

# 세탁법 추천 시스템



## 1. 프로젝트 주제

### YOLO 기반 얼룩 및 세탁 기호 인식과 LLM을 활용한 자연어 세탁 가이드 생성 시스템 개발

본 프로젝트는 사용자가 촬영한 의류 사진에서 YOLOv8을 통해 얼룩과 세탁 기호를 탐지 및 분류하고, 그 결과를 바탕으로 \*\*프롬프트 엔지니어링 기반 LLM(Local Language Model)\*\*을 활용하여 문맥에 맞는 자연어 세탁법을 자동으로 안내하는 종합형 세탁법 추천 시스템입니다.

이 시스템은 얼룩의 종류와 세탁 라벨 기호 간의 조합을 해석하여, 비전문가도 직관적으로 이해 가능한 문장 형태의 세탁 가이드를 제공합니다. 실생활 속 의류 관리 오류를 줄이고, 스마트한 세탁 결정을 돕기 위한 AI 기반 의류 관리 도우미입니다.

## 2. 프로젝트 제안 배경

### 사회적/서비스적 문제 인식

- 의류에 생긴 얼룩은 종류에 따라 제거 방식이 상이하며, 잘못된 방법은 옷을 손상시킴
- 대부분의 소비자는 세탁 기호에 대한 정확한 이해가 부족하며, 얼룩과 세탁 기호를 동시에 고려한 세탁법 결정에 어려움을 겪음
- 옷을 세탁하기 전에 구글 검색이나 커뮤니티 질문에 의존하는 경우가 많고, 정보의 신뢰도도 불확실

- 얼룩 정보와 세탁 기호를 동시에 고려해 세탁 방법을 안내하는 종합 시스템은 부재

## 기술적 문제 인식

- 얼룩과 세탁 기호는 시각적 정보로 구성되므로, 다중 객체 인식 및 분류를 통한 얼룩 분류, 기호 탐지 및 분류가 필요함
- 각 예측 결과를 기반으로 세탁법을 자동으로 생성하는 LLM 응용 시스템은 실증 사례가 거의 없음
- 시스템이 단순히 예측에 그치지 않고, 유연한 언어 생성과 사용자 중심의 피드백을 결합해야 실용성이 높음

## 3. 사용 개념 및 핵심 기술

- 객체 탐지 및 분류 (Computer Vision): YOLOv8 기반으로 모델을 학습시켜 얼룩 분류, 세탁 기호 탐지 및 분류를 수행
- 프롬프트 기반 자연어 생성 (LLM): 예측된 얼룩 및 기호 결과를 기반으로 프롬프트 템플릿을 구성하고, 로컬 환경에서 실행 가능한 한국어 LLM( `kanana-nano-2.1b-base` )을 통해 자연어 세탁 가이드를 생성
- 이미지 데이터 구축: 웹 크롤링으로 수집한 얼룩 및 세탁 기호 이미지에 YOLO 포맷 라벨링 적용
- 성능 최적화: PyTorch + CUDA를 활용하여 YOLO 모델 및 LLM의 추론 속도 개선 및 실시간 응답 지원

## 4. 실험 계획 및 구성 전략

목표	기술 방식	설정 이유
얼룩 및 세탁 기호의 정확한 인식	YOLOv8 기반 객체 탐지 및 분류 모델 활용	얼룩은 분류, 세탁 기호는 탐지 방식으로 처리하되 동일한 모델 구조를 통해 일관된 학습 체계 유지
세탁 정보 처리 흐름 유연화	<code>stain_only</code> , <code>label_only</code> , <code>stain_and_label</code> 분석 모드 분기 처리	입력 이미지 종류에 따라 예측 및 문장 생성 경로를 다르게 적용하여 불필요한 연산 최소화
도메인 특화 데이터 확보	웹 크롤링 + 수작업 라벨링 기반 커스텀 이미지셋 구축	실제 사용 사례와 유사한 이미지로 학습하여 일반화 성능 강화

