

# Fetpal - YOLO 모델 정의서

4차 스프린트 발표 (2025.11.14)

최종 발표: 2025-11-21



## 문서 개요

이 문서는 Fetpal 프로젝트의 **YOLO 기반 객체 탐지** 시스템을 설명합니다.

반려동물의 피부질환, 안구질환, 건강상태를 이미지로 분석하는 AI 모델에 대한 기술  
명세입니다.



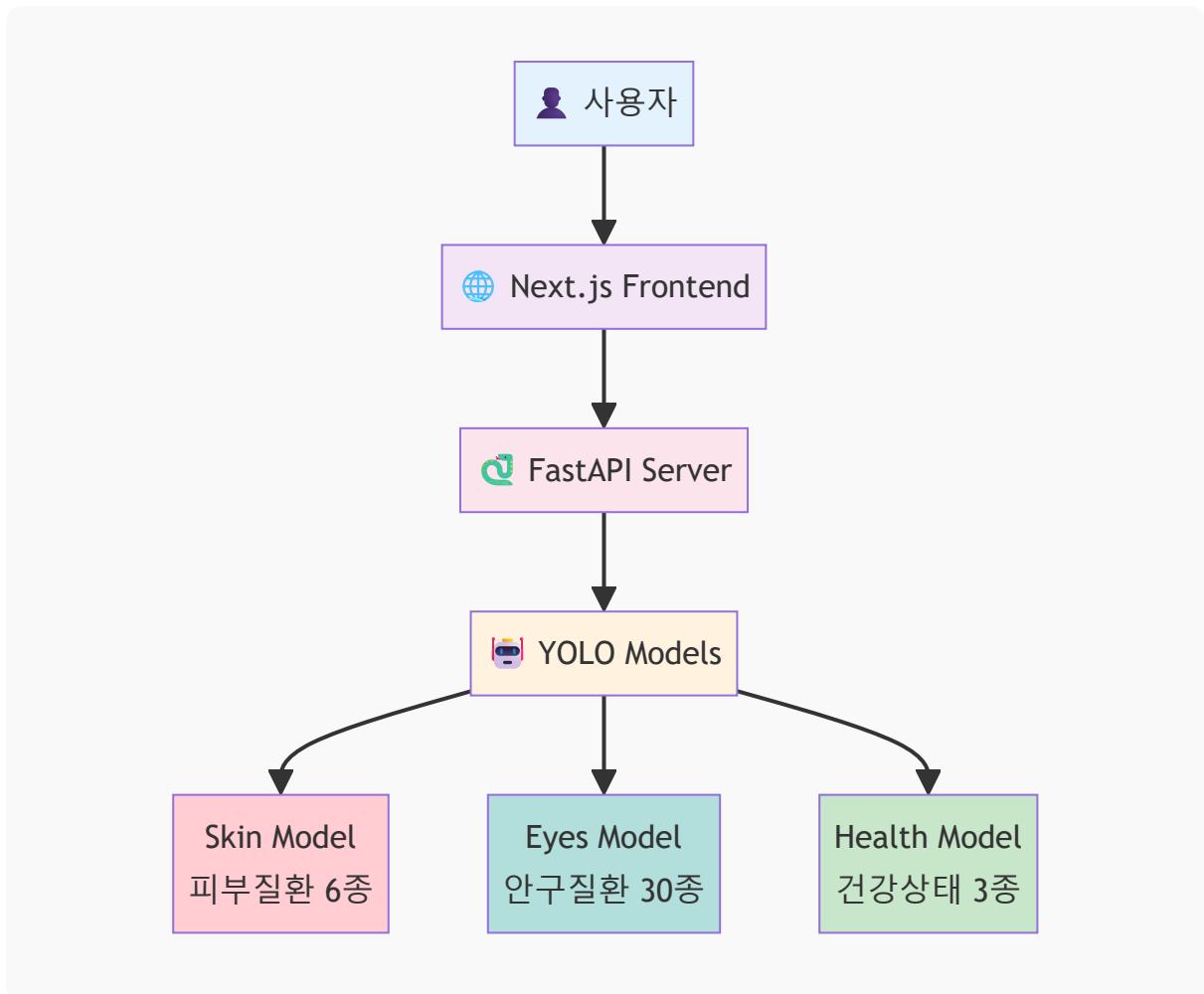
## 프로젝트 개요

### 핵심 기능

#### 🔍 YOLO 기반 객체 탐지

- 3개 독립 모델로 다양한 질환 감지
- FastAPI 서버를 통한 추론 서비스
- 이미지에서 바운딩 박스 + 신뢰도 반환

### 시스템 구성



## 모델 성능 요약

모델명	탐지 대상	클래스 수	데이터셋 규모	성능 (mAP50)
Skin Model	피부질환	6개	232,253개	18.3%
Eyes Model	안구질환	30개	217,547개	25.4%
Health Model	건강상태	3개	108,000개+	88.2%

