

# D2D 네트워크에서 가우시안 노드 분포를 고려한 전송 경로 설정에 따른 성능 분석

성 하 영\*, 이 호 원<sup>o</sup>

## Performance Analysis According to Routing Path Selection for Gaussian Node Distribution in D2D Networks

Hayoung Seong\*, Howon Lee<sup>o</sup>

### 요 약

최근 스마트폰, 스마트패드, 사물인터넷 단말 등과 같이 다양한 모바일 기기들의 증가와 함께 데이터 트래픽이 폭발적으로 증가하고 있다. 본 논문에서는 device-to-device(D2D) 통신 환경에서 가우시안 노드 분포를 고려하여 데이터 전송 경로를 설정하는 방안을 제안하고 이에 따른 데이터 전달 효율을 비교 분석한다. 노드 분포의 특성 파악을 위해 분포된 노드들에 대하여 가우시안 혼합 모델을 위한 기대최대화 알고리즘(expectation-maximization algorithm for Gaussian mixture model) 기반 클러스터링을 진행하고, 라우팅 메인 축 설정을 위해 주성분 분석 기법(principal component analysis)을 이용한다. MATLAB 시뮬레이션을 통하여 기존 에드혹 네트워크에서의 Epidemic 라우팅 알고리즘과 제안하는 방안의 확산율(coverage probability)과 전달 효율(forwarding efficiency)을 비교 분석하였다.

**키워드** : D2D 네트워크, 가우시안 노드 분포, 기대최대화 클러스터링, 주성분 분석, 전송 경로 설정

**Key Words** : D2D Network, Gaussian Node Distribution, Expectation-Maximization Clustering, Principal Component Analysis, Routing Path Selection

### ABSTRACT

Recently data traffic is explosively increasing according to the increase of many kinds of mobile devices such as smartphone, smartpad, and Internet of Things devices. We herein propose a routing path selection method for Gaussian node distribution in device-to-device (D2D) networks and analyze its data forwarding efficiency. In order to find the characteristic of node distribution, we perform expectation-maximization (EM) clustering for Gaussian mixture model and apply principal component analysis (PCA) to find main routing axis. Through intensive MATLAB simulations, we show that our proposed algorithm outperforms Epidemic routing algorithm with respect to coverage probability and forwarding efficiency.

### I. 서 론

International Telecommunication Union

Radiocommunication Sector (ITU-R)의 Working Party 5D (WP5D)에서는 5G 표준인 IMT-2020에 대해 다음과 같은 8개의 핵심 성능지표 (Key

※ 이 논문은 2018년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2016R1D1A1B03935902)

• First Author : Dept. of ICT, Korea University of Science and Technology, shy2028@etri.re.kr, 학생회원

o Corresponding Author : Dept. of EECE and IITC, Hankyong National University, hwlee@hknu.ac.kr, 중신회원

논문번호 : KICS2019-03-010, Received March 7, 2019; Revised May 9, 2019; Accepted May 14, 2019

Performance Indicators)를 제안하였다; 사용자 체감 데이터 전송률 (user experienced data rate), 최대 데이터 전송률 (peak data rate), 이동속도 (mobility), 지연 (latency), 연결 밀도 (connection density), 에너지 효율 (energy efficiency), 주파수 효율 (spectral efficiency), 면적 당 트래픽 용량 (area traffic capacity)<sup>[1]</sup>. 이러한 핵심 성능지표는 최근 폭발적으로 증가하고 있는 모바일 단말의 수와 데이터 트래픽을 지원하기 위해 5G 네트워크가 지원해야 하는 성능지표가 무엇인지 보여주고 있다. 또한, 최근 무선통신 환경에서 기지국의 부하 분산을 위하여 단말 간 직접 통신 기술 (device-to-device communication, D2D)을 활용하는 방안에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다<sup>[2-5]</sup>. 이에 따라 D2D 통신을 고려한 다양한 서비스 시나리오들이 논의되고 있으며, 이를 지원하기 위한 기술의 표준화도 역시 활발하게 진행되고 있다. D2D 통신은 또한 기지국의 부하를 줄이는 효과 이외에도 서로 다른 위치에 있는 단말들의 동시 전송을 통한 주파수 재사용을 가능하며 이러한 특성은 로컬 비즈니스 광고 서비스나 재난 상황 통신 서비스 등에서 매우 유용하게 활용이 가능하다<sup>[6-8]</sup>.

