

마스터/슬레이브 아키텍처 그리드 분석을 이용한 군중 밀집도 분석 서비스 설계

이동훈, 이성륜, 신문선
건국대학교 컴퓨터공학과
e-mail: day1haru@gmail.com

Design of a Crowd Density Analysis Service Using Grid-Based on Master/Slave Architecture

Dong-Hun Lee, Seong-Ryun Lee, Moon-Sun Shin
Dept. of Computer Engineering, Konkuk University

요약

본 논문에서는 대규모 군중 밀집 사고의 재발을 막기 위한 모니터링 분석 시스템을 제안한다. 기존의 군중 밀집 실시간 모니터링 시스템이 센서나 장비 설치의 제약으로 적용 범위가 제한되어 이를 보완하기 위해 기존 인프라를 활용한 군중 밀집도 예측 및 감지 기술을 적용하였다. 본 설계는 Master-Slave 아키텍처 기반의 다중 카메라 시스템을 설계하여 추가 센서 없이 실시간 군중 밀집도를 분석하고 밀집 기준치에 따른 4단계 경고를 도입하였다. 이는 대규모 인파 사고 예방에 실용적이고 적용 가능성이 높을 것으로 기대된다.

1. 서론

코로나19 팬데믹으로 인해 전 세계는 약 3년 동안 전염병 확산을 막기 위한 강력한 방역 정책을 시행했다. 필수적인 사회 시스템 유지를 위한 외출은 제한적으로 허용되었으나, 콘서트나 행사와 같은 비필수 대규모 활동은 전면 금지되었다. 이후, 코로나19 상황이 진정 국면에 접어들고 사회적 거리 두기가 단계적 일상 회복으로 전환되면서 외출에 대한 제한이 점진적으로 해제되었고 이와 함께 다양한 문화 행사가 재개되었다. 장기간 제한되었던 일상을 정상화(Normalization)하는 과정에서 제한된 외부 활동으로 인해 누적되어 있던 심리적 반발(Psychological Reactance)은 많은 사람을 외부로 나오게 하였다.

코로나로 인해 중단되었던 사회 활동이 회복됨에 따라 발생할 수 있는 대규모 사고를 예방할 대책은 충분하지 않았다. 사회 질서와 안전을 유지하기 위한 시스템 구축이 다시 필요했으나 기존의 시스템은 추가적인 센서와 장비 등을 필요로 하여 많은 곳에 적용하기 어려웠고, 사고 예방에 대한 부족한 준비는 결과적으로 이태원 압사 사고(Seoul Halloween Crowd Crush)를 초래했다. 이 사고는 158명의 사망자와 196명의 부상자를 낳았으며, 사전에 경고하거나 예측할 수 있는 시스템이 부족했음을 보여주었다. 이러한 상황을 계기로, 대규모 인파 사고(Crowd Crushes)를 예방하기 위한

사회 안전망 구축에 대한 관심이 높아졌으며 본 연구에서는 기존의 CCTV등과 같은 인프라를 활용하여 군중밀집도를 계산하고 사전에 예측 및 경고할 수 있는 서비스를 설계하였다.

2. 군중 밀집과 유체화 현상

2.1 군중 유체화

군중 유체화는 사람들이 매우 밀집된 상태에서 마치 유체처럼 움직이는 현상을 정의한다. 유체화로 인해 사고가 발생하는 과정은 다음과 같이 진행된다. 먼저, 밀집된 집단에서 서로에게 압력을 가하면서 자리를 유지하며 이동하게 되는데, 이 상태에서 한 사람이 약간의 균형을 잃어 비어있는 공간을 만들면, 그 공간을 다른 사람들이 메우는 상황을 반복하게 된다. 이러한 과정은 군중 내 여러 곳에서 동시에 발생할 수 있으며, 점진적으로 좁은 공간에 더 많은 사람이 밀집하게 되고 각 개인이 스스로 행동을 결정할 수 있는 공간이 점차 사라지게 된다. 이러한 과정이 계속되면 과밀 상태에 이르게 되며, 개인은 자신의 의지와 관계없이 액체처럼 밀려다니게 된다. 이때, 한 사람의 미끄러짐이나 외부에서 군중을 무너뜨리게 되는 충격이 발생하면 군중의 평형이 무너지며 수직 적층(Vertial Stacking)이나 수평 적층(Horizontal Stacking)이 발생하게 되는데 수직 적층으로 발생하는 압사 사고의 경우 군중 유체화에 의한 군중 붕괴(Crowd Collapse), 수평 적층으로

로 발생하는 신체적 손상의 경우 군중 압착(Crowd Crush)이라고 분류한다.

