| **종합 프로젝트 계획서** |
| --- |

| **과정명** | AI 엔지니어 심화 부트캠프 이미지처리 과정 1기 |
| --- | --- |
| **팀명** | 모두의 인테리어 |
| **프로젝트명** | GLIGEN을 활용한 인테리어 디자인 설계 및  이미지 유사도 기반 제품 추천 서비스 |

**1. 프로젝트 개요**

|  |  |
| --- | --- |
| **팀원 구성** | 노혜정, 박윤수, 손명진, 차준영 (팀장) |
| **목적** | 1인 가구의 증가와 더불어 다양한 라이프스타일 변화가 나타나면서, 인테리어에 대한 관심과 수요가 빠르게 증가하고 있습니다. 하지만 일반적으로 다양한 인테리어 스타일에 대한 정보를 쉽게 얻기 어렵고, 대부분의 가구와 인테리어 제품들은 고가인 경우가 많아 새로운 시도를 하거나 도전하기에 부담을 느낄 수 있습니다.  이 문제를 해결하기 위해, 본 프로젝트는 생성형 AI 기술을 활용한 인테리어 디자인 서비스를 제공하고자 합니다. 사용자가 간단히 공간 이미지, 레이아웃, 텍스트 프롬프트 등을 입력하기만 하면, 이를 바탕으로 적합한 인테리어 설계 이미지와 함께 추천 제품 정보를 제공받을 수 있습니다. 이 서비스를 통해 사용자는 인테리어 전문가의 도움 없이도 다양한 스타일을 자유롭게 시도할 수 있고, 높은 비용 부담 없이 자신만의 개성과 라이프스타일을 반영한 맞춤형 공간을 완성할 수 있습니다. |
| **목표** | * 사용자가 인테리어 전문가의 도움 없이도 간단한 입력만으로 자신만의 공간을 설계할 수 있음 * 고가의 가구나 제품 구매에 대한 부담을 줄이고, 가상으로 여러 스타일을 시도해볼 수 있음 * 초기에는 1인 가구를 타겟으로 한 웹 서비스를 제공하며 사용자 접근성을 늘림 * 이후 다양한 스타일과 트랜드를 반영하도록 AI 모델 지속적으로 업데이트하여 사용자 만족도를 높이고자 함 |

**2. 서비스 개요**

|  |  |
| --- | --- |
| **서비스 설명** | 생성형 AI를 기반으로 **인테리어 디자인 이미지를 생성**하고, 이를 바탕으로 **맞춤형 제품을 추천**해주는 기능을 제공합니다.  사용자가 공간 이미지, 레이아웃, 텍스트 프롬프트를 입력하면, 생성형 AI는 이를 바탕으로 다양한 인테리어 설계 이미지를 생성합니다. 생성된 이미지를 바탕으로 유사한 가구 및 제품을 추천하며, 제품의 가격대, 구매 링크 등을 함께 제공해 사용자가 필요한 아이템을 손쉽게 구매할 수 있도록 지원합니다.  작은 공간에서도 자신만의 스타일을 표현하고자 하는 1인 가구 및 자취생이나 다양한 인테리어 스타일에 관심 있는 사람들, 자신의 가게를 전문가의 도움 없이 저렴하게 인테리어 디자인을 시도해보고자 하는 초보 자영업자들을 대상으로 합니다 |
| **서비스 구조** | 웹 기반 서비스 제공   * Input: Image, Layout Text Prompt … * Output: Generated Image, Recommended Product Catalog |

**3. 기술 스택**

|  |  |
| --- | --- |
| **AI 모델** | **생성형 AI (Inference-only)**  *GLIGEN* (<https://github.com/gligen/GLIGEN>)   * (Grounded Image + B-box + Text Prompt) Pretrained Model * (B-box + Text Prompt) Pretrained Model * (Canny Edge + Text Prompt) Pretrained Model   *Layout Diffusion* (<https://github.com/ZGCTroy/LayoutDiffusion>) → Option   * (B-box + Text Prompt) Pretrained Model   **객체 탐지 AI (Train and Inference)**  *Yolo-V11* (<https://github.com/ultralytics/ultralytics>) → Fine-tuning  *DETR* (<https://github.com/facebookresearch/detr>) → Option  **특징맵 추출**  Pretrained VGG16 / ResNet … 기타 Backbone model 사용 |
| **기술 아키텍처** | **Sqlite**  **Streamlit** |
| **배포 및  운영 계획** | **Streamlit으로 웹 배포** |

