

인공지능 윤리 프로젝트

한국의 주거 빈곤 문제와, 머신러닝을 통한 Dwelling Type Classification

목차

1. 서론
2. 한국의 주거 빈곤 문제
3. 머신러닝을 활용한 Dwelling Type Classification
4. 시사점 및 한계점
5. 결론 및 제언

주제: 한국의 주거 빈곤 문제와, 머신러닝을 통한 Dwelling Type Classification

1. 서론

한국은 경제적 양극화와 수도권 집중화로 인해 심각한 주거 문제에 직면해 있다. 급격한 도시화와 1인 가구의 급증, 그리고 주택 가격의 과도한 상승은 주거 환경의 양극화를 심화시키는 주요 원인으로 지적된다. 이러한 상황에서 주거 빈곤 문제는 단순한 개인적 어려움을 넘어 사회 전반에 걸쳐 구조적 문제로 자리 잡고 있다.

특히나 주거 빈곤은 사회적 비용 증가와 지역 간 격차 확대라는 구조적 문제로 연결될 뿐 아니라, 주거 빈곤을 겪는 취약 계층의 사회적 고립과 정서적 불안을 야기하는 심각한 문제이다. 이를 해결하기 위해 다양한 제도적 지원 등이 시도되고 있지만, 빈곤 주거의 비가시성, 지나친 양극화로 인한 밀집과 소외 등의 한계로 구조적 제한이 걸린 상황이다.

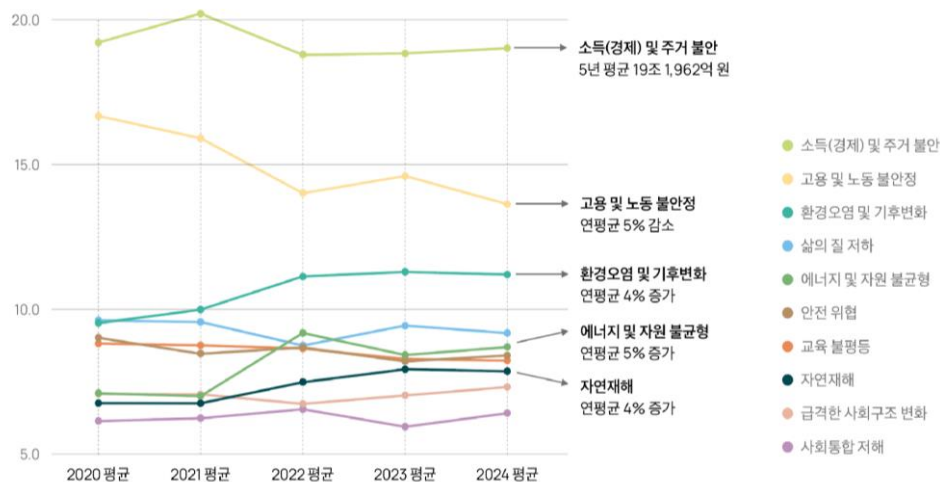
본 보고서는 주거 빈곤 문제를 해결하기 위한 AI 연구 방안을 제안하고자 한다. 2020년 인도에서 진행된 Dwelling Type Classification 연구를 기반으로, 이를 국내 주거 빈곤 사례에 적용하기 위한 연구 개선 방안을 모색하고 구체화할 것이다. AI 머신러닝 기술을 국내 주거 빈곤 문제에 적용함으로써 주거 환경의 유형과 상태를 효과적으로 분석하고, 이를 통해 비가시적인 국내 빈곤 지역을 보다 명확히 식별하여, 효율적인 자원 배분 및 정책 수립을 지원할 수 있을 것으로 기대된다.

결론적으로 본 보고서는 한국 주거 빈곤 문제의 심각성을 데이터와 사례를 통해 분석하고, 머신러닝 기반 Dwelling Type Classification 기술의 적용 가능성을 탐구하여 주거 빈곤 해소를 위한 효율적이고 과학적인 접근법을 제시하고자 한다. 나아가, 기술적 접근과 정책적 대응을 결합하여 주거 문제 해결의 지속 가능성을 논의하고자 한다.

