

건물 내 화재 발생 시 사물 인터넷과 강화 학습을 활용한 실시간 안전 대피 경로 방안 개발

안유선* · 최하늘*

Development of a Real-time Safest Evacuation Route using Internet of Things and Reinforcement Learning in Case of Fire in a Building

Yusun Ahn* · Haneul Choi*†

†Corresponding Author

Haneul Choi

Tel : +82-2-2123-7410

E-mail : chn7960@yonsei.ac.kr

Received : January 17, 2022

Revised : February 16, 2022

Accepted : April 12, 2022

Copyright©2022 by The Korean Society of Safety All right reserved.

Abstract : Human casualties from fires are increasing worldwide. The majority of human deaths occur during the evacuation process, as occupants panic and are unaware of the location of the fire and evacuation routes. Using an Internet of Things (IoT) sensor and reinforcement learning, we propose a method to find the safest evacuation route by considering the fire location, flame speed, occupant position, and walking conditions. The first step is detecting the fire with IoT-based devices. The second step is identifying the occupant's position via a beacon connected to the occupant's mobile phone. In the third step, the collected information, flame speed, and walking conditions are input into the reinforcement learning model to derive the optimal evacuation route. This study makes it possible to provide the safest evacuation route for individual occupants in real time. This study is expected to reduce human casualties caused by fires.

Key Words : real-time safe evacuation route, IoT(Internet of Thing), reinforcement learning, flame speed, SARSA

1. 서론

소방청에서 제공하는 ‘2020 화재통계연감’에 따르면 2020년 기준 국내 화재로 사망자는 365명으로, 2019년 대비 28% 증가했다. 또한, 건축·구조물 화재로 인한 사망자는 300명으로 2020년 전체 사망자의 82%를 차지했다. 특히, 화재 발생 시 대피 활동에서 사망자가 많이 발생하였다. 따라서, 건물 내 화재 발생 시 안전한 대피 방안이 제공된다면 인명 피해가 크게 저감될 것으로 기대된다.

대표적인 대피 유도 방안은 피난구 유도 표지나 유도등이 있다^{1,2)}. 피난구 유도 표지는 대피자가 주변 가까운 피난구를 찾는 데 효과적이며³⁾ 우리나라는 화재안전기준에 따라 이미 모든 건물에 적용되어 있다. 그러나 대형 건물이거나 내부가 복잡한 건물인 경우 화재

발생 시 피난구 유도 표지만으로 대피자가 대피 경로를 파악하는 데에는 한계가 있다⁴⁾. 한편, 또 다른 대피 유도 방안으로는 백화점, 극장 등에서 포스터·스크린으로 대피로를 사전에 제공하는 방법이 있다. 이는 대피자가 미리 경로를 파악하고 화재 발생 시 경로를 계획하는 데 유용하지만 대피 시 중요한 동적 상황(화재 발생 위치, 속도, 대피자 위치)을 파악하기엔 한계가 있다⁵⁾. 다시 말해 기존의 방법들은 대피자에게 안전한 대피 경로를 공급하지 못한다는 한계를 지닌다⁶⁾.

최근에는 이러한 한계를 극복하고자 최신 ICT (Information and Communication Technology) 기술들이 사용되고 있다. Yoon⁷⁾은 WSN (Wireless Sensor Network)를 통해 온도를 수집하고 multi-level clustering 기법을 통해 대피 시점의 온도를 예측하여 최적의 경로를 제공하였다. Choi⁸⁾은 비상구 주변에 설치된 Wi-Fi를 활용하

*연세대학교 건축공학과 석박사 통합과정 (Department of Architectural Engineering, Yonsei University)

※ 2021년 행정안전부에서 주최하고 한국안전학회에서 주관한 재난안전 논문공모전 수상작입니다.

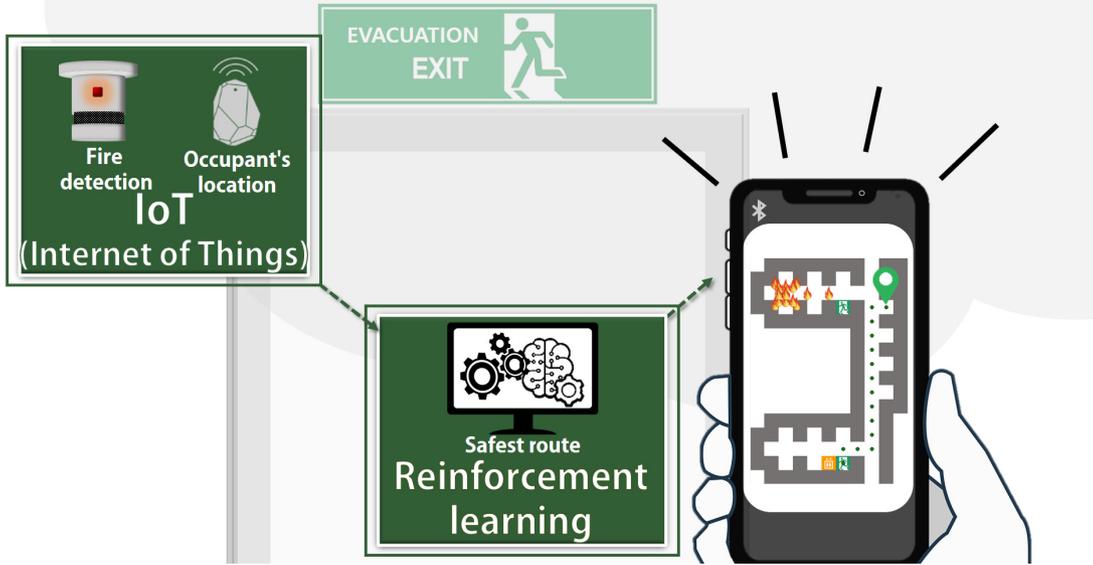


Fig. 1. Framework.