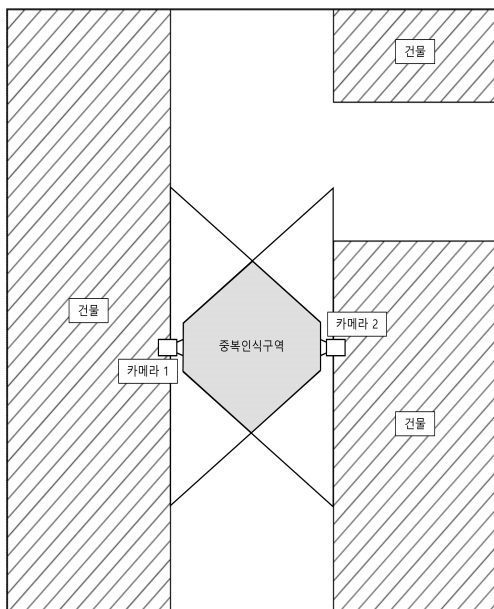
2.2 군중 밀집 임계

기존 연구에 따르면, 1㎡당 4명까지는 개인 공간이 침해되지 않고 이동 속도도 일정하게 유지되는 안정적인 상태로 볼 수 있다. 그러나 5명을 넘으면 군중의 이동 속도가 급격히 줄고 신체 접촉이 늘어나며, 6명 이상이 되면 자세를 유지하기 어려워지고 움직임에 대한 통제력을 잃기 쉬워 사고 위험이 심하게 증가한다. 국립과학수사연구원의 시뮬레이션 결과, 이태원 사고 당시 군중 밀집도는 1㎡당 약 9.07명에서 10.74명에 달했으며, 이는 6명이라는 통제 가능한 임계점을 훨씬 초과한 상태로 사고 발생 위험이 매우 큰 상황이었다.

3. 군중밀집도 서비스 시스템 설계

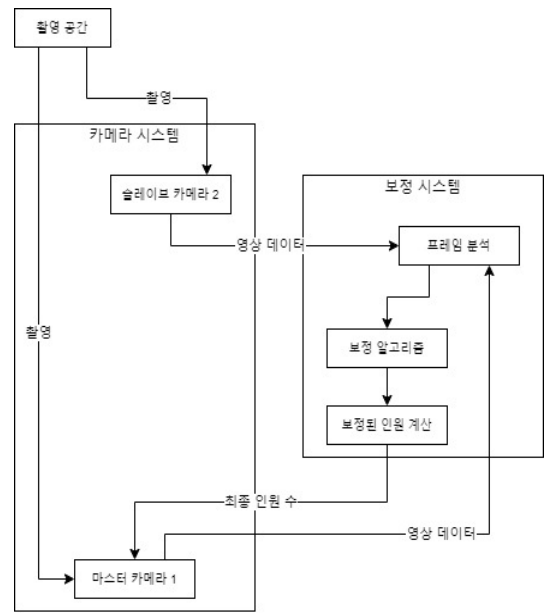
3.1 마스터/슬레이브 카메라 구조 설계

이 기법은 데이터베이스 기술에서 사용하는 Master/Slave 개념을 차용하여, 마스터 역할을 하는 카메라와 이를 보조하는 슬레이브 카메라를 사용하는 구조로 설계되었다. 모든 카메라는 지정된 위치에 고정된 상태로 운영된다는 가정하에, 마스터 카메라를 기준으로 장애물에 의해 가려진 부분을 반대 방향에서 비추는 슬레이브 카메라를 설치한다. 이후, 중복 인식 구역을 확인하여 수평이나 수직 각이 아닌 각도로 촬영할 경우, 중복되는 그리드를 별도로 맞추는 방식으로 보정한다.