2. 한국의 주거 빈곤 문제

트리플라잇과 사회적가치연구원(CSES)이 2020년부터 2024년까지 진행한 '*한국인이 바라본 사회문제*' 연구에 따르면, 국민들이 사회문제 해결을 위해 가장 많은 예산을 배정한 분야는 '소득 및 주거 불안'으로 드러났다. 총 100 조 원의 예산을 가정한 조사에서, 응답자 1,000 명 중 평균적으로 19.2%인 약 19 조 1,962 억 원이 소득과 주거 불안 문제 해결에 할당되었다. 이는 주거 문제가 국민들에게 얼마나 중요한 사회적 과제로 인식되고 있는지를 보여주는 수치이다.

국민의 정서적 불안을 넘어, 다양한 수치 데이터는 그 심각성을 객관적으로 증명한다. 국내교통부 및 통계청의 조사에 따르면 서울 지역 1 인 청년가구 중 최저주거기준 미달 집이나, 반지하, 옥상, 고시원 등에 거주하는 비율이 37%이며, 1 평 남짓한 쪽방촌에 거주하는 65 세 이상 독거노인 비율이 35%, 컨테이너, 비닐하우스 등 비주택, 최저주거기준에 미달하는 집에 거주하는 주거빈곤아동 비율이 5%에 이르는 것으로 드러났다.



[자료 1] '한국인이 바라본 사회문제' 연구 (트리플라잇&사회적가치연구원, 2024)

2023 년 KBS 의 '마천루 도시'에 관한 심층 취재 기사에 따르면, 지방의 주거 빈곤 가구가 모여 사는 일명 '마천루 도시' 속 주거지에서는 보일러가 고장 나 겨울에 씻지 못하고, 공용 화장실을 사용하며, 성장기 아이들이 한 방에 모여 지내는 형태가 일상이었다. 이러한 빈곤 주거에 사는 아동 중 '정서적 이상'을 겪는 아동은 절반 이상인 것으로 드러났다. 이처럼 주거 빈곤 문제는 청년, 독거노인, 아동 등 다양한 사회적 약자들에게 중대한 영향을 미치고 있다. 주거 환경의 안정성 부족은 개인의 삶의 질 저하뿐만 아니라 사회적 비용 증가와 같은 부정적 결과를 초래하며, 이에 대한 구조적 해결책 마련이 시급한 상황이다.

3. 머신러닝을 활용한 Dwelling Type Classification

3.1. 문제해결을 위한 인공지능 기술의 제안

인공지능(AI)은 다양한 사회 문제를 해결하는 데 있어 강력한 도구로 자리 잡고 있다. 그 중 국내의 주거 빈곤 문제를 해결하기 위한 기술적 방편으로 머신러닝을 활용할 것을 제안하고자 한다. 이를 통해 주거 형태 분류와 재난 위험 평가를 진행하고, 효과적 재난 대응과 사회적 취약성 개선 효과를 기대할 수 있으리라 기대한다. 우선 인도에서 진행된 선행 연구 사례를 분석하고, 이를 국내 주거 환경에 적합한 형태로 개선할 기술적 방안을 제안하고자 한다.

3.2 연구 소개:

Dwelling Type Classification for Disaster Risk Assessment Using Satellite Imagery (2020)

2020 년 진행된 "Dwelling Type Classification for Disaster Risk Assessment Using Satellite Imagery (2020)"은 머신러닝을 활용하여 인도 빈곤 주거 밀집 지역의 형태를 분류하고 재난 위험을 평가함으로써, 효과적인 재난 대응과 사회적 취약성 개선을 목표로 한다. 해당 연구는 Microsoft AI for Good Lab 및 비영리 단체 SEEDS 의 협력 하에 진행되었으며, 위성 이미지를 기반으로 주거 유형을 분류하는 머신러닝 모델을 설계하였다. 이 시스템은 인도와 같은 재난 취약 지역에서 주거 구조의 특성을 분석하여, 가구별 재난 위험 점수를 산출하고 이를 기반으로 지역 사회의 대응 역량을 강화하는 데 초점을 맞추고 있다.