본 논문에서는 야외 공원이나 스포츠 경기장과 같은 노드 밀도가 높은 지역에서 데이터 확산의 효율 향상 및 메시지 중복 최소화를 위하여 데이터 전송 경로를 선정하고 릴레이 노드를 효율적으로 선정하는 알고리즘을 제안한다. 이를 위해, 확산율 (coverage probability) 최대화를 목적으로 제안 방안과 메시지를 수신한 노드들이 계속적으로 메시지를 전달해 나가는 방식의 Epidemic 라우팅 알고리즘을 비교방안으로 고려하여 그 성능을 제안하는 방안과 비교 분석하였다.

제안 방안의 비교 방안으로 사용된 Epidemic 라우팅은 애드혹 네트워크 환경에서 메시지 확산율을 최대화하기 위해 제안된 알고리즘으로, 메시지를 수신한 모든 노드가 릴레이 노드가 되어 자기 범위 안에 있는 모든 사용자들에게 받은 메시지를 계속적으로 전송하여 메시지 확산율을 최대화할 수 있는 알고리즘이다<sup>[9]</sup>. 그러나 본 알고리즘에서는 메시지를 수신한 모든 노드가 릴레이를 수행해야 하기 때문에 메시지의 수신 중복이 매우 빈번하게 발생하는 단점을 가지고 있다.

최근 차세대 센서 네트워크와 모바일 애드혹 네트워크를 위하여 다양한 클러스터링 기법들을 활용하는 성능 향상 기법들이 연구되고 있다<sup>[11,12]</sup>. [11]에서는 D2D 네트워크 환경에서 사용자 분포를 기반으로 클

러스터링을 통한 광고 확산 성능을 분석하였고, [12]에서는 센서 네트워크와 애드혹 네트워크에서의 다양한 클러스터링 알고리즘들을 소개하고 그 특성을 비교 분석하였다.

클러스터링은 일반적으로 계층적 클러스터링 알고리즘과 비계층적 클러스터링 알고리즘으로 구분된다. 두 알고리즘은 처음 클러스터를 시작할 때 클러스터의 개수 설정 여부에 대한 차이점 뿐만 아니라 알고리즘의 복잡도에 따른 차이가 존재하는데, 데이터양이 많을수록 비계층적 클러스터링 알고리즘이 복잡도 측면에서 장점을 가진다<sup>[10]</sup>. 본 논문에서는 D2D 데이터 확산을 향상을 위하여 비계층적 클러스터링 알고리즘 중 하나인 기대최대화 알고리즘을 이용한 클러스터링을 수행한다. 주어진 위치 데이터의 특징을 비교하고, 이를 기반으로 유사한 노드들을 묶어 가우시안 혼합 모델로 만들고 그 후 클러스터마다 전송 경로를 선정하도록 한다.

본 논문은 2장에서 제안하는 전송 경로 설정 방안을 위해 사용한 가우시안 혼합 모델을 위한 기대최대화 알고리즘 (expectation-maximization algorithm for Gaussian mixture model)과 주성분 분석 (principal component analysis)에 대해 소개하고, 이를 기반으로 하는 제안 방안의 전송 경로 설정 절차를 소개한다. 또한, 3장에서는 시뮬레이션 환경을 설명하고 시뮬레이션을 통해 얻은 결과를 기존 방안과 비교 분석한다. 마지막으로, 4장에서 결론을 제시한다.

## II. 제안 방안: 전송 경로 설정 알고리즘

제안하는 전송 경로의 설정을 위해서, 가우시안 혼합 모델을 위한 기대최대화 클러스터링 알고리즘을 통하여 네트워크에 분포된 노드들을 클러스터링한다. 또한, 이렇게 분류된 클러스터들에서 데이터 확산 경로를 찾기 위하여 각각의 클러스터들에 대해서 주성분 분석을 적용한다. 노드들의 분포 특성을 파악하여 고유 벡터값을 찾은 뒤 전송 반경에 따라 릴레이 노드를 선정하는 과정을 계속적으로 수행한다.