자연스러운 문장 출력	JSON 기반 세탁 지식베이스 설계 + 프롬프트 템플릿 구성	조합 가능한 다양한 예측 결과에 대해 일관성 있는 세탁 가이드 문장을 출력하도록 설계
모델 효율 및 속도 확보	전이 학습 기반 YOLOv8 모델 학습 및 GPU 추론 구조	학습 효율과 실시간 응답 속도 확보를 동시에 달성하기 위한 선택
사용자 이해도 향상	프롬프트 기반 자연어 출력 LLM 연동	복잡한 결과를 요약된 자연어 문장으로 제공하여 직관적인 사용자 경험 제공

## 5. 실험 프로세스

### 1) 얼룩 및 세탁 기호 데이터셋 구축 및 전처리

#### 처리 방식

- 웹에서 얼룩 및 세탁 기호 이미지를 **직접 크롤링**하여 수집
- YOLO 학습을 위해 각 이미지에 대해 **수작업 바운딩박스 라벨링**
- 라벨 포맷은 YOLOv8 규격 ( `class x_center y_center width height` )
- 고해상도 학습을 위해 이미지 해상도를 최대 **2048px**까지 유지
- **클래스 불균형** 보완을 위해 소수 클래스 중심으로 **증강** 수행
  - 예: 회전, 확대, 채도 변화 등

#### 설계 이유

- 도메인 특화 데이터를 직접 구축함으로써 실사용 환경 유사도를 높임
- YOLOv8 모델 성능 극대화를 위해 라벨 품질 확보가 중요
- 고해상도 유지 및 증강을 통해 탐지 정확도 향상 도모

### 2) YOLOv8 기반 얼룩 및 세탁 기호 모델 학습

#### 처리 방식

- **얼룩 모델**: `YOLOv8s` 기반, 1600px 입력, `batch=2`
  - 증강: erasing, perspective, scale, flip 등 얼룩 탐지에 최적화
- **세탁 기호 모델**: `YOLOv8m` 기반, 2048px 입력, `batch=4`
  - 증강: mosaic, mixup, rotation 등 복합기호 탐지에 최적화

- 두 모델 모두 **전이 학습** 방식으로 학습 시작
  - `yolov8s.pt`, `yolov8m.pt` 를 사전학습 모델로 사용

## 설계 이유

- 얼룩과 기호 모두 **객체 탐지와 분류가 동시에 필요한 작업**으로 YOLOv8이 적합
  - 얼룩은 단일 객체, 기호는 다중 객체로 구성되어 각각 다른 모델 사이즈와 증강을 적용
  - 전이 학습을 통해 소량 데이터에서도 일반화 성능 확보
- 

## 3) 입력 이미지 분기 처리 및 예측 결과 구성

### 처리 방식

- `stain_only` : 얼룩 이미지만 입력 → 얼룩 인식 + 세탁법 추천
- `label_only` : 기호 이미지만 입력 → 세탁 기호 인식 + 세탁법 추론
- `stain_and_label` : 둘 다 입력 → 병합하여 자연어 가이드 생성
- 결과는 JSON 형식으로 통합 구성
  - `detected_stain`, `washing_instructions`, `output_image_path` 등 포함

### 설계 이유

- 사용자 입력 상황에 따라 유연하게 분석을 수행하도록 설계
  - 세탁기호가 없는 경우나 얼룩이 없는 경우에도 단일 이미지 분석 가능
  - 일관된 JSON 포맷은 후속 LLM 연동 및 프론트엔드 연결에 유리
- 

## 4) 자연어 세탁 가이드 생성 (LLM 연동)

### 처리 방식

- 세탁 지식베이스(JSON)에서 얼룩명 및 기호 설명 추출
- 분석 타입에 따라 프롬프트를 다르게 구성
  - `stain_only` : 얼룩명 + 제거법
  - `label_only` : 기호명 + 설명
  - `stain_and_label` : 얼룩명 + 제거법 + 세탁기호 설명
- LLM은 로컬에 저장된 `kanana-nano-2.1b-base` 모델을 GPU 기반으로 실행

## 설계 이유

- 다양한 조건에 따른 세탁 정보를 사용자가 **직관적으로 이해할 수 있도록** 문장화
- LLM 기반 출력은 rule-based 출력보다 **표현 다양성 및 유연성** 확보에 효과적
- 로컬 모델 사용으로 API 비용 없이 높은 응답 속도와 보안 유지

## 6. 실험 결과 및 학문적 고찰

### 얼룩 분류 모델 (Stain Classification YOLOv8)

YOLOv8 모델을 활용해 얼룩 객체의 위치와 종류를 동시에 탐지 및 분류하였다. 기존 분류 모델(CNN 기반)과 달리, 단일 프레임워크 내에서 **객체 탐지 및 클래스 분류를 통합 수행**하는 구조를 채택하였다.