3.3. 머신러닝을 활용한 Dwelling Type Classification 설명

이 연구는 머신러닝을 통해 위성 이미지를 분석하고, 이를 바탕으로 주거 유형을 분류한 후, 재난 위험을 평가하는 과정을 중심으로 한다. 연구팀은 먼저 인도 뭄바이와 푸리 지역의 위성 이미지를 활용하여 약 14,000 개의 주거 데이터를 수집하였다. 이 데이터는 각 주거 형태를 지붕 재질(플라스틱, 금속, 콘크리트 등)에 따라 7 가지 유형으로 분류하기 위해 사용되었으며, 수집된 이미지는 고해상도 위성 사진과 QGIS 소프트웨어를 통해 세부적으로 레이블링되었다.

이후 연구팀은 U-Net 기반의 TerausNet 모델을 활용하여 주거 유형 분류 작업을 진행하였다. 이 모델은 사전 학습된 VGG11 네트워크를 활용하여 제한된 데이터에서도 높은 정확도를 확보하였다. 모델은 위성 이미지의 각 픽셀을 특정 주거 유형에 매핑하며, 이를 통해 플라스틱 지붕, 금속 지붕, 철근 콘크리트 지붕 등으로 이루어진 다양한 주거 형태를 성공적으로 식별하였다. 이러한 분류 작업은 다중 클래스 세그멘테이션 방식으로 수행되어 높은 정밀도를 자랑하였다.

주거 유형 분류 결과를 바탕으로, 연구팀은 각 가구에 대해 1에서 5까지의 위험 점수를 할당하는 재난 위험 평가 모델을 개발하였다. 이 점수는 주거 형태뿐만 아니라 지형, 수로, 식생 등 주변 환경 요소를 종합적으로 고려하여 산출되었다. 이를 통해 재난 발생 시 특정 지역과 가구의 위험 수준을 구체적으로 평가할 수 있었으며, 해당 정보는 사전 대피와 같은 대응 조치를 취하는 데 중요한 역할을 했다.

이 연구는 2020년 인도 남부에서 발생한 열대성 사이클론(Nivar, Burevi) 대응에 적용되어, 위험 지역에 대한 상세한 정보를 제공함으로써 지역 사회가 보다 신속하고 효과적으로 재난에 대비할 수 있도록 지원했다. 특히, 각 지역별 주거 형태의 구조적 특성을 분석하여 사전에 대피 계획을 수립하고 건물 보강 작업을 수행하는 데 기여하였다.

3.4 기존 연구의 의의와 시사점

이 연구는 주거 문제 해결에서 머신러닝이 가지는 잠재력을 실증적으로 보여준다. 기존의 재난 평가 시스템이 현장 조사에 의존하며 시간과 비용이 과다하게 소요되었던 반면, AI 기반 접근법은 더 빠르고 정확한 평가를 가능하게 한다. 또한, 위성 이미지와 같은 비침입적 데이터를 활용함으로써 비용 효율성을 높이고, 광범위한 지역에서 대규모 분석을 수행할 수 있다.

이 연구는 한국의 주거 빈곤 문제와도 밀접하게 연관될 수 있다. 머신러닝 모델을 활용하여 취약 가구와 지역을 정확히 식별하고, 이를 바탕으로 자원을 효율적으로 배분하며, 정책 수립에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

3.5. 기존 연구의 한계 및 개선

다만, 한국의 주거 빈곤 문제 양상은 인도의 주거 문제와 그 양상을 달리 한다. 따라서 연구의 방법론적 접근을 달리 하여 한국형 주거 빈곤 문제에 적합한 연구 설계를 해야 할 것이라고 판단하였다. 이를 위해 한국의 주거 문제 양상을 확인하고, 연구 설계 수정 방안을 고안하였다.

