논문 2025-4-12 http://dx.doi.org/10.29056/jsav.2025.12.12

객체 단위 픽셀 군집 분석 기반 메타버스 가상 공간 혼잡도 추정 방법

박병찬*, 장세영*, 김석윤*, 김영모*†

A Metavers Virtual Spaces Congestion Estimation Method for Based on Object-level Pixel Cluster Analysis

Byeong-Chan Park*, Se-Young Jang*, Seok-Yoon Kim*, Young-Mo Kim*†

요 약

메타버스 플랫폼의 이용자 증가에 따라 가상 공간 내 혼잡도를 실시간으로 모니터링하는 기술의 필요성이 더욱 커지고 있다. 기존의 혼잡도 추정 방식은 단순 이용자 수 집계나 위치 기반 밀도 계산에 의존하여, 실제 공간에서의 객체 분포나 배치 형태를 정확히 반영하지 못하는 한계를 가진다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 메타버스 환경에서 렌더링된 장면 이미지를 활용하여 객체 단위 픽셀 군집 분석을 기반으로 혼잡도를 산출하는 방법을 제안한다. 제안 방법은 객체 영역 추출, 전처리, 객체 점유 픽셀 군집 분석, 정량적 혼잡도 산출의 네 단계로 구성된다.

이러한 구성은 단순 인원 수가 아닌 객체 픽셀 점유 비율과 군집 밀도 분석을 통해 실제 체감 혼잡 수준을 보다 정확히 반영할 수 있다.

따라서 제안 방법은 메타버스 기반 교육, 공연, 전시, 회의 등 대규모 사용자 환경에서 사용자 경험 개선과 공간 관리 효율성 향상에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

The increasing number of users in metaverse platforms has heightened the need for real-time monitoring of congestion levels within virtual spaces. Conventional congestion estimation methods rely on simple user counts or location-based density calculations, which are limited in their ability to precisely reflect the actual spatial distribution and arrangement of objects. To address these limitations, this paper proposes a congestion estimation method based on object-level pixel cluster analysis using rendered scene images from metaverse environments. The proposed method consists of four stages: object region extraction, preprocessing, pixel-cluster-based analysis of occupied object areas, and quantitative congestion estimation. This approach enables more accurate reflection of perceived congestion levels by analyzing pixel occupancy ratios and clustering density rather than simple population counts. Therefore, the proposed method is expected to improve user experience and enhance spatial management efficiency in large-scale metaverse environments such as virtual education, performances, exhibitions, and conferences.

한글키워드 : 메타버스, 가상 공간, 혼잡도 추정, 픽셀 점유 밀도, 모니터링

keywords : Metaverse, Virtual Space, Congestion Estimation, Pixel Occupancy Density, Monitoring

* 숭실대학교 컴퓨터학과
† 교신저자: 김영모(email: ymkim828@ssu.ac.kr)

접수일자: 2025.12.01. 심사완료: 2025.12.08.
게재확정: 2025.12.20.

www.kci.go.kr

1. 서 론

메타버스 플랫폼의 빠른 성장으로 인해 다수의 이용자가 동시에 접속하여 상호작용하는 대규모 가상 공간이 보편화되고 있다. 이에 따라 가상 환경 내에서 발생할 수 있는 공간 혼잡 현상을 실시간으로 분석하고 관리하는 기술의 중요성이 크게 증가하고 있다. 혼잡도 증가는 사용자 이동 제한, 서비스 품질 저하, 몰입감 감소, 시스템 지연 등 다양한 문제를 유발하며, 이는 전체 서비스 만족도와 운영 효율성에 직접적인 영향을 미친다. 따라서 혼잡 상황을 조기에 감지하고 대응할 수 있는 신뢰성 높은 혼잡도 측정 기술이 필수적이다[1].