[그림 1] 다중 카메라 설치 구조

일반적으로 슬레이브 카메라는 인식된 인원 수를 전송하며, 마스터 카메라와의 차이를 비교하여 오차를 보정한다. 특히 장애물로 인해 가려진 구역에서 슬레이브 카메라가 인식한 인원 수 데이터는 마스터 카메라로 전송되며, 이때 가려진 영역에 대한 가중치를 고려해 최종적으로 해당 구역의 인원 수를 산출한다. 해당 자료에서는 두 개의 카메라만 이용하여 설계를 진행하였으나 카메라 개수를 추가하게 되는 경우, 도로 중앙에 설치하여 기존 카메라들의 방향과 수직이 되도록 설치하여 설계를 더 정확하게 보정할 수 있다.



[그림 2] 화면 속 인원 수 분석 구조

각 카메라 별 구분된 그리드 내의 인원 수를 P 라고 정의하며, 특정 그리드의 인원 수는 $P_{x,y}$ 로 표현된다. 이때, 그리드를 중심으로 상하좌우 및 대각선에 위치한 다른 그리드에서 산출된 값을 가중치 w 를 적용해 보정하는 방식을 사용한다. 이러한 보정은 건물이나 장벽 같은 장애물로 인해 사람을 잘못 카운트하는 문제를 방지하기 위한 것이다. 개별 좌표 그리드별로 가중치를 부여하는 수식은 다음과 같다.

$$P_{x,y} = w_0P_{x,y} + w_1P_{(x+1,y)} + w_2P_{(x-1,y)} + w_3P_{(x,y+1)} + w_4P_{(x,y-1)} + w_5P_{(x+1,y+1)} + w_6P_{(x+1,y-1)} + w_7P_{(x-1,y+1)} + w_8P_{(x-1,y-1)}$$

P 는 실시간으로 변동하는 인원 수 이므로, 사용자가 직접 수정하는 값이 아니다. w 는 가중치로서, 주변 환경이나 건물의 유무, 장애물의 위치 등을 고려해 사용자가 설정해야 한다. 모든 가중치의 합이 1이 되도록 설정하며, 이 수식을 이용해 각 카메라가 비추는 모든 그리드의 인원 수를 계산한다.

장애물 합산치에 따른 가중치 계산의 경우, 카메라에 비추어지는 그리드의 가중치에서 면적에서 차지하는 비중을 계산하여 결정할 수 있다. 해당 과정을 진행한 다음, Master/Slave 구조를 통해 카메라 단위로 2차 보정을 수행한다. 카메라 간 동일한 그리드를 매칭하여 계산된 최종 인원 수는 N 으로 정의된다.

마스터 카메라를 제외한 슬레이브 카메라에 주어질 보정 계수는 cv 로 나타낸다. 마스터 카메라에서 측정된 인원 수에 슬레이브 카메라에서 측정된 인원 수와의 차이를 더해 최종 보정된 인원 수를 산출한다. 카메라가 2개인 경우 아래 수식을 이용하여 계산하며 카메라가 3개 이상이 되는 경우 추가적인 슬레이브 카메라의 인원 수에서 마스터 카메라의 인원 수를 뺀 뒤 보정 계수 cv 를 설정하여 계산할 수 있다.

$$N = N_{CamA_{x,y}} + cv_b(N_{CamB_{x,y}} - N_{CamA_{x,y}})$$

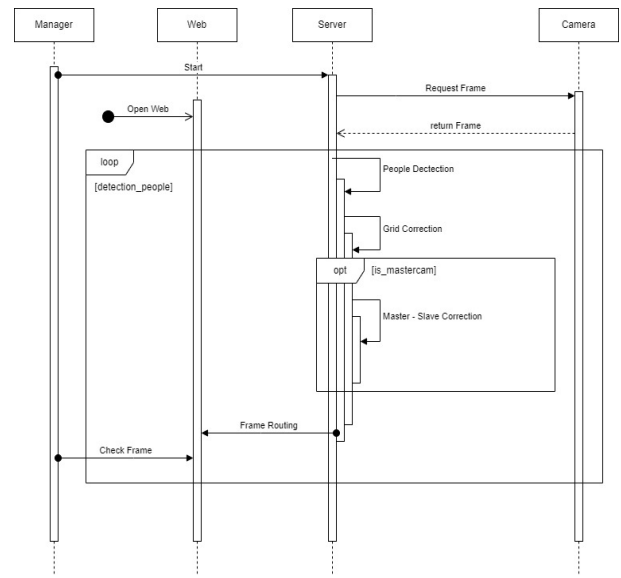
이 수식을 바탕으로 계산된 값을 그리드에 입력한 후, 공간 값을 포함하여 촬영 공간의 면적에 따른 임계 인원이 결정된다.