- 한국 주거 빈곤 문제 양상

1) 빈곤 주거지의 '비가시성': 한국의 주거 빈곤은 고시원, 지하방, 옥탑방 등 외부에서 확인하기 어려운 내부 공간에 집중되어 있다. 이러한 주거 형태는 위성 이미지로 탐지가 어렵기 때문에 기존의 위성 기반 접근법으로는 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 내부 구조를 더 정확히 식별할 수 있는 데이터를 추가로 활용해야 할 것이다.

2) 서울과 수도권의 밀집 현상: 서울과 수도권은 높은 밀도를 특징으로 하며, 주거의 양적 공급과 질적 불균형이 공존하고 있다. 기존 연구의 방식을 그대로 적용할 경우 밀도가 높은 지역에서 세부

주거 유형을 분류하기 어려울 수 있다. 따라서 밀도와 주거 질 간의 연관성을 통합적으로 분석할 수 있는 모델 개선이 필요하다.

3) 자연재해보다 사회적 재해의 양상: 인도는 자연재해를 중심으로 주거 위험성을 평가한 반면, 한국은 취약 계층의 정서적, 신체적 불안, 노후 주택, 주거 질 양극화 등 사회적 재해가 주된 과제이다. 이에 따라 주거 형태와 더불어 임대 유형, 주거 안정성 데이터를 결합하여 분석할 필요가 있다.

- 연구 설계 수정 방안

1) 다중모달 학습: 다중모달 학습은 위성 이미지와 공공 데이터를 결합하여 주거 빈곤 문제를 보다 효과적으로 분석할 수 있는 기술적 접근이다. 기존의 위성 이미지 기반 방식은 주거지 외형에 초점을 맞추고 있어 고시원, 지하방과 같은 비가시적 주거 형태를 탐지하는 데 한계가 있다. 이에 공공 데이터를 결합함으로써 이러한 한계를 극복할 수 있을 것이다. 예를 들어, 주택 노후도, 임대료 정보 등 공공 데이터를 추가로 활용하여 주거 형태의 내부적 특징과 거주 환경을 분석할 수 있다. 또한, GIS(지리정보시스템) 기반의 데이터 통합 플랫폼을 구축함으로써 위성 이미지와 공공 데이터를 효율적으로 결합하고 시각화할 수 있다. 이러한 다중모달 학습 모델은 한국의 체계화된 주거 데이터셋과 결합하여 보다 정교한 분석과 빈곤 주거지 식별에 기여할 것이다.

2) 열화상 분석: 열화상 이미지는 위성 이미지만으로 탐지하기 어려운 주거 구조를 보완하는 데 유용한 도구이다. 열화상 데이터는 건물의 단열 상태, 난방 사용 여부 등 주거 환경의 특성을 간접적으로 나타낸다. 이를 통해 반지하와 같은 비가시적 주거지의 존재를 식별할 수 있다. 또한, 열화상 데이터와 적외선 데이터를 결합하여 주거지의 구조적 문제를 보다 정밀하게 분석할 수 있을 것이다. 이러한 접근은 비주택 거주지나 노후화된 주택을 탐지하고, 취약 계층의 주거 환경 개선을 지원하는 데 큰 역할을 할 것이다.

3) 사회적 재해를 반영한 모델 개선 한국의 주거 문제는 자연재해보다 사회적 재해의 영향이 크므로, 이를 반영한 AI 모델 개선이 필요하다. 머신러닝을 활용하여 소득 대비 주거비 부담 수준을 예측하고, 경제적 취약 지역을 사전에 식별할 수 있다. 또한, 위성 이미지 및 공공 데이터를 활용하여 주거 질을 정량화한 평가 점수를 개발함으로써 지역별 주거 환경의 차이를 분석할 수 있다. 이러한 점수는 정책 수립과 자원 배분 과정에서 중요한 참고 자료로 활용될 수 있을 것이다.

이러한 개선 방안은 한국의 주거 빈곤 문제에 보다 구체적이고 실효성 있는 해결책을 제시할 수 있을 것이다. AI 기술과 데이터 통합을 통해 빈곤 주거지의 가시성을 확보하고, 이를 기반으로 사회적 재해에 선제적으로 대응하는 정책 수립이 가능하다.