본 장에서는, 전송경로 설정을 위하여 가우시안 혼합모델 기반 기대최대화 알고리즘과 주성분 분석 기법을 소개하고, 제안방안의 동작절차를 제시한다.

### 2.1 가우시안 혼합 모델을 위한 기대최대화 클러스터링

본 절에서는 전송 경로를 설정하기 이전에 노드 클러스터링을 위해서 적용되는 가우시안 혼합 모델을

적용한 기대최대화 클러스터링 알고리즘을 소개한다<sup>[13,14]</sup>. 먼저 네트워크에서 가우시안 혼합모델과 클러스터링, 가우시안의 공분산을 구하기 위한 기대최대화 알고리즘의 수식은 다음과 같다.

$\gamma(z_{nk})$ : 각 클러스터  $x_n$ 에 대한 responsibility  
 $X$ : 입력 데이터  
 $\Sigma_k$ : K번 째 클러스터의 공분산  
 $\mu_k$ :  $\gamma(z_{nk})$ 를 적용한 k번 째 클러스터의 평균  
 $x_n$ : k번 째 클러스터의 혼합계수

$$N(X|\mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi^D|\Sigma|)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\Sigma^{-1}(x-\mu)^2\right\} \quad (1)$$

$$p(X) = \sum_{k=i}^K \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma_k) \quad (2)$$

식 (1)은 D차원의 다변량 가우시안 분포식을 의미하며, 식 (2)는 가우시안 혼합 모델의 수식이다.

$$p(z_k = 1) = \pi_k, \quad 0 \leq \pi_k \leq 1 \quad (3)$$

$$\sum_{k=i}^K \pi_k = 1 \quad (4)$$

식 (3)의  $\pi_k$ 는 k번 째 클러스터링에 포함될 혼합계수를 의미하고 식 (4)는 모든 클러스터의 혼합계수의 합이 1임을 의미한다. 이는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\ln p(X|\pi, \mu, \Sigma) = \sum_{n=1}^N \ln \left\{ \sum_{k=1}^K \pi_k N(x_n|\mu_k, \Sigma_k) \right\} \quad (5)$$

또한, 식 (5)는 기대최대화 알고리즘에서 로그 우도 함수 (log likelihood function)의 최대화를 위한 목적 함수이다.  $\ln p(X|\pi, \mu, \Sigma)$  값이 수렴하게 되면 본 알고리즘이 종료된다.

$$\gamma(z_{nk}) = \frac{\pi_k N(x_n|\mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{j=1}^K \pi_j N(x_n|\mu_j, \Sigma_j)} \quad (6)$$

식 (6)은  $\pi_k$ 가 k번째 클러스터에 포함될 조건부 확률로, 기대화 단계로 불리며 미지수 평균, 공분산, 확산 계수의 기댓값을 구하는 수식이다.

다음으로 최대화 단계는 기대화 단계를 통해 구한 평균, 공분산, 확산 계수 값을 최대화하는 과정이다. 이는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mu_k^{new} = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_k) x_n \quad (7)$$

$$\Sigma_k^{new} = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^N \gamma(z_k) (x_n - \mu_k^{new})(x_n - \mu_k^{new})^T \quad (8)$$

$$\pi_k^{new} = \frac{N_k}{N} \quad (9)$$

여기서 식 (7)은 최대화 단계의 평균값이고, 식 (8)은 최대화 단계의 공분산, 식 (9)는 최대화 단계의 확산 계수이다.