**4. 데이터 계획**

|  |  |
| --- | --- |
| **데이터  정의 및 출처** | **Indoor Object & Furniture Dataset**   * <https://universe.roboflow.com/snap-ar-p8czl/dementia-amadz> * <https://storage.googleapis.com/openimages/web/factsfigures_v7.html> * <https://www.kaggle.com/datasets/itsahmad/indoor-scenes-cvpr-2019/data> * <https://cvml.comp.nus.edu.sg/furniture/index.html> |
| **데이터 처리** | **Image Pre-processing**  사무용 가구로 한정하여 객체 탐지 AI 모델 학습을 위한 데이터 셋 준비.  **Building Database**  Bonn Furniture Dataset 기반으로 제품 정보가 담긴 DB 구축. 가격대와 제품 이름은 임의로 생성. 이미지는 Blob 형태로 저장.  *Product Information Database*   * Index (numeric) * Category (string) * Product Name (string) * Price (numeric) * Image (Blob) |

**5. 서비스화 구현 단계**

|  |  |
| --- | --- |
| **프로토 타입 개발 단계** | **1. 가구 이미지 생성 (Image Generation)**  사전 학습된 GLIGEN 모델을 활용해 가구 객체 이미지 생성 가능 확인.   * Grounded Image: 빈 방의 배경 이미지 (Fixed) * Condition 1. Layout: Bounding Box, 객체가 위치할 공간 (Fixed) * Condition 2. Phrase: Class Name, 가구 객체의 이름 (Fixed) * Condition 3. Prompt: Text Prompt, 스타일 키워드 프롬프트 (Control) * Condition 4. Guidance Scale (Control) * Condition 5. Beta (Control)   스타일 프롬프트, 이미지 생성에 제약을 주는 정도 (condition 4, 5)를 바꿔가며 이미지 생성해보고, 최적의 결과 찾기  [생성된 이미지 예시]  **2. 가구 객체 탐지 (Object Detection)**  YOLO 기반 모델을 활용해 가구를 잘 탐지하는지 확인. 수집하고 전처리 된 가구 데이터셋을 기반으로 사전 학습된 YOLO 모델을 도메인에 맞게 fine-tuning할 예정  [가구 객체 탐지 예시]  **3. 유사한 가구 제품 추천 (Image Retrieval)**  1에서 생성된 가구 이미지와 2에서 검출된 bounding box를 활용해 생성된 이미지 만을 잘라내고, 생성된 이미지와 DB에 저장된 제품 이미지의 특징맵을 추출해 유사한 이미지 탐지 → 주관적 성능 평가  [유사한 가구 제품 추천 예시 (사전 학습된 VGG16 사용)] |
| **MVP 개발** | **최소 기능 1. 가구 이미지 생성**  Input -   * Grounded Image: 빈 방의 배경 이미지 * Condition 1. Layout: Bounding Box, 객체가 위치할 공간 * Condition 2. Phrase: Class Name, 가구 객체의 이름 * Condition 3. Prompt: Text Prompt, 스타일 키워드 프롬프트   Output -   * Generated Image: 빈 방의 Bounding Box 위치에 스타일 키워드 프롬프트가 적용된 가구 이미지가 생성됨   **(Optional) 가구 객체 탐지**  **최소 기능 2. 유사한 가구 추천**  Input -   * Generated Image: 생성된 가구 이미지 * Product Image: DB에 저장된 실제 가구 이미지   Output -   * Product Catalog (List): Feature 비교를 통해 생성된 이미지와 가장 유사한 3~5개의 제품 정보 출력   [웹 배포 계획 (초기 디자인)] |
| **주요 마일스톤 및 일정** | |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  | 11/25~29 | 12/2~6 | 12/9~13 | 12/16~20 | 12/23~27 | | 데이터 수집 및 전처리 |  |  |  |  |  | | 가구 이미지 생성 |  |  |  |  |  | | 가구 객체 인식 |  |  |  |  |  | | 유사한 제품 탐색 |  |  |  |  |  | | 웹 개발 및 배포 |  |  |  |  |  | | 최종 발표 준비 |  |  |  |  |  | |