3.2 YOLO 모델 기반 구조 설계

사람의 수를 세기 위한 객체 인식 모델은 YOLOv5를 기반으로, 이미지나 비디오에서 사람의 머리를 인식해 군중의 수를 세는 기술이다. YOLO(You Only Look Once) 모델은 객체 탐지(Object Detection) 기술을 이용한 One-Stage 방식으로, 미디어 내 물체를 빠르고 정확하게 검출한다. 입력된 이미지를 동일한 크기의 그리드로 분할한 후, 각 그리드 셀에서 바운딩 박스(Bounding Box)와 해당 박스의 신뢰도 점수(Confidence Score)를 동시에 추정하여 객체의 종류를 탐지한다. 이후 NMS(Non-Maximum Suppression) 알고리즘을 사용해 객체가 존재할 확률이 낮은 부분을 제거하며, 객체성 점수(Objectness Score)와 바운딩 박스 간의 IoU(Intersection over Union) 값을 고려해 중복된 박스를 제거함으로써 최종적으로 객체를 인식한다.

YOLO 기반 탐지는 기존 R-CNN 모델들에 비해 성능이 다소 낮을 수 있지만, 매우 빠른 처리 속도를 제공해 실시간 탐지가 가능하다는 장점이 있어 실시간 영상 처리를 필요로 하는 해당 서비스에 적합하다. 시스템이 시작되면, 사용자는 서버에 카메라의 실시간 영상을 요청하고, 서버는 카메라에 프레임 전송을 요청한다. 카메라로부터 전송된 실시간 프레임은 YOLOv5 라이브러리를 통해 사람의 머리를 감지하고 객체 탐지 과정을 거쳐 환경 내 사람을 식별한다. 이 과정은 프레임 단위로 계속 이루어지며, 분석된 데이터는 마스터 카메라로 전송되어 OpenCV를 통해 사용자가 웹에서 실시간으로

확인할 수 있다. 전송된 프레임은 행렬 그리드로 나뉘어 각각 행렬 좌표가 할당되며, 실시간으로 좌표값을 입력하고 분석하여 웹으로 출력한다.



[그림 3] 시퀀스 다이어그램

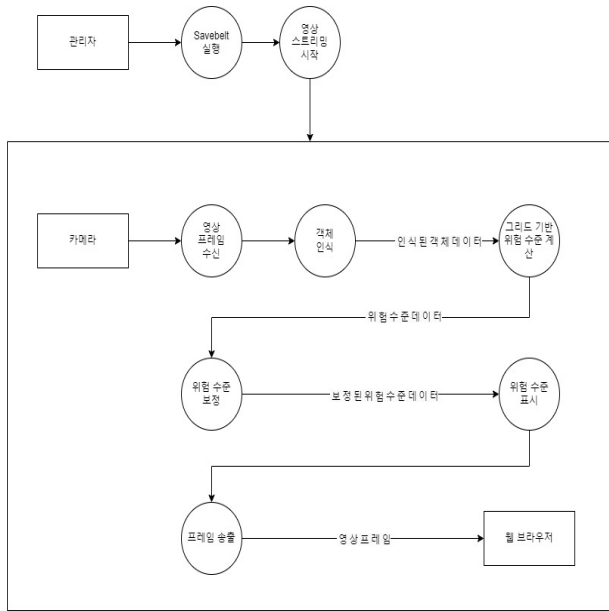
출력되는 영상은 원본이 아닌 보정된 영상으로, 예를 들어 마스터 카메라의 그리드 [1,1]이 슬레이브 카메라의 그리드 [5,6]과 동일한 공간을 비추는 경우, 마스터 카메라 [1,1]은 슬레이브 카메라 [5,6]의 값을 보정한 최종 값을 갖게 된다. 슬레이브 카메라는 다른 카메라로부터 보정되지 않은 1차 값을 출력하고, 마스터 카메라는 2차 보정을 거친 최종 밀집도를 출력한다. 각 그리드는 1m²당 최대 4명을 '안전', 5명일 경우 '관심', 6명은 '주의', 7명 이상은 '경고'로 판단하며, 이 네 가지 상태는 그리드에 반투명 색상을 적용하여 사용자가 직관적으로 시각화된 결과를 확인할 수 있도록 설계된다.