여 화재 시 발생할 수 있는 온도와 이산화탄소를 수집하고, 모바일에 최적 대피 경로를 제공하는 방법을 제안했다. 최적 대피 경로는 A* 알고리즘을 사용하였다. Kim⁹⁾은 모바일을 기반으로 위험 구역 정보와 대피자가 입력한 위치를 통해 대피 경로를 공급하였다. Lee¹⁰⁾는 비콘을 기반으로 화재와 연기 확산 속도를 예측하고, 대피자의 보행 속도를 예측하여 대피자가 도착하는 장소의 안전성을 평가한 최적의 피난 유도 지원 시스템의 시나리오를 제안하였다. 이처럼 IoT (Internet of Things) 기기와 최단거리 탐색 알고리즘을 활용해 대피자에게 최적 대피 경로를 공급하는 연구가 활발하다¹¹⁻¹³⁾.

선행연구를 정리하면 IoT 센서는 화재 발생 정보, 대피자 보행 속도 및 위치를 얻는 데 활용됐으며¹⁴⁻¹⁶⁾, A*, Dijkstra 등의 알고리즘이 최적 대피 경로 탐색에 활용됐다¹⁷⁾. 그럼에도 불구하고 아직까지 화재의 확산 속도와 대피자의 보행 속도를 안전 대피 경로 탐색에 실시간으로 고려한 연구는 부족하다. 화염 또는 연기는 빠르게 이동되며, 이는 고려했던 경로를 이용 시 대피자를 위협하는 큰 요소가 될 수 있다. 또한, 대피자의 보행 속도는 나이 및 성별, 개인적 특징별로 차이가 있으며, 대피에 중요한 요소이다. 예를 들면, 특별한 상황이 아닌¹⁸⁻¹⁹⁾ 엘리베이터를 이용할 수밖에 없는 휠체어 사용 대피자 또는 걸음 속도가 느린 노약자에게 안전한 경로는 다를 수밖에 없다. 따라서, 화재의 확산 속도 및 대피자의 보행 조건을 반영하여 안전한 대피 경로를 탐색하고, 제공하는 것이 필요하다.

본 연구는 강화학습을 기반으로 화재 위치 및 확산

속도와 대피자의 위치 및 보행 조건을 고려한 실시간 대피 경로 탐색 방안을 제안한다. 본 연구는 (1) 화재 및 대피자의 위치 수집을 위한 IoT 센서의 적용, (2) 대피자의 보행 속도와 화재 속도를 고려한 강화학습 기반 최적 안전 경로를 탐색 방법을 포함한다. Fig. 1은 본 연구의 전체 흐름과 같다. 본 연구는 일반적인 화재 대피 유도 방안에 최신 ICT 기술을 적용하여 안전하고 활용성 높은 대피 기술 개발 가능성을 제시했다는 데 의의가 있다. 본 연구의 결과가 향후 건물 내 화재 시 대피 과정에서 발생할 수 있는 피해를 감소하는 데 기여할 수 있기를 기대한다.

2. 이론적 배경

2.1 IoT 센서

2.1.1 화재감지기

기존의 화재감지기는 경보음을 통해 화재 발생 여부를 제공하고 있고 일반적으로 대피자에게 화재의 위치를 알려주지 않았다. 그러나 최근에는 화재를 감지하면 대피자에게 화재 위치 정보를 전송하는 IoT 기반 화재감지기 개발되었다. 본 연구에서는 대피자에게 화재 여부를 알리고, 동시에 등록된 모바일 기기로 화재 위치 정보를 전송하는 제품을 활용하였다.

화재감지기 포함 많은 IoT 센서들은 지그비(ZigBee)를 통신 프로토콜로 활용한다. 지그비는 IEEE 802.15.4-2003를 기반으로 한다. 배터리 소모가 적고 네트워크의 보안 안전성이 높다는 장점을 가지고 있다. 통신 범위는 약 20 m이며 증폭기를 사용하면 그 이상으로 넓어진다. 지

그비 센서인 화재감지기가 화재 위치 데이터를 송신하기 위해서는 지그비 전용 수신기가 필요하다. 일반적으로 하나의 수신기에 수십 개의 센서를 연결할 수 있다. 지그비 수신기는 화재 위치 데이터를 클라우드 환경에 송신한다. 클라우드 환경에 수집된 화재 위치 정보는 안전 대피 경로 탐색에 활용된다.

2.1.2 비콘 (beacon)

비콘은 무선 통신 장치로 근거리에서 있는 기기를 자동 인식하여 정보를 전송할 수 있다. 블루투스 4.0 프로토콜을 기반으로 하고 있으며 통신 범위는 약 70 m이다. 또한, 배터리 소모가 적어 수년까지도 사용할 수 있다. 한편, 비콘의 출력 신호 세기와 강도를 활용하면 모바일 기기와 비콘 단말기 간 거리를 추정할 수 있다. 최근 이러한 기능을 활용하여 GPS (Global Positioning System) 기술 적용이 어려운 실내에서 대피자의 위치를 추정하는 기술이 개발되고 있다.

공간(실이나 복도)에 설치된 비콘은 설정된 거리에 대피자가 들어오면 스마트폰, 스마트워치 등의 모바일 기기에 연결된다. 비콘은 아이디를 가지기 때문에 특정 위치에 설치된 비콘에 모바일 기기가 연결된다면 그로부터 대피자의 위치를 추정할 수 있다. 비콘이 연결되면 대피자의 기기는 기기의 위치를 클라우드 환경에 송신한다. 클라우드 환경에 수집된 대피자 위치 정보는 강화학습 기반 대피 경로 탐색에 활용된다.