**6. 기대 효과**

|  |  |
| --- | --- |
| **업데이트 및 개선 계획** | **기대 효과**  소비자   * 맞춤형 가구 추천: 인테리어 초보자들도 자신의 공간에 잘 맞는 가구를 찾는데 걸리는 시간을 절약할 수 있음 * 추가 비용 손실 방지: 구매 실패로 인한 교환/환불 비용 및 재구매 시간 손실을 방지   가구 브랜드 및 플랫폼   * 매출 증대: 소비자의 가구 브랜드에 대한 신뢰도와 만족도를 향상 시켜 매출 증대 * 중소 브랜드와 상생: 가구 플랫폼을 통해 소비자의 디자인 욕구를 만족시킬 수 있는 다양한 가구 브랜드와 상생 * 풍부한 소비자 경험 제공: 소비자가 인테리어에 참여할 수 있는 기회를 제공하며 브랜드 마케팅으로 발전시킬 수 있음   **이미지 생성 및 검색 성능의 향상**   1. 이미지 생성: 가구에 보편적으로 사용하는 Modern Style과 같은 키워드는 전체적인 스타일 및 디자인을 구상하기에 모호한 측면이 있음. → 가구 객체 이미지 생성 모델에 맞는 프롬프트로 재 학습하는 방향 (다만, 시간 / 리소스 제약이 큼) 2. 이미지 검색: 사전 학습된 VGG16을 사용할 경우, 유사한 이미지를 잘 찾아주는 것으로 보임. → 다만, 성능 개선을 위해, 유사한 이미지는 Embedding Space 상에 동일한 곳에 위치하도록 metric learning으로 학습한 모델 사용할 예정   **프로젝트 방향성**   1. 객체 탐지의 필요성:   복잡한 객체일수록 객체 탐지 성능이 떨어짐 → 객체 탐지의 결과를 활용해 생성된 가구 객체를 잘라내는데 사용할거면, 유저로부터 입력 받은 Bounding box를 활용하는 것이 합리적. 따라서, 객체 탐지 모델을 제거하고, 이미지 생성 후 유사 제품 탐지, 2단계로 진행할 예정 |

**7. 참고 자료**

|  |  |
| --- | --- |
| **참고 자료** | **논문**   * GLIGEN : LI, Yuheng, et al. Gligen: Open-set grounded text-to-image generation. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023. p. 22511-22521. * Layout Diffusion : ZHENG, Guangcong, et al. Layoutdiffusion: Controllable diffusion model for layout-to-image generation. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023. p. 22490-22499. * HViT : ERMOLOV, Aleksandr, et al. Hyperbolic vision transformers: Combining improvements in metric learning. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2022. p. 7409-7419. * SimSiam : CHEN, Xinlei; HE, Kaiming. Exploring simple siamese representation learning. In: Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021. p. 15750-15758. * SEEM : ZOU, Xueyan, et al. Segment everything everywhere all at once. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 36. * ViewDIFF: HÖLLEIN, Lukas, et al. Viewdiff: 3d-consistent image generation with text-to-image models. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2024. p. 5043-5052. * TIGeR : QU, Leigang, et al. Unified Text-to-Image Generation and Retrieval. arXiv preprint arXiv:2406.05814, 2024. * Bonn Dataset : AGGARWAL, Divyansh, et al. Learning style compatibility for furniture. In: Pattern Recognition: 40th German Conference, GCPR 2018, Stuttgart, Germany, October 9-12, 2018, Proceedings 40. Springer International Publishing, 2019. p. 552-566   **통계 자료, 참고한 사이트**   * 통계청, 2024년 1월/4월/7월/10월 온라인 쇼핑 동향 * 3D 공간데이터 플랫폼 어반베이스, 2019년 온라인 인테리어 가구/소품 구매 경험 만족도 조사 * 아키스케치 : https://www.archisketch.com/kr/ai-interior * 오늘의 집 : https://ohou.se/ |