정리하면, 기대 최대화 알고리즘은 초기화 단계, 기대화 단계, 최대화 단계로 진행되며 K개의 클러스터를 분류하는 알고리즘이다. 초기화 단계에서는 K값을 설정하고,  $x_n, \mu_k, \Sigma_k$ 을 초기화하여 로그 우도값을 계산한다. 기대화 단계에서는 식 (6)을 이용하여 초기화된 혹은 현재의  $x_n, \mu_k, \Sigma_k$ 에 대한  $\gamma(z_{nk})$ 가 계산된다. 마지막으로, 최대화 단계에서는 식 (7), (8), (9)에 기대화 단계에서 계산된  $\gamma(z_{nk})$ 를 적용하여 계산하고 로그 우도 함수의 값이 최대값으로 수렴하거나,  $x_n, \mu_k, \Sigma_k$ 이 변하지 않으면 알고리즘을 종료한다.

위의 가우시안 혼합 모델을 위한 기대최대화 알고리즘을 통해 분포된 노드 분포들에 대해 아래의 그림 1과 같이 노드 클러스터링을 진행할 수 있다. 그림 1은 클러스터의 개수가 3개 (K=3)인 경우에 대해서 기대최대화 알고리즘을 이용하여 클러스터링을 수행한

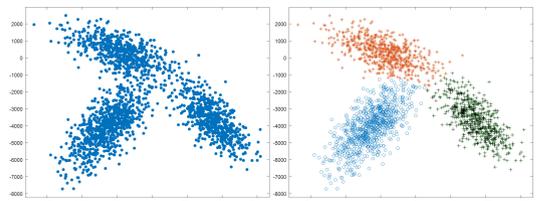


그림 1. k=3인 경우에 기대최대화 알고리즘을 이용한 클러스터링 수행 결과  
 Fig. 1. EM algorithm based clustering result when k=3

결과를 보여준다.

### 2.2 주성분 분석

주성분 분석은 변수 간의 상관관계가 존재하는 다차원의 데이터를 효율적으로 저차원의 데이터로 요약하는 데에 사용되는 방법으로 널리 알려져 있다<sup>[15]</sup>. 본 논문에서는 공분산 (covariance)을 기반으로 하는 주성분 분석을 이용한다. 공분산은 클러스터링 데이터에 대한 축 생성에 있어 가장 중요한 요소 중 하나이다. 이 공분산을 통하여 고유벡터 (eigenvector)와 고유값 (eigenvalue)을 계산하게 되는데, 이는 클러스터의 고유벡터 값을 같은 그룹에 속한 노드들에 사영 (projection)시켜 축을 만들기 때문이다. 이렇게 하여 생성된 축들을 따라 전송 노드를 설정하게 된다. 생성된 주성분들을 전송 경로의 기본 축으로 하여 데이터를 확산하게 된다.

$\Sigma$ : 공분산

$X_i$ :  $i$ 번째 데이터 행렬,  $\bar{X}$ :  $X$ 의 평균

$Y_i$ :  $i$ 번째 데이터 행렬,  $\bar{Y}$ :  $Y$ 의 평균

$$\Sigma = cov(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n - 1} \quad (10)$$

식 (10)은  $n$ 차원의 데이터 행렬  $X$ 와 데이터 행렬  $Y$ 에 대한 공분산을 구하는 수식이다. 주성분 분석을 위해 사용되는  $\Sigma$ 은 대칭행렬 (symmetric matrix)로 앞 절에서 설명한 가우시안 혼합 모델을 위한 기대최대화 알고리즘을 통하여 얻는다. 공분산을 통한 고유값과 고유벡터는 다음 식 (11)을 통해 구할 수 있다.

$\lambda$ : 고유값,  $I$ : 단위행렬,  $e$ : 고유벡터

$$(\Sigma - \lambda I)e = 0 \quad (11)$$

가우시안 혼합 모델을 통해 구한 클러스터의 공분산 값으로 고유벡터를 구하고 클러스터의 모든 노드를 고유벡터에 사영시킨다. 이때 생기는 축을 기본 축으로 설정하며 이 축들이 클러스터의 기본 전송 경로가 된다. 그림 2는 주성분 분석을 통해 첫 번째 클러스터의 모든 노드가 고유벡터 (화살표) 위에 사영되어 축이 생성되는 모습을 보여준다.