### 💡 용어 설명

- **mAP50:** IoU(Intersection over Union) 임계값이 50%일 때의 평균 정밀도 (Mean Average Precision)

- 쉽게 말하면: AI가 그린 박스와 정답 박스가 50% 이상 겹칠 때를 맞다고 판단하는 정확도
- 0~100% 범위이며, 높을수록 좋음
- **클래스**: 모델이 구분할 수 있는 질환의 종류 개수

## 📌 목차

1. 모델 공통 사양
2. Skin Model - 피부질환
3. Eyes Model - 안구질환
4. Health Model - 건강상태
5. 데이터셋 구조
6. YOLO 모델 시스템 아키텍처
7. 성능 분석

## 1. 모델 공통 사양

### 1.1. YOLOv8m 아키텍처

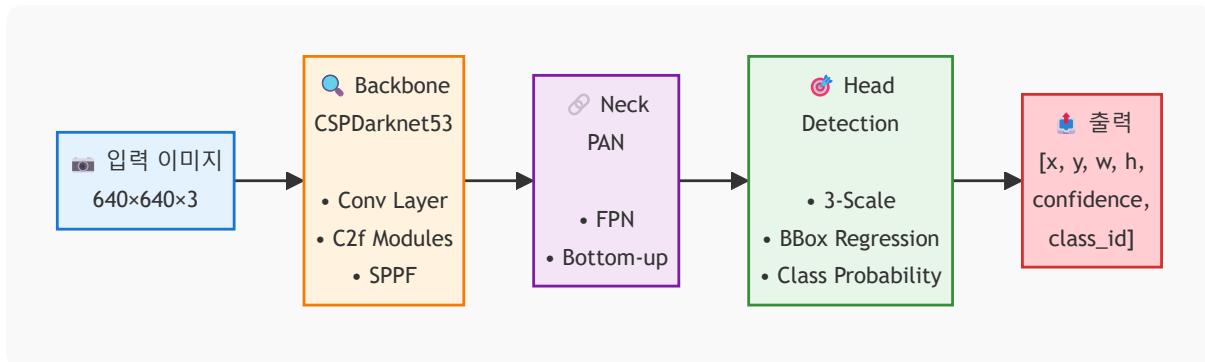
항목	내용
모델 아키텍처	YOLOv8m (You Only Look Once v8 Medium)
모델 유형	객체 탐지 (Object Detection) - 이미지에서 물체를 찾아내고 위치를 표시

항목	내용
프레임워크	Ultralytics YOLO - YOLO 모델을 쉽게 사용할 수 있게 만든 라이브러리
입력 크기	640 × 640 pixels - 모델에 넣기 전 이미지 크기 조정
출력 형식	Bounding Box(박스 좌표) + 클래스 확률 + 신뢰도
파라미터 수	약 25.9M - 모델이 학습하는 변수 개수 (많을수록 성능 높지만 무거움)
학습 환경	NVIDIA RTX 4060 (8GB VRAM) - GPU 그래픽카드

## 1.2. 모델 구조

### 💡 YOLOv8m의 3단계 구조

- **Backbone**: 이미지에서 특징을 추출 (눈, 코, 귀 같은 특징 찾기)
- **Neck**: 다양한 크기의 특징을 결합 (작은 것~큰 것 모두 감지)
- **Head**: 최종 예측 (여기가 질환이다! 박스 그리기)



### 주요 레이어 구성:

- **Backbone**: CSPDarknet53 (특징 추출)

- **Neck**: PANet (다중 스케일 특징 융합)
- **Head**: Decoupled Head (분류 + 위치 예측 분리)

### 1.3. 손실 함수 (Loss Function)

**💡 손실 함수란?** AI 모델이 얼마나 틀렸는지 측정하는 지표입니다. 값이 작을수록 모델이 잘 학습되고 있다는 뜻입니다.

# YOLO는 3가지 손실 함수를 결합하여 사용

$$\text{Total\_Loss} = \lambda_1 \cdot \text{Box\_Loss} + \lambda_2 \cdot \text{Class\_Loss} + \lambda_3 \cdot \text{DFL\_Loss}$$