2.2 강화학습을 활용한 안전 대피 경로 탐색

강화학습(Reinforcement learning)에서 두뇌를 의미하는 에이전트는 임의의 환경에서 최대한 많은 보상을 받을 수 있도록 반복하여 정책을 개선한다. TD (Temporal Difference)는 학습한 Episode마다 실시간으로 업데이트하는 것으로 몬테카를로(Monte Carlo), 다이나믹 프로그래밍(Dynamic programming)의 특징을 조합한 방법을 말한다. 여기서 몬테카를로는 모델의 정보가 없더라도 에이전트의 행동을 통해 가치 함수 업데이트가 가능한 model-free이다. 하지만 한 Episode 종료 후에 도출된 값으로 시간에 따라 얻은 보상을 디스카운트하여 업데이트 한다. 즉, 하나의 Episode가 종료되어야만 가치에 대한 평가가 진행된다. 한 Episode가 무한대일 수 있기에 이러한 몬테카를로의 방법으로는 한계가 존재한다. 이에 비해, 다이나믹 프로그래밍은 한 Episode가 종료되지 않더라도 그 당시에 발생하는 보상을 통해 가치함수를 업데이트 할 수 있다. 하지만 model-based 방법으로 모델의 정보 없이 업데이트가 불가능하다. 이러한 이유로 다이나믹 프로그래밍처럼 단

계마다 학습하며 한 Episode의 종료를 기다리지 않고 업데이트하며 몬테카를로와 같이 model-free한 방법인 TD가 개발되었다.

대표적인 강화학습 SARSA (State - Action - Reward - State - Action) 알고리즘은 행동 정책과 목표 정책을 같이하는 $S_t, A_t, R_t, S_{t+1}, A_{t+1}$ 을 통해 가치 함수를 업데이트한다. SARSA는 현재까지 찾은 policy π (optimal policy)에 의존한다. SARSA는 모든 Episode를 고려하지 않고 향상된 정책을 진행할 수 있다는 장점이 있다.

여기서 TD 예측에서 model-free 특성을 통해 action-value 기능과 ϵ -greedy 정책을 활용하면 SARSA가 된다. SARSA의 기본 식은 다음과 같다.

$$Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \alpha(R_{t+1} + \gamma Q(S_{t+1}, A_{t+1}) - Q(S_t, A_t)) \quad (1)$$

SARSA 알고리즘은 식 그대로 SARSA라고 한다. 현재의 state, action (S, A)을 통해 습득한 Reward (R), 다음 state, action (S', A') 식을 업데이트한다. 여기서 α 는 learning rate, γ 는 discount factor를 의미한다. 해당 알고리즘은 ϵ -greedy하게 모든 행동을 평가한다. ϵ -greedy는 행동을 무작위로 선택하는 확률이다. 낮은 보상 점수를 받는 자리는 멀게 학습한다. 특히, 강화학습에서 자주 쓰이는 알고리즘인 Q-learning과 비교하면 다음 행동을 결정하는 단계를 선정 시 소개된 SARSA 알고리즘 달리 현재까지 업데이트 된 π 와 연관 없이 선택한다. Q-learning은 다음 식 (2)와 같다.

$$Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \alpha(R_{t+1} + \gamma \max_a Q(S_{t+1}, a) - Q(S_t, A_t)) \quad (2)$$

Sutton²⁰⁾은 Start에서 Goal까지 Cliff를 피해 최적 경로를 찾는 알고리즘으로 SARSA와 Q-learning 알고리즘을 비교하였다(Fig. 2). 연구 결과, Q-learning 알고리즘은 최단 거리를 제안하였고, SARSA는 보다 안전한 경로를 제안하였다. 위 연구에 착안하여 본 연구에서는 대피자 위치(Start)부터 피난구(Goal)까지 불(Cliff)을 피해 안전한 대피 경로를 찾기 위해 SARSA 알고리즘을 활용하였다.

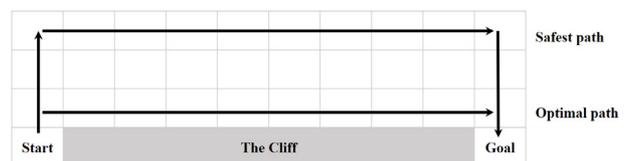


Fig. 2. SARSA algorithm vs Q-learning algorithm.

3. 케이스 스터디 방법론

3.1 대상 건물 및 화재 상황

대상 건물은 서울의 Y 대학교에 위치해 있다. 이 건물은 네 건물이 연결되어 복잡한 구조를 이루고 있다. Fig. 3은 대상 건물의 5층 평면도이다. 본 연구에서는 평면도에서 가장 왼쪽 부분을 모델링했다. 총 두 개의 비상계단(③과 ④)과 하나의 엘리베이터(⑤)가 설치되어 있으며, ①에는 화재감지기가, ②에는 재실 감지용 비콘이 설치되어 있다.

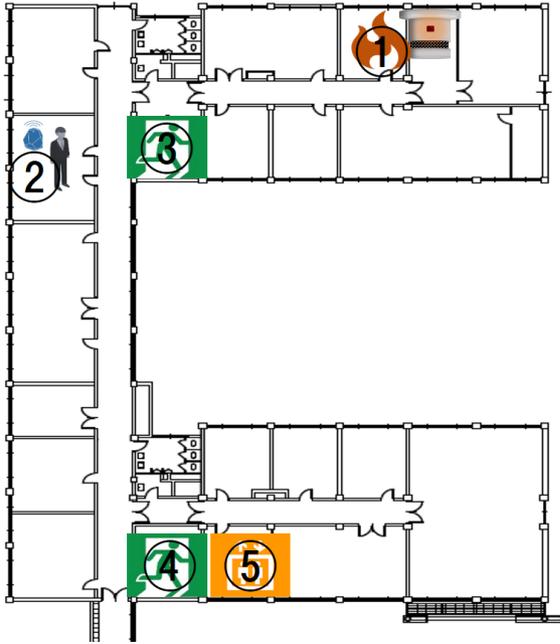


Fig. 3. Experiment setting.