주성분 분석을 기반으로 설정된 기본 축을 중심으로 수직 방향으로 보조 축을 생성한다. 보조 축 생성

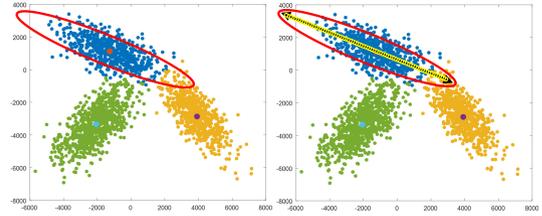


그림 2. 클러스터 내 주성분 분석을 통한 기본축 생성 과정  
Fig. 2. Main axis generation in each cluster by using PCA

과정은 기본 축 생성 과정과 거의 동일하고 추가적으로 보조 축 생성을 위한 보조 축 그룹과 보조 축 생성 각도를 설정해야 한다. 보조 축 생성 각도는 기본 축과 보조 축 사이의 각도를 의미하고 (본 논문에서는 90도로 설정) 전송 반경과 보조 축 생성 각도를 기반으로 기본 축에서 좌우로 뻗어 나가는 전송 경로가 생성된다.

### 2.3 동작 절차

본 절에서는 D2D 네트워크 환경에서 전달 효율을 높이기 위한 전송 경로 설정 알고리즘의 구체적 동작 절차에 대하여 제시한다. 제안하는 알고리즘은 크게 다섯 가지의 과정을 통해 전송 경로 설정을 수행한다. 그림 3은 제안방안의 노드 클러스터링과 전송 경로 설정 절차를 보여준다.

**절차 1:** 네트워크에 분포된 노드에 대하여 가우시안 혼합 모델을 위한 기대최대화 알고리즘을 기반으로 클러스터링을 진행한다.

**절차 2:** 절차 1에서 설정한 각각의 클러스터에 대해서 가우시안 혼합 모델의 공분산 값을 찾고, 고유벡터 값을 계산하여 클러스터의 모든 노드를 고유벡터에 사영시켜 전송 경로가 되는 기본 축을 계산한다. 고유벡터를 찾는 과정과 모든 노드를 고유벡터에 사영시켜 축을 만드는 과정에서 주성분 분석 기법을 적용한다.

**절차 3:** 클러스터의 축이 생성된 이후 해당 기본 축을 기준으로 수직으로 뻗어 나가는 전송 경로인 보조 축을 전송 반경에 따라서 생성하고 메시지 확산을 위한 대상 (destination) 노드를 설정한다.

**절차 4:** 보조 축 영역에 포함되는 노드들에 대하여 릴레이 노드를 설정한다. 이때 보조 축 영역에 있는 노드 중 기본 축가 가장 가까운 노드는 보조 축의 메시지 전달 시작 노드가 되고, 가장 멀리 있는 노드는 대상 (destination) 노드가 된다. 또한, 릴레이 노드의

전송 범위 내에서 목적 노드와 가장 가까운 노드를 다음 릴레이 노드로 선정하여 계속적으로 데이터를 전달하여 목적 노드가 메시지를 받을 때까지 릴레이노드 선정을 반복한다.

**절차 5:** 네트워크의 전송 경로가 완성될 때까지 각 클러스터마다 과정 3~4를 반복적으로 수행한다. 전송 경로가 완성되면 알고리즘을 종료한다.

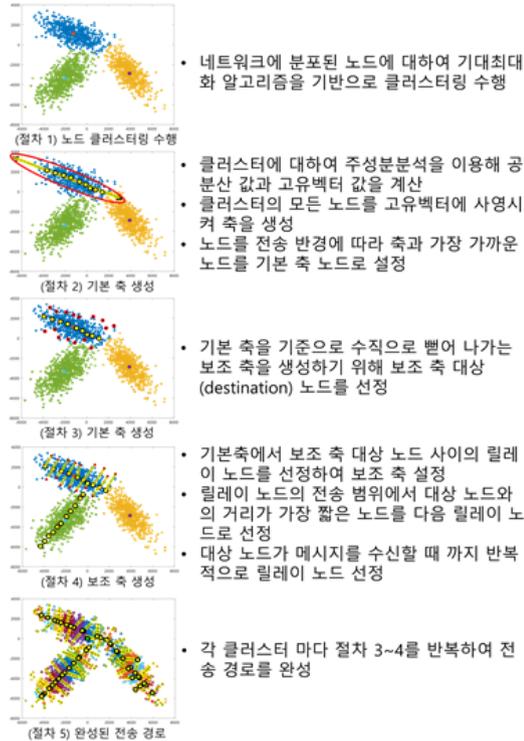


그림 3. 제안 방안의 노드 클러스터링과 전송 경로 설정 과정  
Fig. 3. Process of node clustering and routing path selection