#### 1. Box Loss (Bounding Box Loss) - 박스 위치 오차

- CiOU Loss (Complete Intersection over Union)
- 바운딩 박스 위치와 크기의 정확도 측정
- 쉽게 말하면: AI가 그린 박스가 정답 박스와 얼마나 잘 맞는지 계산

#### 2. Class Loss (Classification Loss) - 분류 오차

- Binary Cross Entropy Loss
- 클래스 분류 정확도 측정
- 쉽게 말하면: "이게 구진인지 농포인지" 제대로 맞췄는지 계산

#### 3. DFL Loss (Distribution Focal Loss) - 객체 탐지 오차

- 객체 존재 확률 측정
- 배경과 객체를 구분
- 쉽게 말하면: 여기에 진짜 질환이 있는지 없는지 판단하는 정확도

## 2. Skin Model - 피부질환

### 2.1. 모델 개요

항목	내용
모델 파일	skin_yolov8m_best.pt (52MB)
학습 기간	28 Epochs, 약 38시간
클래스 수	6개
데이터셋	232,253개 이미지
최종 mAP50	18.3%

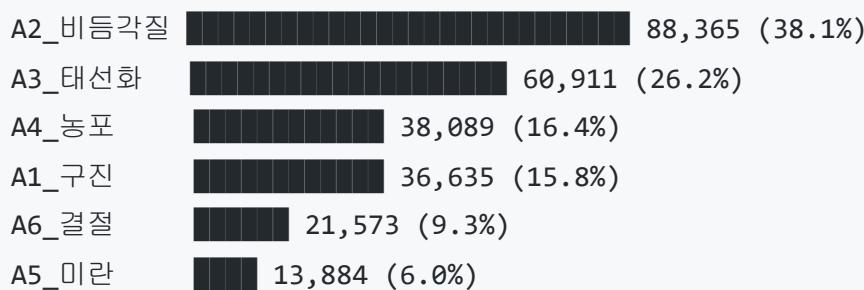
### 2.2. 학습 클래스 정의 (6개)

```
# 클래스 ID와 질환명 매핑
class_mapping = {
    0: 'A1_구진_플라크',           # Papule & Plaque
    1: 'A2_비듬_각질_상피성잔고리', # Dandruff & Scale
    2: 'A3_태선화_과다색소침착',   # Lichenification & Hyperpigmentation
    3: 'A4_농포_여드름',          # Pustule & Acne
    4: 'A5_미란_궤양',            # Erosion & Ulcer
    5: 'A6_결절_종괴'             # Nodule & Mass
}
```

### 2.3. 클래스별 특징

클래스 ID	질환명	주요 특징	데이터 개수
0	A1_구진플라크	피부 위 돌출된 구진, 편평한 플라크	36,635개
1	A2_비듬각질_상피성 잔고리	각질, 비듬, 하얀 상피성 잔고리	88,365개
2	A3_태선화과다색소침착	피부 두꺼워짐, 색소 침착	60,911개
3	A4_농포여드름	화농성 병변, 고름 형성	38,089개
4	A5_미란궤양	표면 손상, 궤양, 상처	13,884개
5	A6_결절종괴	깊은 결절, 종괴, 덩어리	21,573개

## 2.4. 데이터 분포



## 2.5. 하이퍼파라미터 설정

 **하이퍼파라미터란?** 모델 학습 전에 사람이 직접 설정해주는 값들입니다.  
요리할 때 불 세기, 시간 조절하는 것과 비슷합니다.

```

# Skin Model 학습 설정
epochs: 28 # 전체 데이터를 28번 반복 학습
batch_size: 8 # 한 번에 8장씩 이미지를 학습 (GPU 메모리에 따라 조정)
image_size: 640 # 이미지를 640x640 크기로 조정
optimizer: SGD # 최적화 알고리즘 (경사하강법)
lr0: 0.01 # 초기 학습률 (학습 속도, 너무 크면 불안정, 너무 작으면 느림)
momentum: 0.937 # 관성 (이전 학습 방향을 얼마나 유지할지)
weight_decay: 0.0005 # 가중치 감소 (과적합 방지)