3.6. 개선 적용한 공익 연구 방식 제안

1) 주요 데이터셋 및 전처리 방법

국내 주거 환경은 고시원, 지하방, 옥탑방 등 비가시적 주거 형태와 고밀도 주거지를 포함하는 복잡한 특성을 가지고 있다. 이를 반영하기 위해 적절한 데이터셋을 구성하고, 전처리 과정을 통해 머신러닝 모델의 학습 효율성을 높일 필요가 있다.

- 데이터셋 구성

국내 주요 도시(서울, 부산, 대구 등) 및 농어촌 지역의 고해상도 위성 이미지를 수집한다. 데이터는 Google Earth Engine, KOMPSAT(아리랑 위성) 등의 소스를 활용하여 확보할 수 있다. 국토교통부, 통계청, 지자체 등에서 제공하는 주거 형태, 건축 연도, 노후도, 인구밀도, 임대료 정보 등 공공 데이터를 수집하여 위성 이미지와 결합한다. 고시원, 지하방 등 위성 이미지로 직접 확인하기 어려운 주거 형태를 보완하기 위해 현장 조사 데이터를 추가적으로 수집한다. 이는 지리정보(GIS) 데이터와 결합하여 활용할 수 있을 것이다.

- 전처리 방법

데이터 정규화 및 보완이 필요하다. 다양한 데이터 출처에서 수집한 정보를 통합하기 위해 좌표 기반 정규화와 결측치 보완을 수행한다. 위성 이미지의 좌표 데이터와 공공 데이터의 행정구역 정보를 매칭하여 정합성을 확보한다. 이후 이미지 전처리, 데이터 증강을 진행하여 학습 효율성과 모델 일반화 성능을 향상시킬 수 있다. 위성 이미지, 공공 데이터, 현장 조사 데이터를 통합하여 다중모달 학습이 가능하도록 구조화한다.

2) 모델 설계 및 학습

국내 특수성을 반영한 Dwelling Type Classification 모델은 다중모달 데이터 처리와 고밀도 주거 환경 분석에 적합한 구조로 설계해야 한다.

- 모델 설계

모델은 선행 연구에서 진행된 U-Net 또는 DeepLab 과 같은 세그멘테이션 모델을 기반으로 설계하며, 위성 이미지의 픽셀 단위 분류를 수행한다. 다중 모달 데이터를 위해 위성 이미지는 CNN(Convolutional Neural Network)을 통해 처리하고, 공공 데이터와 같은 구조적 정보는 Fully Connected Layer 를 통해 인코딩하여 결합할 수 있을 것이다. 고시원, 지하방 등 비가시적 주거 문제를 다루기 위해 열화상 데이터를 추가 입력으로 활용하며, 다중 입력 구조를 통해 모델의 분류 성능을 강화한다. 또한, 각 데이터 소스의 특성을 반영하기 위해 Batch Normalization 또는 Layer Normalization 을 적용하여 학습 안정성을 높인다.

- 학습 과정

픽셀 단위 분류 수행을 위해 Cross-Entropy Loss 를 기본으로 사용하며, 클래스 불균형을 고려하여 Weighted Cross-Entropy Loss 또는 Focal Loss 를 추가로 활용할 수 있을 것이다. 초기화 및 최적화 단계, 학습 데이터 분리 단계를 수행하고 학습 파이프라인을 구축한다.

- 모델 개선 및 고도화

데이터에 대한 초기 분석 단계에서 비지도 학습을 적용해 주거 유형의 초기 분류를 수행한다. 이를 지도 학습 과정의 입력으로 활용한다. 모델의 강건성을 높이기 위해 GAN(Generative Adversarial Network)을 활용하여 생성된 데이터와 실제 데이터를 함께 학습할 수 있을 것이다. 나아가 각 지역의 주거 밀집도와 특성을 반영하기 위해 지역별로 모델을 미세 조정(Fine-Tuning)하여 성능을 최적화할 수 있을 것이다.