### 클래스별 성능 지표

클래스	샘플 수	Top-1 정확도	Top-3 정확도
blood	13	84.62%	84.62%
coffee	15	93.33%	93.33%
earth	9	100.00%	100.00%
ink	13	84.62%	92.31%
kimchi	13	61.54%	61.54%
lipstick	6	83.33%	83.33%
mustard	3	100.00%	100.00%
oil	10	100.00%	100.00%
wine	10	90.00%	90.00%
전체 평균	<b>92</b>	<b>86.96%</b>	<b>88.04%</b>

### 모델 학습 및 설정 요약

- 입력 해상도: 1600px (고해상도 얼룩 대응)
- 사용 모델: YOLOv8s (사전학습 모델 기반 전이 학습)
- 증강 기법: Erasing, HSV, Shear, Perspective, Flip 등
- 최종 성능 요약:
  - **Top-1 정확도: 86.96%**

- **Top-3 정확도:** 88.04%
- **평균 추론 시간:** 약 22ms/image (GPU 환경 기준)

## 고찰

- 클래스 수가 적은 경우 (예: mustard, lipstick)에도 **데이터 불균형을 증강으로 보완**하여 높은 정확도를 달성.
- kimchi와 같은 복잡한 얼룩은 색상 유사도 및 분포 특성상 **혼동이 발생**하며, 이에 따라 향후 **유사 클래스 간 구분 증강 전략**이 필요함.
- YOLO 기반 탐지-분류 통합 구조는 별도의 crop 없이 전체 이미지 내 얼룩 탐지와 분류를 동시에 수행함으로써 **엔드투엔드 서비스 구조에 최적화**됨.

## 세탁 기호 탐지 모델 (Symbol Detection YOLOv8)

복수의 세탁 기호가 포함된 이미지로부터 **다중 객체 탐지 및 클래스 분류**를 수행하기 위해 YOLOv8m 모델을 활용하였다. OCR 기반 접근과 달리, 기호 모양에 특화된 탐지기로써 고정된 인식 정확도와 위치 탐지를 동시에 달성하였다.

## 최종 성능 지표 (Zero AP 클래스 제외 기준)

항목	값
정확도 (mAP@0.5)	72.89%
평균 정확도 (mAP@0.5:0.95)	53.23%
정밀도 (Precision)	70.92%
재현율 (Recall)	65.22%
평균 추론 시간	123.3ms
테스트 이미지 수	139장

## 고찰

- Mosaic, Mixup, Shear 등의 다양한 증강 기법을 통해 실제 라벨 이미지의 복잡성을 **강건하게 대응**할 수 있었다.
- 세탁 기호의 **기하학적 형태 차이**는 YOLO의 공간적 필터링에 적합하였으며, **기호 정확도 및 다중 탐지율이 우수**함.
- 일부 클래스는 학습 데이터의 희소성으로 인해 성능이 낮아졌으며, Zero AP 클래스에 대해선 향후 **데이터 수집 및 class merging 전략**이 필요하다.

## 종합 고찰 및 비교 분석

항목	얼룩 모델 (YOLOv8s)	세탁 기호 모델 (YOLOv8m)
주요 기능	탐지 + 클래스 분류	다중 탐지 + 클래스 분류
정확도 지표	Top-1: 86.96%	mAP@0.5: 72.89%
평균 추론 시간	22ms/image	123.3ms/image
특징	객체 크기 다양성, 단일 객체 탐지	다중 객체 동시 탐지, 고해상도 요구
학습 입력	1600px + Erasing 외	2048px + Mosaic, MixUp 등

- 두 모델 모두 **YOLOv8의 전이 학습 구조**를 바탕으로 설계되었으며, 탐지와 분류를 통합함으로써 **간결하고 실시간 처리 가능한 아키텍처**를 구성하였다.
- 얼룩 모델은 Top-N 분류 결과를 통해 **세탁법 후보 다양성을 제공**, 기호 모델은 인식된 기호에 따라 **세탁 제한 조건을 판단**함으로써 서로 다른 역할을 수행한다.
- 성능 지표와 추론 속도는 실제 **Spring/FastAPI 기반 AI 백엔드 서비스에서 실시간 추론 가능한 수준**임을 확인하였다.