```

## 2.6. 성능 지표

지표	수치	설명
<b>mAP50</b>	18.3%	IoU 50% 기준 평균 정밀도 (박스가 50% 이상 겹치면 맞다고 판단)
<b>mAP50-95</b>	8.3%	IoU 50%~95% 범위의 평균 정밀도 (더 엄격한 기준, 더 정확해야 함)
<b>Precision</b>	31.8%	정밀도: AI가 "질환이다"라고 한 것 중 실제로 맞은 비율
<b>Recall</b>	23.1%	재현율: 실제 질환 중 AI가 찾아낸 비율

### 💡 성능 지표 이해하기

- **mAP50:** 관대한 기준 (박스가 50% 이상만 겹치면 OK)
- **mAP50-95:** 엄격한 기준 (박스가 정확하게 겹쳐야 OK) → 보통 mAP50보다 낮음
- **Precision vs Recall:**
  - Precision 높음 = 거짓 경보가 적음 (AI가 말한 건 대부분 맞음)
  - Recall 높음 = 놓친 게 적음 (실제 질환을 대부분 찾아냄)

## 2.7. 학습 손실 변화

Epoch	Box Loss	Class Loss	DFL Loss	Total Loss
1	2.500	3.772	1.942	8.214
14	2.297	3.135	1.774	7.206
28	2.073	2.531	1.650	6.254

손실 감소율:

- Box Loss: 17.1% 감소
- Class Loss: 32.9% 감소
- DFL Loss: 15.0% 감소

## 3. Eyes Model - 안구질환

### 3.1. 모델 개요

항목	내용
모델 파일	eyes_yolov8m_best.pt (50MB)
학습 기간	28 Epochs, 약 72시간 (3일)
클래스 수	30개
데이터셋	217,547개 이미지
최종 mAP50	25.35%

## 3.2. 학습 클래스 정의 (30개)

```
# 안구질환 클래스 (개 24개 + 고양이 6개)
eyes_classes = {
    # 개 안구질환 (0-23)
    0: '결막염_무', 1: '결막염_유',
    2: '궤양성각막질환_무', 3: '궤양성각막질환_상', 4: '궤양성각막질환_하',
    5: '백내장_무', 6: '백내장_초기', 7: '백내장_비성숙', 8: '백내장_성숙',
    9: '비궤양성각막질환_무', 10: '비궤양성각막질환_상', 11: '비궤양성각막질환_하',
    12: '색소침착성각막염_무', 13: '색소침착성각막염_유',
    14: '안검내반증_무', 15: '안검내반증_유',
    16: '안검염_무', 17: '안검염_유',
    18: '안검종양_무', 19: '안검종양_유',
    20: '유루증_무', 21: '유루증_유',
    22: '핵경화_무', 23: '핵경화_유',
    # 고양이 안구질환 (24-29)
    24: '각막궤양_무', 25: '각막궤양_유',
    26: '각막부골편_무', 27: '각막부골편_유',
    28: '비궤양성각막염_무', 29: '비궤양성각막염_유'
}
```

## 3.3. 클래스 명명 규칙

- 무(無): 질병 없음 (정상)
- 유(有): 질병 있음
- 상(上): 심각도 높음
- 하(下): 심각도 낮음
- 초기/비성숙/성숙: 백내장 진행 단계

## 3.4. 데이터 구성

- 개(Dog) 안구질환: 24개 클래스 (193,134개 이미지)
- 고양이(Cat) 안구질환: 6개 클래스 (24,413개 이미지)

### 3.5. 하이퍼파라미터 설정

```
# Eyes Model 학습 설정  
epochs: 28  
batch_size: 16  
image_size: 640  
optimizer: SGD  
lr0: 0.01  
momentum: 0.937  
weight_decay: 0.0005  
workers: 4
```

### 3.6. 성능 지표

지표	수치	설명
mAP50	25.35%	IoU 50% 기준 평균 정밀도
mAP50-95	21.48%	IoU 50%~95% 범위의 평균 정밀도 (더 엄격한 평가)

### 3.7. 우수 클래스 성능

클래스	mAP50	mAP50-95	특징
백내장_무	49.3%	48.8%	가장 높은 정확도
궤양성각막질환_상	53.4%	53.3%	심각도 높은 질환 검출
백내장_초기	37.4%	36.0%	초기 단계 검출 가능
결막염_유	27.9%	25.1%	일반적 질환 검출

## 4. Health Model - 건강상태

### 4.1. 모델 개요

항목	내용
모델 파일	health_yolov8m_best.pt (52MB)
학습 기간	28 Epochs, 약 21.5시간
클래스 수	3개
데이터셋	108,000개+ 이미지
최종 mAP50	88.2% ★ (가장 높은 성능!)