본 케이스 스터디에서 가정된 화재 상황은 다음과 같다. Fig. 3에서 화재는 ①에서 발생했으며, 대피자는 ②에 있는 것으로 가정했다. 이때 대피자가 화재 위치를 알 수 없다면 먼 비상계단(④)이 아닌 가까운 비상계단(③)으로 대피할 확률이 높다. 일반적으로 대피자의 보행 속도가 빠르고 화재 확산 속도가 느리면 비상계단(③)은 최적의 피난구가 될 수 있다. 그러나, 비상계단(③)은 화재 발생 위치와 가까워, 인명 피해가 발생할 확률도 높다. 이런 상황에서 본 연구는 대피자의 보행 속도, 화재 확산 속도를 고려한 최적의 대피 경로를 도출해보고자 했다.

3.2 IoT 센서 및 강화학습 모델

센서의 데이터 전송 흐름은 Fig. 4와 같다. 본 연구에서 사용된 IoT 기반 화재감지기는 화재가 발생하면 화재감지기로 화재 유무 및 위치를 파악하고 화재 경보를 통해 주변 대피자에게 화재 발생을 알린다. 본 연구에서는 실제 화재 연기를 구현하지는 않았으며, 화재 상황을 가정하고 화재 감지기의 수동 감지 버튼을 눌러(화재 발생) 실험을 진행하였다. 이에 따라, 화재감지기의 위치가 SmartThings 앱을 통해 IoT 클라우드 환경인 ThingSpeak에 저장됐다. 서버 PC는 화재감지기의 위치를 읽고, 화재 발생 위치로 가정하여 최적 경로에 도출에 이용했다.

비콘은 대피자의 위치 감지에 활용되었다. 화재감지기가 작동된 직후 대피자의 모바일 기기와 연결된 비콘의 위치가 서버 PC로 전달됐다. 서버 PC는 사전 정의된 비콘의 위치를 대피자의 위치로 인식하여 강화학습에 활용했다.

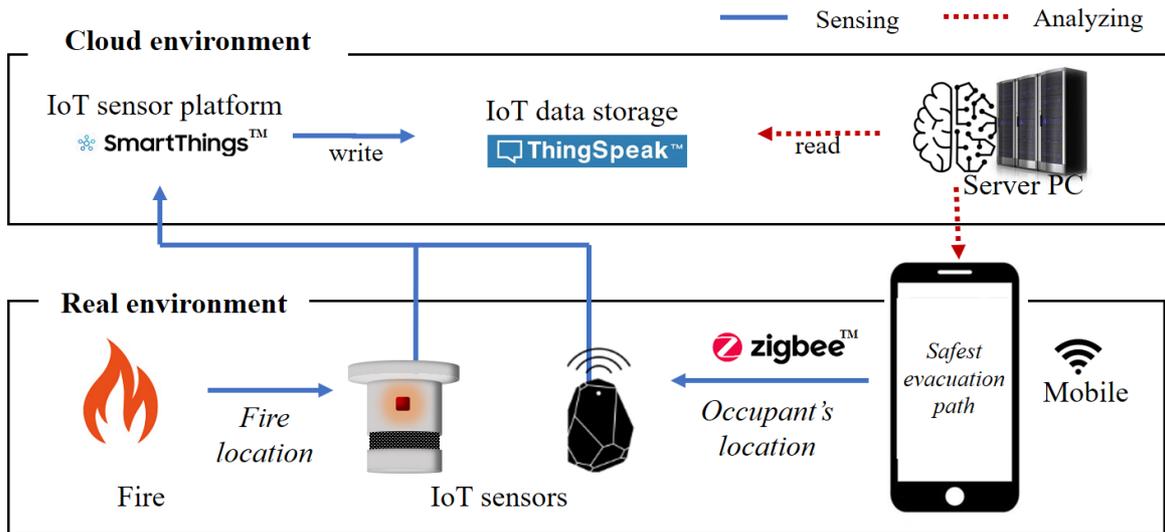


Fig. 4. Flow of IoT sensors.

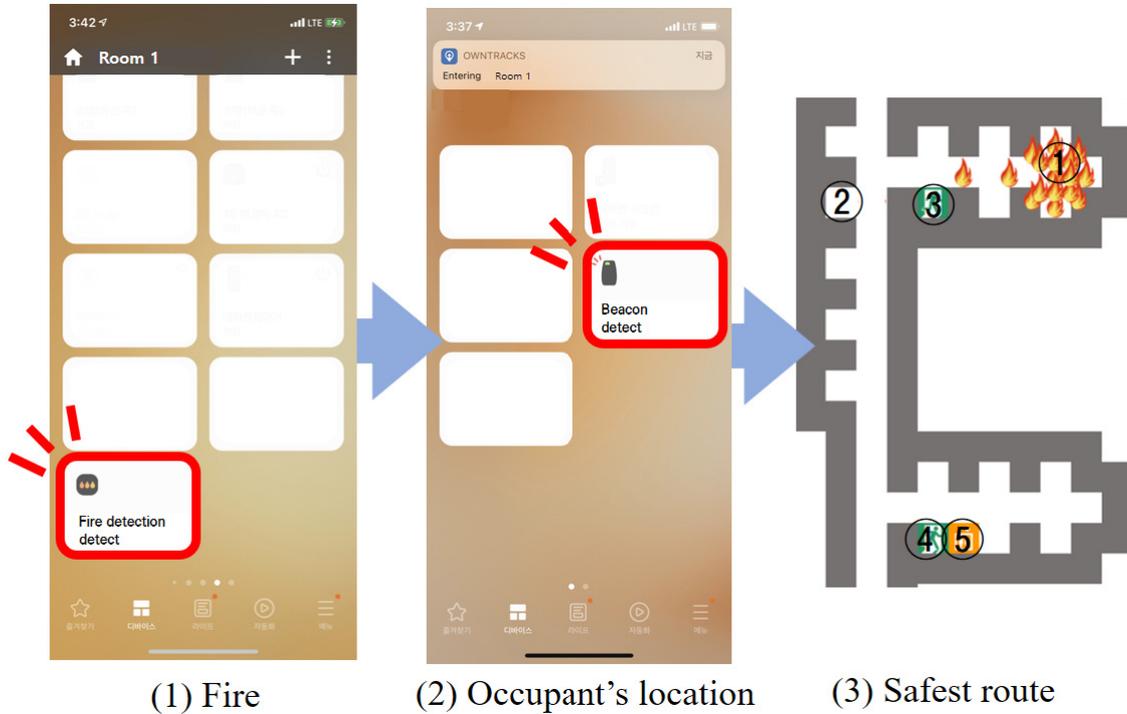


Fig. 5. Mobile screen and reinforcement learning implementation.