3.3 시스템 구성

시스템의 전체 흐름은 크게 관리자 제어 부분과 실시간 영상 처리 부분으로 나뉘며, 두 부분이 연동되어 하나의 통합 모니터링 플랫폼을 구성한다. 관리자는 시스템 시작 전에 설정 화면에서 파라미터를 조정한 후 영상 스트리밍을 시작할 수 있다. 영상 처리 단계에서는 설치된 카메라로부터 실시간으로 영상 프레임을 수신한 후, 전처리 과정을 통해 객체 인식이 가능한 형태로 변환된다. 이후, 딥러닝 기반 모델을 활용하여 객체를 인식하고, 그 객체들의 위치 정보와 전체 개수를 추출한다. 추출된 정보를 바탕으로 전체 면적과 그리드 기반의 위험 수준을 계산하며, 1차적으로 군중 밀집 상태를 분석한다.

이후, 분석의 정확도를 높이기 위해 마스터/슬레이브 구조

를 활용한 2차 보정 작업을 진행하여 최종적인 위험 수준 데이터를 산출한다. 이 데이터는 시각적 요소로 변환되어, 실시간 프레임과 통합된 형태로 웹 브라우저에 최종 화면과 수치로 출력된다. 이 시스템은 각 분석 및 보정 모듈이 실시간으로 처리되는 파이프라인 구조로 설계되어 있어, 분석 정확도를 높이고 세부적인 수치 지정이 가능하도록 구성되어 있다.



[그림 4] 데이터 플로우 다이어그램

4. 결론

본 논문에서는 군중 밀집 사고 예방을 위하여 군중 밀집도를 예측하고 경고하는 서비스를 설계하였고 간단한 테스트 작업을 진행하였다. LiDAR 센서와 같은 기술을 도입하지 않고, 기존 인프라인 CCTV를 활용함으로써, 실시간 처리 및 빠른 서비스를 목표로 설계되었다. Master-Slave 아키텍처 기반의 다중 카메라 데이터 분석을 통해 장애물에 가려진 영역까지 포함하여 인원수를 최대한 정확하게 추정하고 1-Stage 모델을 사용해 빠르고 효율적으로 실시간 밀집도를 평가하며, 4단계 경고 시스템을 통해 사용자가 직관적으로 시각화된 데이터를 실시간으로 확인할 수 있다.

다만 카메라만 사용하기 때문에 면적과 장애물 비율에 따른 보정 수치를 사용자가 직접 입력해야 하는 한계가 있으며, 시간대, 날씨, 조명 등의 다양한 환경적 요소에 보정 작업이 추가적인 제약사항으로 나타났다. 실제 서비스에 적용하기 위해서는 다양한 환경에서 성능 테스트를 통해 정확도를 높이고, 알고리즘 최적화를 통해 실용성을 개선이 필요한 것으로 확인되었다.

향후 연구를 통해 시스템의 한계점을 극복하고 다양한 테

스트 환경을 시험하여 신뢰성을 높이고 사용자가 직접 간섭하는 부분을 줄여 정확도를 높인다면 다양한 장소에서 발생할 수 있는 밀집 사고를 사전에 탐지하고 공공 안전을 보다 효과적으로 강화할 수 있을 것으로 기대되어 사회 전반 안전망 구축에 기여할 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] G. Keith Still, August 2000, 『Crowd Dynamics』, PhD thesis. University of Warwick, Retrieved from <https://www.gkstill.com/site-map.html>

[2] 왕순주, 2023년 3월, 『Safety in Mass Gathering: Basic Survey for Crowd Crush』, 한국방재안전학회논문집 2023 Vol.16, <https://journal.dssms.org/articles/xml/JLdb/>

[3] Leo Benedictus, "Hajj crush: how crowd disasters happen, and how they can be avoided", October 2015, <https://amp.theguardian.com/world/2015/oct/03/hajj-crush-how-crowd-disasters-happen-and-how-they-can-be-avoided>

[4] You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, Redmon et al., May, 2016

[5] 송정은, "폭 3.2m 이태원 골목 1㎡에 10.7명 뺨뺨...떠밀려다 넘어져", 2023년 1월, <https://yna.co.kr/view/AKR20230113042300004>

[6] 엄호식, "인파관리 솔루션으로 시민 안전 지켜요... AI 기반 군집 분석·관리 솔루션 진단", 2023년 12월, <https://boannews.com/media/view.asp?idx=124206>