### III. 시뮬레이션 결과

제안하는 전송 경로 설정 방안의 성능 비교 분석을 위하여 그림 4와 같이 서울 여의도한강공원의 일부 모습과 유사하게 노드를 분포시킨 상황에서의 가우시안 노드 분포를 고려한 시뮬레이션을 수행하였다. 이때 모든 노드의 전송 반경은 약 100m 정도로 가정하였고, 노드의 개수는 총 2000개로 가정하였다. 그림 4는 지도의 검은 부분과 유사하게 분포된 가우시안 노드 분포와 제안 방안을 통하여 생성된 전송 경로들을 보여주고 있다.

그림 5는 제안 방안과 Epidemic 라우팅의 릴레이

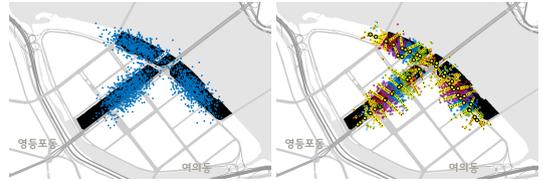


그림 4. 실제 지형에서의 노드 분포 (좌) 및 전송 경로 설정 결과 (우)  
Fig. 4. Practical node distribution (left) and route path selection result (right)

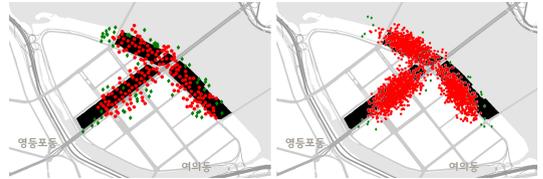


그림 5. 전송 경로 설정에 따른 송신 노드 수 비교 (좌: 제안 방안, 우: Epidemic 라우팅)  
Fig. 5. Comparison of number of relay node according to routing path selection (left: proposed, right: Epidemic routing)

노드 수와 데이터를 수신하지 못한 노드의 수를 보여 주고 있다. 원형 노드는 릴레이를 수행한 노드로 제안 방안의 경우 2.3절의 절차를 통해 릴레이 노드가 선택 되었으나, Epidemic 라우팅의 경우 수신한 모든 노드가 릴레이 노드가 되어 제안 방안보다 많은 릴레이 노드가 선정됨을 보인다. 녹색의 마름모꼴 노드는 데이터를 수신하지 못한 노드를 의미하고 분포된 노드들의 외각에 위치하여 전송 반경에 미치지 못한 노드들이다. 제안하는 방안의 경우 대상 노드가 수신하면 릴레이를 멈추기 때문에 Epidemic 라우팅보다 수신하지 못한 노드의 수가 증가하는 결과를 보여준다.

표 1은 가우시안 노드 분포 상황에서의 제안 방안과 Epidemic 라우팅의 결과를 보여준다. 수신 노드의 수는 Epidemic 라우팅의 결과가 약 3% 정도 더 높은 결과를 보인다. 그러나, 송신 횟수는 제안 방안이 Epidemic 라우팅의 10% 수준임 보인다. 여기서, 본 논문에서 전달 효율 ( $\eta$ )은 확산율을 평균 수신횟수로 나눈 결과로써 식 (12)와 같다.