## 한계점 및 기술적 고려 사항

- **Zero-Shot 대응 한계**

→ YOLO 기반 모델은 미리 학습된 클래스 외의 얼룩 및 세탁 기호에 대해 예측이 불가능하며, 실제 환경에서의 신규 라벨 대응에 제약 존재

- **얼룩·기호 인식 정확도의 한계**

→ 세탁 기호 일부 클래스는 데이터 수 부족 및 유사도 높은 시각적 형태로 인해 탐지/분류 정확도(mAP)가 낮게 나타남 (예: 손세탁 vs 일반세탁)

- **LLM 생성 결과의 일관성 이슈**

→ 동일한 입력에 대해서도 LLM 기반 문장 생성 결과가 미세하게 달라질 수 있으며, 특정 조합의 경우 비직관적인 문장이 출력될 가능성 존재

- **고해상도 이미지 처리의 연산 부담**

→ YOLOv8의 1600~2048px 이미지 입력은 학습 및 추론 시 GPU 메모리 소모가 커서 추론 속도 개선 및 경량화 필요

- **데이터셋 구축 비용 및 범위 한계**

→ 모든 세탁 기호 및 얼룩 조합을 포괄하기 어려워 현실의 모든 상황을 반영하지는 못하며, 크롤링 기반 이미지의 도메인 편향 가능성 존재

## 6.4 참고 문헌 및 기술 기반

[1] Yaseen, M.,

**"What is YOLOv8: An In-Depth Exploration of the Internal Features of the Next-Generation Object Detector"**, 2024.

<https://arxiv.org/abs/2408.15857>

[2] Kanana LLM Team,

**"Kanana: Compute-efficient Bilingual Language Models"**, 2025.

<https://arxiv.org/abs/2502.18934>

[3] Zhang, H., et al.,

**"Bag of Freebies for Training Object Detection Neural Networks"**, 2021.

<https://arxiv.org/abs/1902.04103>

[4] OpenAI,

**"Training Language Models to Follow Instructions with Human Feedback"**, 2022.

<https://arxiv.org/abs/2203.02155>

[5] Brown, T., et al.,

**"Language Models are Few-Shot Learners"**, 2020.

<https://arxiv.org/abs/2005.14165>

---

## 7. 향후 연구 및 확장 방향

- **실생활 기반 세탁 문장 생성 질의 시스템 확장**

→ 자연어 질의(예: "잉크 얼룩인데 손세탁만 가능해요") 입력 시, 얼룩 분석 없이도 직접적 세탁 가이드 생성

- **복합 요인 기반 세탁 판단 모델 연구**

→ 옷의 소재, 얼룩 종류, 세탁기호 등 복수 조건 간 세탁 가능성/불가 조건을 추론하는 의사결정 시스템 설계

- **지식 그래프 기반 세탁 규칙 시스템 구축**

→ JSON 세탁법에서 확장하여 기호 간 관계 및 조건 논리를 표현하는 RDF/Neo4j 기반 그래프 DB 연계

- **도메인 특화 LLM 압축 및 최적화 연구**



→ 소형 LLM에 세탁 도메인 지식 삽입 후, **prompt-free** 방식의 자동 세탁 문장 생성 구조로 확장

- **시각-텍스트 멀티모달 모델 통합 구조 설계**

→ 기호와 얼룩 이미지를 동시에 인식하고, 이를 종합적으로 해석하여 세탁법을 판단하는 멀티모달 인퍼런스 구조 연구

- **고도화된 사용자 맞춤형 세탁 가이드 시스템 개발**

→ 사용자 의류 구매 내역, 세탁 선호도(온도, 손세탁 선호 등) 기반의 개인화된 세탁 가이드 제공 모델로 발전 가능