본 연구에서는 화재감지기로 Heiman에서 개발된 Smart Smoke Sensor를, 비콘으로 ibeacon E2을 사용했다. 비콘의 감지 속도는 100 ms로, 감지 반경은 -30 dBm, 2 m로 설정하였다.

강화학습 모델은 Python을 활용하여 구현했으며 강화학습 알고리즘으로 SARSA를 사용했다. 또한, GUI를 위해 tkinter를 사용하였다. ϵ -greedy 0.9, Episode는 500, reward decay는 0.9, learning rate 0.01로 입력했다. Reward는 아래와 같이 설정했다.

- 목적지(비상구) 도달 : 30
- 벽 도달 : -1
- 불 도달 : -100
- 이외 공간 : 0

Agent가 비상구, 벽, 불 등 reward가 설정된 공간에 도달하면 Episode가 종료된다. 이에 따라 agent를 처음 위치로 되돌리고 reward를 0으로 재설정되도록 하였다. Agent가 비상구인 최종 위치에 도달하면 가장 높은 보상으로 30을 주었다. 이는 보상이 가장 높게 도출된 경로 중 가장 최단 거리를 최종 안전 경로로 학습하게 하기 위함이다.

본 연구에서 사용된 PC는 Window 10, Intel(R) Core(TM) i7-7700 CPU @ 3.60GHz 3.60 GHz, 64 GB ram의 성능을 지닌다. 이 PC로 최적 경로 도출에 필요한 500 episode를 실행하는데 약 1분 30초가 소요되었

다. 경로 도출 시간은 PC의 성능에 크게 영향을 받는다. 만약 고성능 PC를 사용하면 수초 이내의 단기간에 안전 경로를 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

Fig. 5에서 첫 번째, 두 번째 그림은 화재 발생 시 화재감지기와 비콘이 활성화된 모바일 어플(SmartThings) 화면을 나타냈다. 활성화된 화재감지기와 비콘은 각각 화재의 위치, 대피자의 위치로 강화학습 입력 데이터로 활용됐다. 세 번째 그림은 입력 데이터를 반영하여 대상 건물과 화재 상황이 강화학습 환경에서 구현된 결과이다. 본 연구에서는 최적 경로 탐색에 용이하도록 대상 건물을 간단하게 표현했다. Fig. 3에서 설명한 바와 같이, Fig. 5에서도 ① 위치에서 화재 발생을 가정하였고 ②에 대피자 현재 위치, ③-④ 비상계단, 그리고 ⑤ 엘리베이터 위치를 표현하였다.

3.3 케이스 구분

화재 시 최적 대피 경로는 화재의 확산 속도, 보행 조건 등에 따라 크게 달라질 수 있다. 본 연구에서는

Table 1. Case study

	Pedestrian speed	Wheel speed	
		0.5 m/s	1.0 m/s
Flame speed	0.5 m/s	Case 1	Case 2
	1.0 m/s		Case 3

보행 조건에 따라 세 가지의 케이스로 나누고 케이스 별 두 가지의 확산 속도로 나누어 스테디를 진행하였다. 자세한 조건은 Table 1에 나타났다.

건물 내 화재 확산 속도는 건물의 구조, 자재 특성에 따라 다르다. 소방안전관리론에 따르면 일반적으로 화염의 수평 연기 유동 속도는 약 0.5~1 m/s이다. 본 연구에서는 화재 확산 속도를 0.5 m/s, 1 m/s로 구분했다.

한편, 보행 조건은 다음과 같이 구분했다. (1) 계단 이동이 가능한 대피자, (2) 계단 이동이 어려운 휠체어 사용자, 계단 이용이 가능한 대피자의 경우 화재 발생 시 성인 기준으로 보행 속도는 약 1.0 m/s로 나타난다⁹⁾. 그러나, 계단 이동이 가능하더라도 장애를 가진 보행자는 속도가 느릴 수 있다. 선행 연구²¹⁾에 따르면 뇌성마비 장애를 가진 보행자의 속도는 0.64 m/s로 일반 성인 기준에 못 미쳤다. 한편, 전동 휠체어를 탄 보행자는 0.86 m/s, 일반 휠체어를 탄 보행자는 0.71 m/s로 나타났다. 본 연구에서는 선행 연구를 고려하여 계단 이용이 가능한 대피자의 보행 속도는 0.5, 1.0 m/s로 계단 이용이 어려운 휠체어 사용자의 속도는 0.5 m/s로 가정했다. 본 연구에서 대피자는 한 명으로 가정했으며 케이스 1과 케이스 2에서 대피자는 화재 상황에서 계단을 이용하고 케이스 3에서 계단 이용이 어려운 대피자는 반드시 엘리베이터를 사용한다고 가정했다. 본 연구는 제한된 상황에서 나온 결론으로 모든 상황에 적용된 결과 아님을 시사한다.