표 1. Epidemic 라우팅과의 성능 비교  
Table 1. Performance comparison with Epidemic routing

Algorithm	# of receivers	# of txs	Average # of receptions	Coverage probability	Forwarding Efficiency ( $\eta$ )
Epidemic routing	1972	1972	47.96	0.986	0.0206
Proposed algorithm	1929.9	214.8	3.57	0.965	0.2782

$$\eta = \frac{\text{Coverage probability}}{\text{Average number of receptions per user}} \quad (12)$$

그림 6~9는 전송경로 설정 시 전송 반경과 사용자 수가 결과에 미치는 영향을 보여준다. 그림 6은 전송 반경에 따른 송신 횟수를 보여주며 그림 7은 전송 반

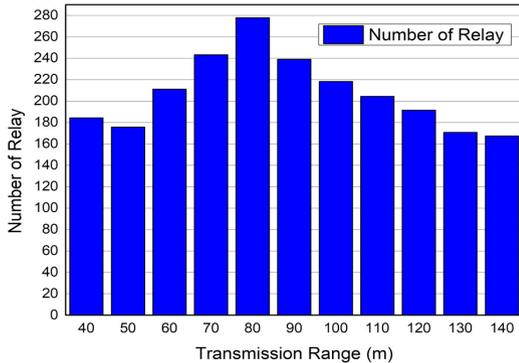


그림 6. 전송 반경 변화에 따른 릴레이 횟수  
Fig. 6. Number of relays against tx. range

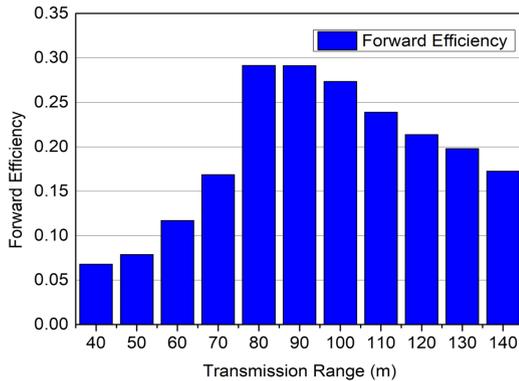


그림 7. 전송 반경 변화에 따른 전달 효율  
Fig. 7. η against transmission range

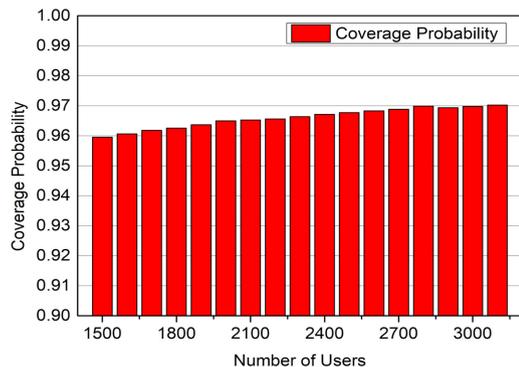


그림 8. 사용자 수 변화에 따른 확산율  
Fig. 8. Coverage prob. against number of users

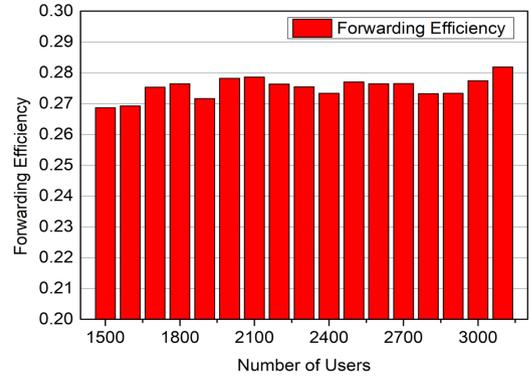


그림 9. 사용자 수 변화에 따른 전달 효율  
Fig. 9. η against number of users

경에 따른 전달 효율을 보인다. 또한, 그림 8과 그림 9는 사용자 수에 대한 확산율과 전달 효율을 보여준다. 그림 8을 통하여 사용자의 증가함에 따라 확산율도 증가하고 있음을 보인다. 그러나 전송 효율 측면에서는 전송 반경의 결과보다 영향이 적게 미치는 것을 알 수 있다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 제안 방안을 통해 노드가 밀집된 환경에서 기대최대화 기반 클러스터링을 통해 노드 그룹을 효율적으로 분류할 수 있고, 이를 기반으로 전송 경로를 설정함으로써 중복적인 전송을 감소시키고 이를 통해 확산율 대비 송수신 횟수의 감소 효과를 얻을 수 있는 것을 확인할 수 있었다. 또한, 제안 방안이 확산율과 전달 효율 관점에서 장점을 가지고 있음을 시뮬레이션을 통해 확인할 수 있었다. 전송 반경 관점에서는 전송 반경이 늘어남에 따라 네트워크 전체의 송신 횟수가 감소하고 있는 것을 확인할 수 있었다. 하지만, 전송 범위가 늘어나면서 중복 수신 노드 수가 증가하여 전달 효율이 낮아지는 결과를 볼 수 있었는데 해당 결과는 향후 지속적인 연구를 통해 개선방안을 제안할 예정이다.