### 4.2. 학습 클래스 정의 (3개)

```
# 건강상태 클래스
health_classes = {
    0: 'full_body',    # 전신 (Body-Part 01-13)
    1: 'head',         # 두상 (Body-Part 14-19)
    2: 'nose'          # 코/비문 (Body-Part 20)
}
```

### 4.3. 클래스별 특징

클래스 ID	부위명	설명	AI Hub 매팅
0	full_body	반려동물 전신	Body-Part 01-13
1	head	머리/두상	Body-Part 14-19

클래스 ID	부위명	설명	AI Hub 매팅
2	nose	코/비문	Body-Part 20

#### 4.4. 데이터 출처

- AI Hub 반려견, 반려묘 건강정보 데이터
- 반려견: 개체식별, 건강관리용
- 반려묘: 개체식별, 건강관리용

#### 4.5. 데이터 구성

- 훈련 데이터: 약 96,000개
- 검증 데이터: 약 12,000개
- 반려견(Dog): 94%, 반려묘(Cat): 6%

#### 4.6. 하이퍼파라미터 설정

```
# Health Model 학습 설정
epochs: 28
batch_size: 16
image_size: 640
optimizer: SGD
lr0: 0.01
momentum: 0.937
weight_decay: 0.0005
workers: 4
```

#### 4.7. 성능 지표 (우수!)

지표	수치	평가
mAP50	88.2% <span style="color: yellow;">★</span>	매우 우수! (일반적으로 70% 이상이면 실용적)
mAP50-95	77.1%	엄격한 기준에서도 높은 성능 유지

#### 💡 Health Model이 왜 이렇게 높을까?

- 클래스가 3개로 단순 (전신, 머리, 코만 구분)
- 데이터 품질이 우수 (AI Hub 공공 데이터)
- 객체가 명확 (피부 질환처럼 애매한 것이 아님)

## 4.8. 클래스별 성능

클래스	mAP50	mAP50-95	Precision	Recall
full_body	98.8% <span style="color: yellow;">★</span>	95.9%	높음	높음
head	86.8%	71.9%	중간	중간
nose	78.9%	63.5%	보통	보통

## 5. 데이터셋 구조

### 5.1. 통합 데이터셋 통계

모델	전체 이미지	훈련 데이터	검증 데이터	클래스 수
Skin	232,253개	185,802개 (80%)	46,451개 (20%)	6개
Eyes	217,547개	193,134개 (89%)	24,413개 (11%)	30개
Health	108,000+개	~96,000개 (89%)	~12,000개 (11%)	3개
총합	557,800+개	~474,936개	~82,864개	39개

## 5.2. YOLO 라벨 형식

💡 라벨이란? AI에게 "여기에 이런 질환이 있어요"라고 알려주는 정답 파일입니다.

각 이미지마다 `.txt` 파일로 라벨링되어 있습니다:

```
# 파일명: img_0001.txt
# 형식: <class_id> <x_center> <y_center> <width> <height>
# 좌표는 정규화됨 (0.0 ~ 1.0)

0 0.512 0.345 0.123 0.089
2 0.678 0.567 0.145 0.234
```

각 필드 설명:

- `class_id` : 클래스 ID (Skin: 0~5, Eyes: 0~29, Health: 0~2)
- 예: 0 = A1 구진플라크, 2 = A3 태선흐과다색소침착
- `x_center` : 바운딩 박스 중심 X 좌표 (정규화, 0.0~1.0)
- 정규화: 이미지 너비를 1로 봤을 때의 비율
- `y_center` : 바운딩 박스 중심 Y 좌표 (정규화, 0.0~1.0)
- `width` : 바운딩 박스 너비 (정규화, 0.0~1.0)

- `height` : 바운딩 박스 높이 (정규화, 0.0~1.0)

예시 해석:

```
0 0.512 0.345 0.123 0.089
```

→ "A1\_구진\_플라크가 이미지 중앙(0.512, 0.345) 부근에 작은 크기( $0.123 \times 0.089$ )로"