그러나 현재까지 널리 사용되는 혼잡도 산출 방식은 주로 단순 접속 인원 수나 특정 위치 기준의 밀도 계산에 기반하고 있으며, 실제 공간 내 객체들이 어떻게 배치되고 어느 정도의 시각적 점유를 발생시키는지를 정밀하게 반영하지 못하는 한계를 지닌다. 동일한 인원이 존재하더라도 객체가 특정 구역에 편중되거나 좁은 영역에 집중된 경우 체감 혼잡 수준은 크게 달라질 수 있다. 이는 기존 방식이 단순 정량적 지표 중심이기 때문에 시각적 혼잡과 공간적 배치 변화를 해석하는 데 제한적이라는 점을 보여준다[2].

이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 메타버스 환경에서 렌더링된 장면 이미지를 활용하여 객체 단위 픽셀 군집 분석(Object-level Pixel Cluster Analysis) 기반으로 혼잡도를 측정하는 방법을 제안한다. 제안 방법은 객체 영역 추출, 전처리, 픽셀 단위의 객체 점유 영역 분석, 정량적 혼잡도 계산의 네 단계로 구성되며, 단순 인원 집계 대신 객체 픽셀 점유 비율과 군집 밀도 정보를 활용하여 실제 시각적 혼잡 수준을 정량화한다. 이를 통해 보다 현실적인 혼잡 해석과 공간 운영 의사결정 지원이 가능해진다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구로 기존 혼잡 분석 방식 및 시사점을 도출한다. 3장에서는 본 논문에서 제한하는 메타버스 공간 객체 단위 픽셀 군집 분석 기반 혼잡도 추정 방법을 기술하다. 4장에서는 실험 및 결과를 보고 5장에서 결론으로 마무리 한다.

2. 관련 연구

2.1 인원 기반 & 위치 기반 방식

과거 많은 혼잡도/밀도 분석 연구는 단순히 공간 내 접속자 수(count-based) 또는 위치 좌표 데이터를 활용한 밀도 계산 방식[3, 4]이며, 그림 1과 같다.

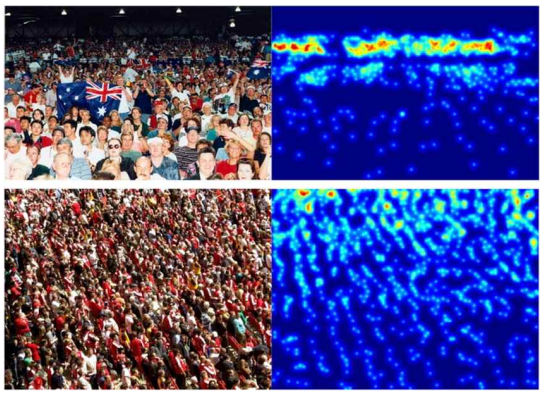

그림 1. 군중 이미지와 혼잡 밀도 맵 비교 예시
Fig. 1. Comparison of Crowd Images and Congestion Density Maps

이러한 방식은 구현이 간단하고 리소스 부담이 적다는 장점이 있었다. 하지만 동일한 인원이라도 공간 내에 흩어져 있거나, 반대로 한군데 밀집해 있을 때의 시각적 밀집감이나 체감 혼잡도 차이를 반영하지 못한다는 근본적인 한계를 가진다.

www.kci.go.kr

2.2 영상/이미지 기반 혼잡 분석

최근에는 이미지 또는 CCTV 영상 등을 활용해, 객체 탐지(Object Detection) 또는 세그멘테이션과 함께 밀도 맵(density map)을 생성하여 군중의 밀집도를 시각화하고 정량화하는 연구[5-7]가 활발하며, 그림 2와 같다.