4. 케이스 스테디 결과

4.1 케이스 1 보행 속도 0.5 m/s

케이스 1은 계단 이용이 가능한 대피자의 보행 속도가 0.5 m/s이고 화재 확산 속도가 0.5, 1.0 m/s인 경우이다. 강화학습으로 최적 대피 경로를 도출한 결과는 Fig. 6과 같다. 최적 경로는 대피자가 있는 위치에서 비상구까지 초록색 원형으로 표현하였다. 실제 거리를 반영하여 하나의 원형에서 다른 주변 하나의 원형까지 거리를 2 m로 설정하였다. 표현된 원형은 대피자 위치에서 피난구까지의 경로와 거리 (m)를 간략히 알기 위해 표현하였다. 이를 고려하여 총 대피 경로의 실제 거리는 Table 2에 나타내었다. 화재 확산 속도가 0.5 m/s일 때, 최적 경로는 총 15개의 원형(=30 m)으로 화재가 발생한 위치에서 30 m 떨어진 먼 비상구가 최종 도착지로 탐색되었다. 화재 발생 위치에서 가장 가까운 비상구까지의 거리는 12 m이며 이는 대피자의 위치에서 비상구까지의 거리와 같다. 따라서, 화재 확산 속도와 보행 속도가 같은 경우 화염과 대피자가 접촉할 위험

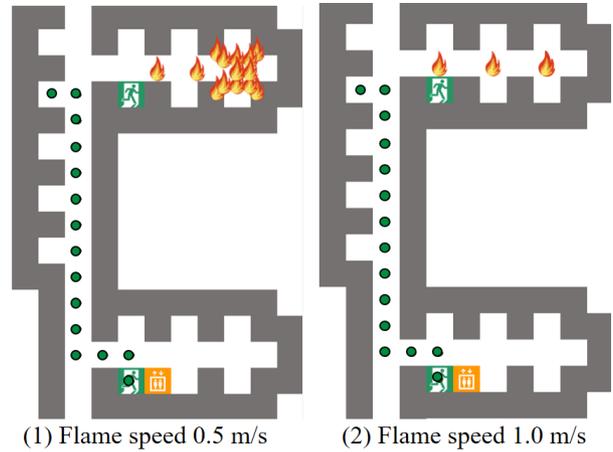


Fig. 6. Pedestrian speed 0.5 m/s optimal path.

Table 2. Pedestrian speed 0.5 m/s results

	Pedestrian	Flame speed	
		0.5 m/s	1.0 m/s
	0.5 m/s	30 m	30 m

이 있다. 이러한 이유로 가장 가까운 피난구가 최적 대피 경로에서 제외된 것으로 판단된다.

한편, 화재 확산 속도가 1.0 m/s일 때, 총 15개로 표현되어 있으며 화재 확산 속도가 0.5 m/s일 때와 같은 결과가 나타났다. 결과적으로, 보행 속도에 관계없이 두 케이스 모두 대피 거리가 30 m로 나타났다. 이를 통하여 대피자의 보행 속도가 0.5 m/s일 때, 다시 말해 보행자의 보행 속도가 느린 대피자는 돌아가지만 안전한 경로로 제안하는 것을 알 수 있었다.

4.2 케이스 2 보행 속도 1.0 m/s

케이스 2은 계단 이용이 가능한 대피자의 보행 속도가 1.0 m/s이고 화재 확산 속도가 0.5, 1.0 m/s인 경우이다. 케이스 2의 강화학습 결과는 Fig. 7과 같다. 화재 확산 속도가 0.5 m/s일 때, 화재가 발생한 위치에서 가까운 비상구를 최종 목적지로 탐색했다. 한편, 화재 확산 속도가 1.0 m/s일 때는 화재 확산 속도가 0.5 m/s일 때와 다른 결과가 도출되었다. 실제 거리 대피 경로 거리는 Table 3에 나타내었다. 화재 확산 속도가 0.5 m/s일 때 강화학습 모델은 최적 대피 경로로 화재 발생 위치에서 가장 가까운 비상구를 제안했다. 최적 대피 경로의 거리는 12 m로 나타났다. 화재 확산 속도가 1.0 m/s이면 대피 경로의 거리는 30 m로 나타났다. 이를 통하여 대피자의 보행 속도가 1.0 m/s일 때, 즉 일반적인 대피자의 경우 화재 확산 속도에 따라 합리적인 경로를 제안하는 것을 확인 할 수 있었다. 대피자의 보행

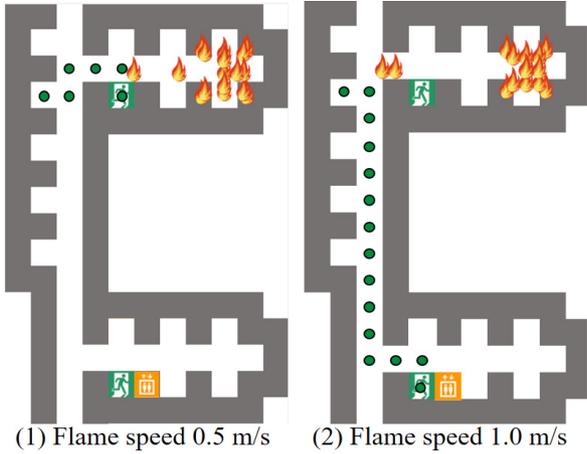


Fig. 7. Pedestrian speed 1.0 m/s optimal path.

Table 3. Pedestrian speed 1.0 m/s results

		Flame speed	
		0.5 m/s	1.0 m/s
Pedestrian speed	1.0 m/s	12 m	30 m

속도가 화재의 확산 속도에 비해 빠르고, 화염 또는 연기를 마주치지 않고 지나갈 수 있는 경우에 강화학습 모델은 가장 빠른 경로를 도출했다. 그러나 화재의 속도가 빠른 경우에는 화재를 피하는 방향으로 보다 안전한 경로를 제공했다. 이 같은 결과는 화재의 확산 속도와 대피자의 보행 속도에 따라 최적 경로가 달라질 수 있음을 시사한다.