4. 시사점 및 한계점

4.1. 시사점

AI를 활용한 주거 문제 해결 연구는 기술적, 사회적 측면에서 중요한 시사점을 제공한다. 특히, 위성 이미지, 열화상 데이터, IoT 센서와 같은 다양한 데이터를 통합적으로 활용하는 접근법은 기존의 주거 문제 분석 방식을 혁신적으로 전환할 수 있는 가능성을 보여준다. 이러한 연구는 단순히 데이터를 분석하는 데 그치지 않고, 사회적 약자들의 삶의 질을 개선하고 지속 가능한 정책을 마련하는 데 기여할 수 있다.

. 기존의 주거 문제 해결 방식이 주로 현장 조사와 통계 자료에 의존했다면, 본 연구는 AI 기술을 통해 보다 세밀하고 실시간으로 데이터를 분석할 수 있는 새로운 가능성을 제시한다. 이를 통해 정책 입안자들은 보다 정확한 근거를 바탕으로 자원을 배분하고, 효과적인 주거 개선 방안을 수립할 수 있다. 또한, AI 기반의 다중모달 학습, 열화상 분석과 같은 기술은 이러한 주거 문제를 가시화함으로써 정책적 개입이 가능하도록 지원한다. 이는 주거 빈곤층의 권익 보호와 주거 환경 개선에 실질적으로 기여할 수 있는 도구가 될 것이다.

기술과 사회적 맥락의 융합 필요성 인도의 자연재해 대응 중심의 연구와 달리, 한국은 사회적 재해 양상이 두드러지는 특성을 가지고 있다. 본 연구는 AI 기술을 이러한 사회적 맥락에 맞게 조정하고 적용하는 데 있어 중요한 통찰을 제공한다. 주거비 부담, 임대 사기, 노후 주택 문제 등 한국 특유의 주거 문제를 해결하기 위해 기술과 지역적 맥락을 융합한 접근이 필요하다.

결론적으로, AI를 활용한 주거 문제 해결 연구는 데이터 중심의 혁신적 접근을 통해 기존의 한계를 극복할 수 있는 가능성을 제시하며, 사회적 가치 창출에 중요한 역할을 할 것으로 기대된다. 이를 기반으로 기술과 정책, 그리고 지역적 특성이 조화를 이루는 포괄적인 주거 문제 해결 방안이 마련되어야 할 것이다.

4.2. 한계점

본 연구는 AI 기술을 활용하여 주거 문제를 해결하기 위한 혁신적 접근을 제시하였지만, 몇 가지 한계점이 존재한다. 이러한 한계점은 기술적, 사회적 요인에서 기인하며, 향후 연구를 통해 보완이 필요하다.

사회적 문제 중심 설계의 미흡 인도의 연구는 자연재해와 같은 명확한 위험 요소를 대상으로 설계되었지만, 한국의 주거 문제는 주거비 부담, 임대 사기, 노후 주택 등 복잡한 사회적 문제를 포함하고 있다. 따라서, 이러한 사회적 맥락을 반영한 연구 설계가 부족하다는 한계가 있다. 주거

안정성과 관련된 사회적 재해를 정확히 모델링하고, 이를 해결하기 위한 데이터 수집과 분석 프레임워크를 보완해야 한다.

2) 비가시적 주거지의 완전한 탐지 어려움 위성 이미지와 열화상 분석은 주거 형태와 구조를 식별하는 데 유용하지만, 고시원이나 지하방과 같은 내부 공간의 세부적인 상태를 파악하는 데는 여전히 한계가 있다. 이러한 비가시적 주거지의 문제를 완전히 해결하기 위해서는 공공 데이터 및 현장 조사와의 결합이 필요하다. 또한, 데이터 수집 과정에서 개인정보 보호와 같은 윤리적 이슈를 고려해야 한다.

이외에 기술적 접근 비용, 정책적 실행 가능성 고려 등의 한계가 존재한다. 이를 극복하기 위해, 기술 전문가와 정책 입안자 간의 협력 체계를 강화하고, 연구 결과를 쉽게 이해할 수 있는 시각적 자료와 도구를 제공해야 할 것이다. 이러한 한계점을 극복하기 위한 지속적인 연구와 협력이 이루어진다면, AI 기반 주거 문제 해결 접근법은 더욱 효과적이고 실질적인 성과를 창출할 수 있을 것으로 기대된다.