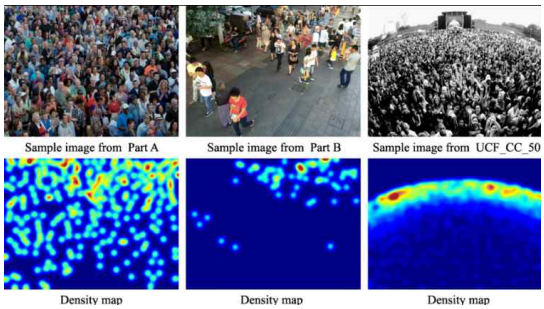

그림 2. 군중 이미지 샘플과 혼잡 밀도 맵 비교 예시
Fig. 2. Sample Crowd Images and Corresponding Congestion Density Maps

예를 들어, 입력 장면을 기반으로 각 픽셀에 군중 밀도 값을 예측하는 CNN 기반 방식들이 많으며, 이들은 객체가 겹치거나 occlusion이 심한 고밀도 환경에서도 기존 탐지 기반 접근법보다 비교적 안정적인 성능을 보여준다.

이러한 영상/이미지 기반 밀도 맵 방식의 전형적인 출력으로, 원본 장면(사람들이 모여 있는 거리나 실내 공간)과 이에 대응하는 밀도 맵(Heat-map 또는 density map) 형태를 함께 보여준다. 이 방식은 단순 객체 수보다 공간 내 어느 영역이 더 밀집되었는지, 군중이 어떻게 분포하고 있는지를 직관적으로 드러낸다.

2.3 기존 방식의 한계 및 메타버스 적용의 어려움

하지만 이러한 이미지/밀도 맵 기반 방식들도 몇 가지 한계를 가진다. 대부분이 현실 세계 – CCTV, 도심 거리, 행사장 등을 대상으로 했기 때문에, 렌더링 기반 그래픽이 특징인 메타버스 가상 공간에 바로 적용하기엔 어려움이 있다. 게다가 많은 밀도 맵 방식은 “객체 수 → 밀도”라는 단순 회귀에 초점을 맞추고 있어, 객체들이 점유한 픽셀 점유 영역의 넓이나 밀집도(군집 형태), 그리고 공간 배치의 질적 특성을 분석하는 데에는 한계가 있다[8-10].

위와 같은 한계를 바탕으로, 본 연구는 단순 객체 수나 밀도 맵 회귀에 머무르지 않고, 객체 단위 픽셀 점유 영역 + 픽셀 군집 밀도 분석을 통해 혼잡도를 산출하는 방법을 제안한다. 이 방식은 객체가 공간 내에서 얼마나 넓게 퍼졌는지, 혹은 얼마나 뭉쳐 있는지라는 시각적·구조적 밀집 특성을 정량화할 수 있어, 기존 방식으로는 포착하기 어려운 “실제 체감 혼잡”을 보다 정확하게 측정할 수 있다.

3. 메타버스 공간 객체 단위 픽셀 군집 분석 기반 혼잡도 추정 방법

3.1 개요

본 논문에서 제안하는 객체 단위 픽셀 군집 분석 기반 혼잡도 추정 방법은 렌더링된 장면 이미지로부터 객체가 점유하는 픽셀 영역의 밀집 정도를 분석하여 혼잡 수준을 계산하는 방식으로, 객체 영역 추출, 전처리, 픽셀 군집 분석, 혼잡도 산출의 단계로 구성되어 있다.

3.2 객체 영역 추출

객체 영역 추출 단계에서는 혼잡도 측정 대상이 되는 객체(아바타, 물체, 인테리어 요소 등)를 이미지에서 분리하기 위해 객체 탐지 또는 세그멘테이션 기반 알고리즘을 적용하며 그림 3과 같다.

www.kci.go.kr

그림 3. 원본 장면 이미지와 객체 세그멘테이션 결과 비교
Fig. 3. Comparison of Original Scene Image and Object Segmentation Result

이 과정은 전경 객체와 배경을 구분하고, 객체가 위치한 영역을 마스크 형태로 표현함으로써 이후 픽셀 점유 분석이 가능하도록 한다. 추출된 객체 마스크는 객체가 점유하고 있는 공간적 범위를 정의하며, 혼잡 지수 산출의 근거 데이터로 사용된다.