4.3 케이스 3 보행 속도 0.5 m/s (휠체어 사용)

케이스 3은 휠체어를 사용하고, 화재 확산 속도가 0.5, 1.0 m/s 인 경우이다. 케이스 1과는 보행 속도가 0.5 m/s로 같지만 계단을 이용할 수 없다는 차이점이 있다. 케이스 1, 2와 다르게 최적 경로는 대피자의 위치에서 엘리베이터까지 노란색 원형으로 표현하였다. 케이스 3의 강화학습 결과는 Fig. 8과 같다. 화재 확산 속도가 0.5 m/s, 1.0 m/s일 때, 최단거리가 아닌 화재가 발생한 위치와 먼 엘리베이터로 모두 탐색되었다. 총 대피 경로 거리는 Table 4에 나타내었다. 화재 확산 속도와 관계없이 모두 대피 거리가 32 m로 나타났다. 휠체어 사용 시 피난 경로를 엘리베이터로만 설정했기 때문에 대피 거리는 유의미하지 않다. 다만, 케이스 3의 결과는 대피자의 보행 조건에 따라 최적의 대피 경로가 다르게 제공될 수 있음을 시사한다.

4.4 논의

케이스 별 결과는 Fig. 9에 나타내었다. 케이스 1의

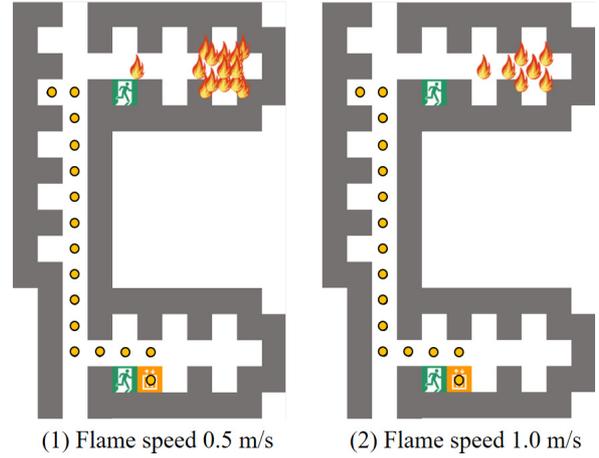


Fig. 8. Safest path for wheelchair use.

Table 4. Pedestrian speed 0.5 m/s results (with wheel chair)

		Flame speed	
		0.5 m/s	1.0 m/s
Pedestrian	0.5 m/s	32 m	32 m

경우 화재 확산 속도와 관계 없이 같은 대피 경로가 도출됐다. 제안된 피난 경로의 거리는 30 m로 나타났다. 이는 모델링된 보행 속도에서는 모두 화재 위치에 가까운 피난구로 가면 화재 피해를 입을 수 있다는 것을 의미한다. 케이스 2의 경우는 화재 속도별로 다른 결과가 나타났다. 피난 경로의 거리는 화재 확산 속도가 0.5 m/s일 때 12 m, 1.0 m/s일 때 30 m였다. 이는 해당 모델링된 환경에서 화재 확산 속도가 0.5 m/s일 경우 가장 가까운 비상구에 도착하여도 화재 피해를 받지 않음을 의미한다. 마지막 케이스 3의 경우 화재 속도별 같은 결과가 나타났다. 케이스 1과 보행 속도는 같지만 계단을 이용할 수 없는 조건이므로 다른 경로를 제안하는 결과 값이 나타났다. 이는 보행 속도가 같아도 보행 조건이 다르면 다른 경로가 나타날 수 있음을 의미한다.

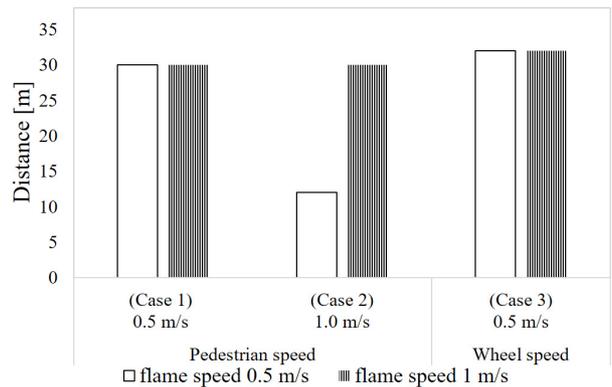


Fig. 9. Results.

5. 결론

본 연구는 건물 내 화재 발생 시 발생 위치와 대피자의 위치를 IoT 센서를 통해 실시간으로 화재 위치, 대피자 위치를 파악하고 화재 확산 속도와 대피자의 보행 조건별 최적 대피 경로를 탐색하는 기술을 제안하였다. 본 연구의 결과를 요약하면 다음과 같다.

(1) 최근 활용되고 있는 화재 감지 센서와 비콘을 통해 실시간 화재 발생 위치와 대피자의 위치 정보를 수집할 수 있다. 또한, 자동으로 IoT 센서 플랫폼, 클라우드 환경을 통해 수집된 데이터를 실시간 안전 대피 경로 탐색에 활용할 수 있다.

(2) 강화학습 모델 구현 시 화재 및 대피자의 위치를 고려하면 보행자 위치별 최적의 대피 경로를 도출할 수 있다. 또한, 화재 속도와 보행자 속도에 따라 안전 대피 경로의 길이가 최대 18 m 차이 났다. 또한, 같은 화재 확산 속도, 보행 속도에서도 보행 조건(휠체어)에서는 다른 경로가 도출됐다. 이 같은 결과는 조건에 따른 안전 대피 경로를 도출할 때 화재 확산 속도, 대피자의 보행 속도 뿐만 아니라 보행 조건 또한 중요한 요소가 될 수 있음을 의미한다.