5. 결론 및 제언

한국의 주거 빈곤 문제는 경제적 양극화, 도시 집중화, 그리고 주택 시장의 구조적 불균형으로 인해 심화되고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 AI 기술을 활용한 Dwelling Type Classification 과 같은 데이터 기반 접근법은 주거 환경 분석의 새로운 가능성을 열어준다. 특히, 위성 이미지, 열화상 데이터, IoT 센서 등의 융합을 통해 주거 환경을 실시간으로 분석하고, 취약 계층과 지역을 효과적으로 지원할 수 있는 기술적 기반이 마련될 수 있다.

본 보고서에서는 AI 기술이 주거 문제 해결에서 가지는 잠재력을 분석하고, 이를 국내 특성에 맞추어 활용하기 위한 방안을 제안하였다. 데이터 기반 분석을 통해 주거 빈곤 문제를 더욱 정밀히 진단하고, 효율적인 자원 배분과 정책 설계를 지원하는 것이 가능함을 보였다. 그러나 기술적 접근만으로는 주거 빈곤 문제를 완전히 해결할 수 없으며, 사회적, 정책적, 그리고 제도적 노력이 병행되어야 한다는 점을 강조한다.

주거 빈곤 문제는 단순히 물리적 주거 공간의 부족을 넘어, 사회적 통합과 지속 가능성을 위협하는 중요한 과제이다. AI 기술을 활용한 혁신적 접근은 주거 문제의 분석과 해결 방안 제시에 있어 중요한 도구가 될 수 있다. 그러나 이러한 기술이 진정한 변화를 이끌어내기 위해서는 데이터 기반 분석과 정책적 실천, 그리고 지역사회의 참여가 조화롭게 결합되어야 한다. 지속적인 연구와 협력을 통해 모든 이들에게 공정하고 안정적인 주거 환경을 제공할 수 있는 사회를 만들어 가야 할 것이다.

참고문헌

1. Singh, R., & Sharma, P. (2023). Dwelling type classification for disaster risk assessment using satellite imagery. *Microsoft AI for Good Lab 및 SEEDS 협력 연구*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2303.12345>
2. 황현규. (2024). "[아동 주거 빈곤] ② 첫 실태 확인..."좁고 낡은 시설에 주거 불안". KBS 뉴스. Retrieved from <https://news.kbs.co.kr/news/pc/view/view.do?ncd=7835502>
3. 한국도시연구소. (2021). *주거급여 제도의 효과성과 개선 방안*. 한국도시연구소 보고서.
4. 국토연구원. (2022). *도시재생사업의 성과와 한계 분석*. 국토연구원 정책 보고서.
5. 강성욱, & 정윤미. (2020). 젠트리피케이션 현상이 도시재생사업에 미치는 영향. *도시문제연구*, 15(3).
6. 강미나, 차미숙, 김은란, & 이재춘. (2021). *주거취약계층을 위한 정책연계 강화방안*. 국토정책 Brief 연구보고서, 국토정책 Brief 제 833 호, 1-8. 국토연구원.
7. KDI 경제정보센터. (2022). *한국 주거정책의 연계성 강화 필요성*. Retrieved from <https://eiec.kdi.re.kr>
8. OECD. (2021). *Housing Policy in South Korea: Challenges and Recommendations*. OECD Policy Paper.
9. 국토연구원. (2022). *한국 주거 빈곤 현황 및 정책 개선 방안*. 국토연구원 정책 연구 보고서.
10. 트리플라잇, & 사회적가치연구원(CSES). (2020~2024). *한국인이 바라본 사회문제 연구 프로젝트*.
11. 국토교통부. (2023). *2023 년 공공임대주택 공급 및 운영 현황*. Retrieved from <http://www.molit.go.kr>
12. Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising diffusion probabilistic models. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. Retrieved from <https://papers.nips.cc/paper/2020>