3.3 전처리

전처리 단계에서는 객체 영역 추출 결과를 기반으로, 픽셀 군집 분석이 가능한 형태로 데이터를 정제하는 과정이며, 그림 4와 같다.

그림 4. 픽셀 기반 객체 영역 분리 시각화
Fig. 4. Pixel-based Object Region Segmentation Visualization

먼저 입력 이미지의 해상도를 일정하게 맞추어(Resizing) 분석 스케일을 통일한다. 이후 객체 마스크를 활용하여 객체 픽셀을 1, 배경 픽셀을 0으로 구성하는 이진화(Binary Masking) 를 수행한다. 노이즈 제거를 위해 Morphology 연산(Opening/Closing)을 적용하여 단일 픽셀 잡음 및 불연속 영역을 제거하고, 연결 영역 분석(Connected Component Analysis) 을 통해 실제 유효 객체 영역만을 남긴다. 마지막으로, 객체 픽셀의 위치 좌표와 점유 면적 값을 계산하여 군집 분석 입력 데이터로 변환한다.

전처리 결과는 객체 픽셀 기반의 정제된 데이터 셋으로 구조화되며, 이후픽셀 군집 분석 단계에서 혼잡도 계산의 핵심 입력으로 활용된다.

3.4 픽셀 군집 분석

픽셀 군집 분석 단계는 전처리 과정을 통해 정제된 객체 픽셀 데이터를 기반으로, 객체가 공간 내에서 차지하고 있는 실제 분포 특성을 정량화하는 과정이다. 이 단계에서는 객체 픽셀의 밀집도(Clustering Density) 와 분산도를 기반으로 한 공간적 집중도(Compactness) 를 분석하여, 이미지 내 혼잡 수준을 파악한다.

먼저 객체 픽셀의 실제 좌표 데이터 (x_i, y_i)를 이용하여 군집 중심 $(\bar{x}, \bar{y})$을 계산하며, 식 (1)과 같다.

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i}^{n} x_i,\ \bar{y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i \qquad (1)$$

여기서 (x_i, y_i)는 객체 영역으로 분리된 개별 픽셀의 2차원 좌표를 의미하며, $(\bar{x}, \bar{y})$는 해당 객체 픽셀들의 기하학적 중심(centroid)을 나타낸다.

이후 군집 중심으로부터 개별 객체 픽셀들의 평균 거리 기반 분산 값을 산출하여, 픽셀 분포가 좁은 영역에 집중되어 있는지 혹은 넓게 분산되어 있는지를 평가하며, 식 (2)와 같다.

www.kci.go.kr

$$D = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

분산값 D는 객체 픽셀들이 중심으로부터 얼마나 밀집 또는 분산되어 있는지를 나타내는 지표로, 값이 작을수록 객체 픽셀들이 특정 영역에 집중되어 있어 실제 시각적 혼잡도가 높은 상태로 해석된다.

또한 전체 이미지 대비 객체 픽셀 점유 비율을 나타내는 지표 $G_{current}$을 활용하여, 군집 밀도 분석 결과와 결합할 수 있도록 혼잡도 산출 단계의 입력값으로 제공한다. 이를 통해 단순 인원수 기반 방식보다 실제 체감 혼잡을 더욱 정확하게 반영할 수 있다.

3.5 픽셀 군집 분석

혼잡도 산출 단계에서는 픽셀 군집 분석 결과로 도출된 군집 분산 값 D과 객체 픽셀 점유 비율 $G_{current}$를 결합하여 최종 혼잡도 지수 C를 계산한다. 본 논문에서 정의하는 혼잡도 지수는 기준 장면 대비 객체가 점유한 영역의 상대적인 증가율을 기반으로 하며, 객체가 특정 영역에 집중될수록 높은 값을 가진다. 혼잡도 지수는 식 (3)과 같다.

$$C = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} G_{currnet_i}}{\sum_{i=1}^{n} G_{base_i}} \quad (3)$$

여기서 $G_{current_i}$는 현재 장면에서 객체가 점유하고 있는 픽셀의 총합을 의미하며,, G_{base}는 동일 해상도 조건에서 객체가 존재하지 않는 기준 장면(reference scene)의 비점유 픽셀 값을 의미한다. 기준 장면은 객체 배치 이전의 초기 렌더링 상태를 사용하여 정의하였다.