본 연구는 몇몇 한계를 지닌다. 첫째, 본 연구에서는 화재 확산 속도 및 보행 속도를 일정한 값으로 설정했다. 실제 화재의 확산 속도는 건물의 특성(구조별, 사용 자재별)에 따라 달라질 수 있다. 보행속도 역시 개인의 피난 행동 또는 피난 위치에 따라 달라질 수 있다. 따라서 향후에는 화재 확산 속도 및 보행 속도를 동적으로 설정하여 강화학습 모델에 반영할 필요가 있다. 두 번째로, 본 연구는 강화학습 모델을 통해 안전 대피 경로를 도출했으나 최종 경로를 대피자가 볼 수 있는 모바일 기기로 전송하는 단계까지는 나아가지 못하였다. 화재는 대피자를 극도로 불안하게 만들 수 있기 때문에 대피자가 최적 안전 대피 경로를 침착하게 확인할 수 있도록 보다 직관적인 앱, 웹 페이지의 디자인이 향후 연구되어야 할 필요가 있다. 마지막으로 본 연구에서는 간략화된 케이스 스터디로 인해 강화학습 모델의 특징 및 장점이 부각되지 않았다. 추후 연구에서는 보다 실제와 유사한 환경(많은 센서, 넓은 공간, 피난 인원 수)에서 강화학습 모델의 효과를 증명해보고자 한다.

위와 같은 한계가 있음에도 불구하고, 본 연구는 최신 ICT 기술을 접목하여 가까운 미래에도 적용 가능한 안전 대피 방안을 제시했다는 점에서 가치가 있다. 본 연구의 결과가 향후 예측하지 못한 재난 발생 시 대피 과정에서 발생하는 피해를 감소시키는 데 기여하기를

바라며, 더 많은 ICT 기술이 발전하여 안전 분야에 적용되기를 기대한다.

Acknowledgment: This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education.(NRF-2021R1A6A3A13044684)

References

- 1) Y. Feng, D. Duives, W. Daamen and S. Hoogendoorn, "Data Collection Methods for Studying Pedestrian Behaviour: A Systematic Review", *Building and Environment*, Vol. 187, 107329, 2021.
- 2) K. Fridolf, E. Ronchi, D. Nilsson and H. Frantzich, "Movement Speed and Exit Choice in Smoke-filled Rail Tunnels", *Fire Safety Journal*, Vol. 59, pp. 8-21, 2013.
- 3) E. R. Galea, H. Xie, S. Deere, D. Cooney and L. Filippidis, "Evaluating the Effectiveness of an Improved Active Dynamic Signage System using Full Scale Evacuation Trials", *Fire Safety Journal*, Vol. 91, pp. 908-917, 2017.
- 4) H. Frantzich, "Occupant Behaviour and Response Time, In: 2nd International Symposium on Human Behaviour in Fire", *Interscience Communications*, pp. 159-165, 2001.
- 5) M. Kobes, I. Helsloot, B. De Vries, J.G. Post, N. Oberijé and K. Groenewegen, "Way Finding during Fire Evacuation; An Analysis of Unannounced Fire Drills in a Hotel at Night", *Building and Environment*, Vol. 45, No. 3, pp. 537-548, 2010.
- 6) M. Ouellette, "Visibility of Exit Signs", *Institute for Research in Construction, National Research Council of Canada*, 1993.
- 7) J. Yoon, Y. Jin, S. Park and H. Lee, "Customized Evacuation Pathfinding through WSN-Based Monitoring in Fire Scenarios", Vol. 41, No. 11, pp. 1661-1670, 2016.
- 8) J. Choi and S. Shin, "Proposal for Evacuee Guidance of Cloud-based Elevator System in Emergency Situation", *The Journal of The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol. 15, No. 1, pp. 25-28, 2015.
- 9) H. Kim, "A Study of Evacuation Route Guidance System using Location-based Information", *Journal of Korea Academia-Industrial Cooperation Society*, Vol. 18, No. 9, pp. 18-23, 2017.
- 10) S. Lee, T. Kim, S. Hong, J. Kim and J. Kim, "A Study on Fire Evacuation Guidance System using Indoor Spatial Information from Beacon", *Journal of Korean Institute of*

- Building Information Modeling, Vol. 6, No. 3, pp. 15-23, 2016.
- 11) M. Choi and S. Chi, "Optimal Route Selection Model for Fire Evacuations based on Hazard Prediction Data", Simulation Modelling Practice and Theory, Vol. 94, pp. 321-333, 2019.
 - 12) M. -S. Pan, C. -H. Tsai and Y. -C. Tseng, "Emergency Guiding and Monitoring Applications in Indoor 3D Environments by Wireless Sensor Networks", International Journal of Sensor Networks, Vol. 1 No. 1-2, pp. 2-10, 2006.
 - 13) Y. -C. Tseng, M. -S. Pan and Y. -Y. Tsai, "Wireless Sensor Networks for Emergency Navigation", Computer, Vol. 39, No. 7, pp. 55-62, 2006.
 - 14) Y. Inoue, A. Sashima, T. Ikeda and K. Kurumatani, "Indoor Emergency Evacuation Service on Autonomous Navigation System using Mobile Phone", In: 2008 Second International Symposium on Universal Communication, IEEE, pp. 79-85, 2008.
 - 15) H. Jiang, "Mobile Fire Evacuation System for Large Public Buildings based on Artificial Intelligence and IoT", IEEE Access, Vol. 7, pp. 64101-64109, 2019.
 - 16) M. Lijding, "Smart Sings Show You the Way", I./O Vivat, Vol. 22, pp. 35-38, 2007.
 - 17) H. Jiang, "Mobile Fire Evacuation System for Large Public Buildings based on Artificial Intelligence and IoT", IEEE Access, Vol. 7, pp. 64101-64109, 2019.
 - 18) T. Jung, "A Study for Evacuation Assistance to Vulnerable People by MAS Based Evacuation Simulation", J. Korean Soc. Saf., Vol. 32, No. 1, pp. 121-127.
 - 19) J. Lee, "A Experimental Research on Stair Ascent Evacuation Support for Vulnerable People", J. Korean Soc. Saf., Vol. 34, No. 1, pp. 90-97.
 - 20) R. S. Sutton, A. G. Barto, "Reinforcement learning: An Introduction", MIT press, 2018.
 - 21) E. Kim, J. Park, Y. Kwon, I. Kim and M. Kim, "A Study on Walking Speed of the Disabled People by Cerebral Palsy in Welfare Center", Korean Institute of Fire Science & Engineering, pp. 328-333, 2011.