#### References

[1] *IMT Vision - Framework and overall objectives of the future development of IMT for 2020 and beyond*, Recommendation ITU, 2083-0. 2015.

[2] S. Han, et al., "BiPAD: Binomial point

process based energy-aware data dissemination in opportunistic D2D networks,” *Energies*, vol. 11, no. 8, p. 2073, 2018.

- [3] J. Kim, et al., “D2D based advertisement dissemination using expectation maximization clustering,” *J. KICS*, vol. 42, no. 5, pp. 992-998, May 2017.
- [4] S. Han, et al., “Performance analysis of data dissemination against the number of relay nodes in D2D communications,” *J. KICS*, vol. 42, no. 9, pp. 1746-1749, Sep. 2017.
- [5] W. Lee, et al., “Adaptive BS control scheme based on user density for improving energy efficiency in ultra dense networks,” *J. KICS*, vol. 43, no. 11, pp. 1831-1839, Nov. 2018.
- [6] P2P TG, *Wi-Fi Peer-to-Peer (P2P) Technical Specification v1.2*, Wi-Fi Alliance, 2011.
- [7] A. Roessler, et al., *LTE-Advanced (3GPP rel. 12) technology introduction*, Rohde & Schwarz, 2013.
- [8] 3GPP, *Technical Specification Group and System Aspects, Proximity-based services (ProSe); Stage 2; Release 12*, 3GPP TS 23.303 V 12.3.0, 2015.
- [9] A. Vahdat and D. Becker, “Epidemic routing for partially-connected ad hoc networks,” *Handbook of Systemic Autoimmune Diseases*, Jun. 2000.
- [10] A. K. Jain and R. C. Dubes, *Algorithms for clustering data*, Prentice Hall, 1988.
- [11] S. Han, et al., “Performance analysis of user clustering algorithms against user density and maximum number of relays for D2D advertisement dissemination,” *JKIICE*, vol. 20, no. 4, pp. 721-727, Apr. 2016.
- [12] D. Wei, et al., “Clustering ad hoc networks: Schemes and classifications,” *IEEE SECON*, Sep. 2006.
- [13] C. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*, Springer-Verlag, New York, 2006.
- [14] D. Reynolds, “Gaussian mixture models,” *Encyclopedia of Biometrics*, 2015.
- [15] L. I. Smith, “A tutorial on principal components analysis,” Cornell University, Feb. 2002.

성 하 영 (Hayoung Seong)



2017년 2월 : 한경대학교 전자공학과 졸업  
 2019년 2월 : 한경대학교 전기전자제어공학과 석사  
 2019년 3월~현재 : 과학기술연합대학원대학교 ICT(정보보호공학) 박사과정

<관심분야> 전자공학, 통신공학

이 호 원 (Howon Lee)



2003년 2월 : KAIST 전자전산학과 학사  
 2009년 8월 : KAIST 전기및전자공학과 박사 (석박사통합)  
 2009년~2010년 : KAIST IT 융합연구소 선임연구원

2010년~2012년 : KAIST IT 융합연구소 팀장/연구 조교수

2015년~2016년 : 국립한경대학교 IT 융합연구소장

2012년~현재 : KAIST IT 융합연구소 겸직교수

2016년~현재 : 국립한경대학교 전기전자제어공학과 부교수

<관심분야> 5G/6G 모바일 네트워크, 머신러닝 기반 통신 네트워크, 3D 비디오 통신 등

[ORCID:0000-0001-5509-9202]