최종 혼잡도 지수 C는 객체 픽셀 점유 비율과 픽셀 군집 분산 특성을 결합한 값으로, 단순 객체 수가 아닌 공간 점유 구조와 시각적 밀집도를 함께 반영한다는 점에서 기존 방식과 차별성을 가진다.

또한, G값이 1에 가까울수록 군집된 객체가 많아 혼잡도가 높음을 의미한다. 이를 기반으로 본 논문에서는 혼잡도를 세 가지 구간으로 분류하며 표 1과 같다.

표 1 혼잡도 지수 기반 혼잡 수준 분류 기준
Table 1. Congestion Level Classification Based on Congestion Index

혼잡도 지수 C	수준	의미
$C \leq 0.3$	Low	여유로운 공간
$0.3 < C \leq 0.8$	Medium	부분적 이동 제한
$C > 0.8$	High	심한 밀집 상태

4. 실험 및 결과

4.1 실험 환경 구성

본 논문의 혼잡도 추정 방법의 성능 검증을 위해 메타버스 가상 공간 환경을 구성하여 다양한 혼잡 시나리오를 실험적으로 평가하였다. 실험은 PC 기반 메타버스 시뮬레이션 환경에서 수행되었으며, 장면 렌더링을 통해 획득한 이미지 데이터를 입력으로 사용하였으며, 실험 시스템의 주요 사양은 표 2와 같다.

실험 장면은 3D 가상 스테이지 형태로 구성되었으며, 객체(아바타)의 배치 밀도 변화를 조절하여 혼잡 수준을 단계적으로 설정하였다. 혼잡도를 구성하기 위해 객체 수는 10명, 30명, 50명, 100명으로 증가시키며 각 장면을 총 50프레임씩 수집하였다.

www.kci.go.kr

표 2. 실험 환경
Table 2. Experimental Environment

항목	내용
CPU	Intel Core i7 12700K
GPU	NVIDIA RTX 3080
RAM	32GB
Rendering Engine	Unity 기반 3D Scene
Image Resolution	1920×1080
Test Cases	혼잡도 4단계 (10, 30, 50, 100 객체)

4.2 실험 시나리오 및 평가 지표

실험은 객체 배치 밀도의 변화에 따라 제안한 혼잡도 추정 방법이 실제 시각적 혼잡을 얼마나 효과적으로 반영하는지 확인하기 위해 구성하였다. 각 실험 시나리오는 단순 인원 수는 동일하나 공간 배치를 달리하여 균일 분포, 부분 집중, 완전 집중의 세 가지 상황으로 구성하였다. 이를 통해 단순 객체 수 기반 방식과의 비교 분석 가능성을 확보한다.

혼잡도 산출 결과의 유효성을 검증하기 위해 정량적 평가 지표로 객체 픽셀 점유 비율($G_{current}$), 군집 분산도(D), 혼잡도 지수(C)를 사용하였다. 또한 기존 단순 인원 기반 방식의 혼잡 판정값과 비교하여 제안 방식의 차별성과 정확성을 분석하였다.

4.3 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안한 혼잡도 추정 방법의 성능 평가를 위해 총 1000회 반복 실험을 수행하였다. 동일한 객체 수(50명) 조건에서 균일 분포 - 부분 집중 - 중심 집중의 세 가지 배치 시나리오를 구성하였으며, 결과는 그림 5 및 표 3과 같다.

