. Springer, Boston, MA, 2009. 659-663.
- [26] Knight, Simon, et al. "The internet topology zoo." *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 29.9 (2011): 1765-1775.

이도영 (Do-Young Lee)



2015 건국대학교 컴퓨터공학과 학사
2021 포항공과대학교 컴퓨터공학과 박사
2021~2023 삼성전자 네트워크 사업부 Staff Engineer
2023~현재 한국전자통신연구원 선임연구원

<관심분야> 6G, 네트워크 최적화, 지능형 네트워크

김태연 (Tae-Yeon Kim)



1990 중앙대학교 전자계산학과 학사
1992 중앙대학교 전자계산학과 석사
2008 충북대학교 컴퓨터과학과 박사
1992~현재 한국전자통신연구원 책임연구원

2019 ~ 현재 한국전자통신연구원 지능네트워크 연구실 실장

<관심분야> 6G, Network For/By AI