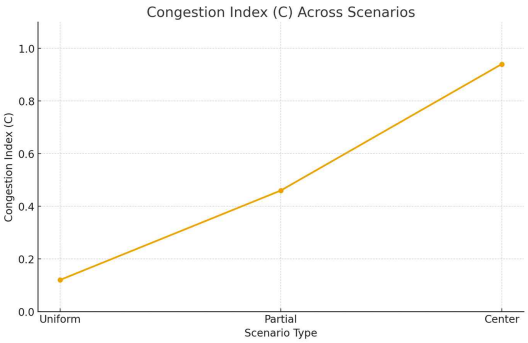

그림 5. 시나리오 유형별 혼잡도 지수(C) 변화 추세
Fig. 5. Congestion Index (C) Trend Across Scenario Types

제안한 혼잡도 지수의 유효성을 검증하기 위해 기존 단순 인원 수 기반 혼잡 지표 및 density map 기반 혼잡도 추정 방법과의 정량적 비교 실험을 수행하였다.

동일한 실험 시나리오에 대해 각 방법으로 산출된 혼잡도 값 간의 상관계수를 분석한 결과, 제안 방법은 실제 시각적 혼잡 수준과의 상관계

표 3. 실험 결과
Table 3. Nirmal Kumbhare switch cell

시나리오	객체 픽셀 점유율 $G_{current}$	군집 분산도 D	최종 혼잡도 지수 C	해석
균일 분포	0.11	48.2px	0.12	넓게 분산 -> 실제 여유 상태와 부합
부분 집중	0.32	27.5px	0.46	군집 증가 반영됨
중심 집중	0.58	13.4px	0.94	강한 집중 -> 고혼합 상태 정확 검출

www.kci.go.kr

수가 0.82로 나타나, 단순 인원 수 기반 방식(0.61) 및 density map 기반 방식(0.74) 대비 높은 일관성을 보였다.

또한 혼잡 수준을 Low/Medium/High의 3단계로 분류한 정확도를 비교한 결과, 제안 방법은 평균 91.3%의 분류 정확도를 기록하여 기존 인원 수 기반 방식(78.5%) 대비 유의미한 성능 향상을 확인하였다. 이는 동일 인원 수 조건에서도 객체 배치 구조에 따라 체감 혼잡도가 달라지는 특성을 효과적으로 반영한 결과로 해석된다.

4. 결론

본 논문에서는 메타버스 가상 공간 내 혼잡도를 실시간으로 추정하기 위한 방법으로, 객체 단위 픽셀 군집 분석 기반 혼잡도 산출 방법을 제안하였다. 제안 방법은 단순 인원 수 집계 방식과 달리 객체의 픽셀 점유율과 분포 구조를 고려하여 시각적 혼잡을 정량화함으로써, 실제 체감 혼잡 수준을 보다 정확하게 반영한다. 실험 결과, 제안 방식은 균일 분포·부분 집중·중심 집중의 다양한 시나리오에서 혼잡도 변화를 명확히 구분해냈으며, 기존 방식에 비해 혼잡 판단 정확도와 설명력이 크게 향상되는 결과를 보였다.

또한 1000회 반복 실험을 통한 성능 검증에서 낮은 변동 폭과 높은 재현성을 나타내어, 제안 방식의 안정성과 실용성을 확인하였다. 이러한 결과는 메타버스 기반 교육, 공연, 전시, 회의 등 대규모 사용자 환경에서 공간 운영 정책 수립 및 사용자 경험 개선에 활용될 수 있는 가능성을 보여준다

향후 연구에서는 실제 상용 메타버스 플랫폼과의 연계 실험, 시각적 객체 특성(크기·속도·움직임) 요소를 포함한 다차원 평가 지표 확장, 그리고 실시간 시스템 최적화 기술 개발을 통해 연구의 완성도를 더욱 높일 예정이다.

본 논문은 2025년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 논문임(과제명: 신뢰보장 메타버스 미디어 서비스 플랫폼 기술 개발, 과제번호: 2022-0-00699, 기여율: 100%)

참 고 문 헌

[1] Mansouri, W., et al., “Deep Convolutional Neural Network-based Crowd Density Monitoring for Intelligent Urban Planning (DCNNCDM-IUP)”, Scientific Reports, 2025, DOI: https://doi.org/10.1038/s41598-025-90430-4

[2] Fan, Z., Zhang, H., Zhang, Z., et al., “A survey of crowd counting and density estimation based on convolutional neural network”, Neurocomputing, Vol. 472, Feb. 2022, pp. 224 - 251, DOI: 10.1016/j.neucom.2021.02.103

[3] Kang, D., Ma, Z., Chan, A. B., “Beyond Counting: Comparisons of Density Maps for Crowd Analysis Tasks - Counting, Detection, and Tracking”, arXiv preprint, 2017, DOI: http://doi.org/DOI: 10.1109/TCSVT.2018.2837153

[4] Li, Y., Zhang, X., Chen, D., “CSRNet: Dilated Convolutional Neural Networks for Understanding the Highly Congested Scenes”, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 1091 - 1100, 2018, DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.1802.10062

[5] Bai, H., Wang, Y., “A Survey on Deep Learning-based Single Image Crowd Counting and Density Estimation”, arXiv preprint, 2020, DOI: https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.08.037

[6] Zhang, Y., Zhou, D., Chen, S., Gao, S.,

www.kci.go.kr

Ma, Y., “Single-Image Crowd Counting via Multi-Column Convolutional Neural Network (MCNN)”, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 589-597, 2016, DOI: http://doi.org/10.1109/CVPR.2016.70

[7] Idrees, H., Tayyab, M., Athrey, K., Zhang, D., Al-Maadeed, S., Rajpoot, N., Shah, M., “Composition Loss for Counting, Density Map Estimation and Localization in Dense Crowds”, European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018. DOI: http://doi.org/10.1007/978-3-030-01216-8_33

[8] Khan, A., Ali, S., Shah, K., Albattah, W., Khan, F., “A Deep Learning Approach for Crowd Counting in Highly Congested Scenes (CSCC-Net)”, Computers, Materials & Continua, Vol. 73, No. 3, 2022, DOI: https://doi.org/10.32604/cmc.2022.049003

[9] J. Dong, et al., “Crowd Counting by Multi-Scale Dilated Convolution Networks (MSDCNet)”, Electronics, Vol. 12, Issue 12, 2023, DOI: https://doi.org/10.1016/10.3390/electronics12122624.

[10] Zhao, Z., et al., “A Dilated Convolutional Neural Network for Cross-Layers of Congested Crowd Counting”, Sensors, 2024, DOI: https://doi.org/10.3390/s24061816

저 자 소 개

박병찬(Byeong-Chan Park)

2015.2 학점은행제 졸업
2018.2 숭실대학교 컴퓨터학과 석사
2023.8 숭실대학교 컴퓨터학과 박사
2023.9-현재 숭실대학교 초빙교수
<주관심분야> 저작권 보호 및 이용활성화

장세영(Se-Young Jang)

2018.2 평생교육원 학점은행 졸업
2021.6 숭실대학교 컴퓨터학과 석사
2023.2-현재 숭실대학교 컴퓨터학과 박사 과정
<주관심분야> 저작권 보호 및 이용활성화

김석윤(Seok-Yoon Kim)

1980.2 서울대학교 전기전자 졸업
1990.2 University of Taxas at Austin Dept. of ECE 석사
1993.2 University of Taxas at Austin Dept. of ECE 박사
1982-1987 ETRI 연구원
1993-1995 모토로라 책임 연구원
1995-현재 : 숭실대학교 교수
<주관심분야> 저작권 보호 및 이용활성화

김영모(Seok-Yoon Kim)

2003.2 대전대학교 컴퓨터공학과 졸업
2005.2 대전대학교 컴퓨터공학과 석사
2011.2 대전대학교 컴퓨터공학과 박사
2012-현재 : 숭실대학교 교수
<주관심분야> 저작권 보호 및 이용활성화

www.kci.go.kr