### 5.3. 데이터셋 폴더 구조

```

📁 YOLO_DATASETS/
  └── 📁 SKIN_YOLO_DATASET/
    ├── images/
    │   ├── train/          # 훈련 이미지 (185,802개)
    │   └── val/            # 검증 이미지 (46,451개)
    └── labels/
        ├── train/          # 훈련 라벨 (YOLO 형식)
        └── val/             # 검증 라벨

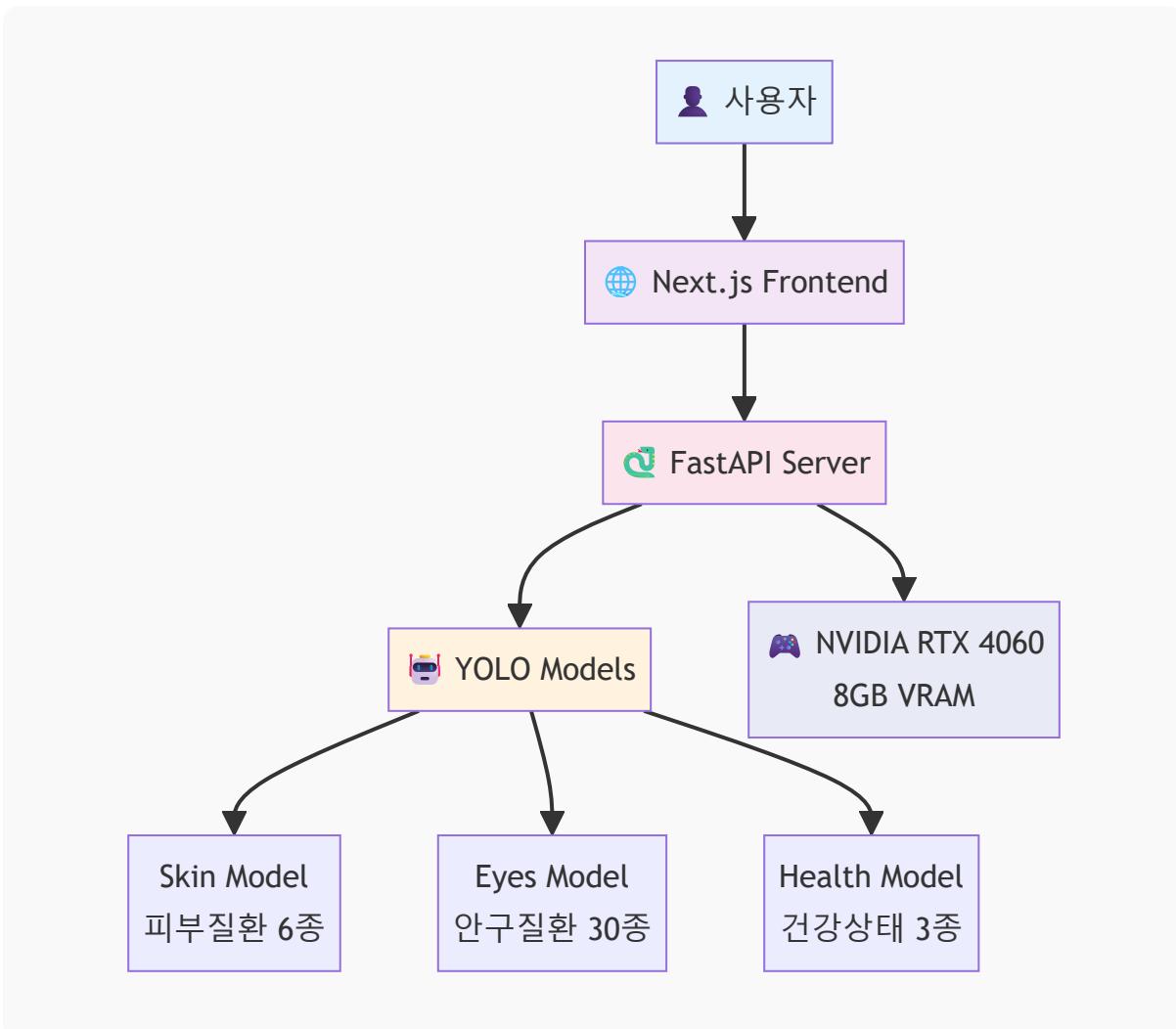
  └── 📁 EYES_YOLO_DATASET/
    ├── images/
    │   ├── train/          # 훈련 이미지 (193,134개 - 개)
    │   └── val/            # 검증 이미지 (24,413개 - 고양이)
    └── labels/
        ├── train/          # 훈련 라벨
        └── val/             # 검증 라벨

  └── 📁 HEALTH_YOLO_DATASET/
    ├── images/
    │   ├── train/          # 훈련 이미지 (~96,000개)
    │   └── valid/           # 검증 이미지 (~12,000개)
    └── labels/
        ├── train/          # 훈련 라벨
        └── valid/           # 검증 라벨

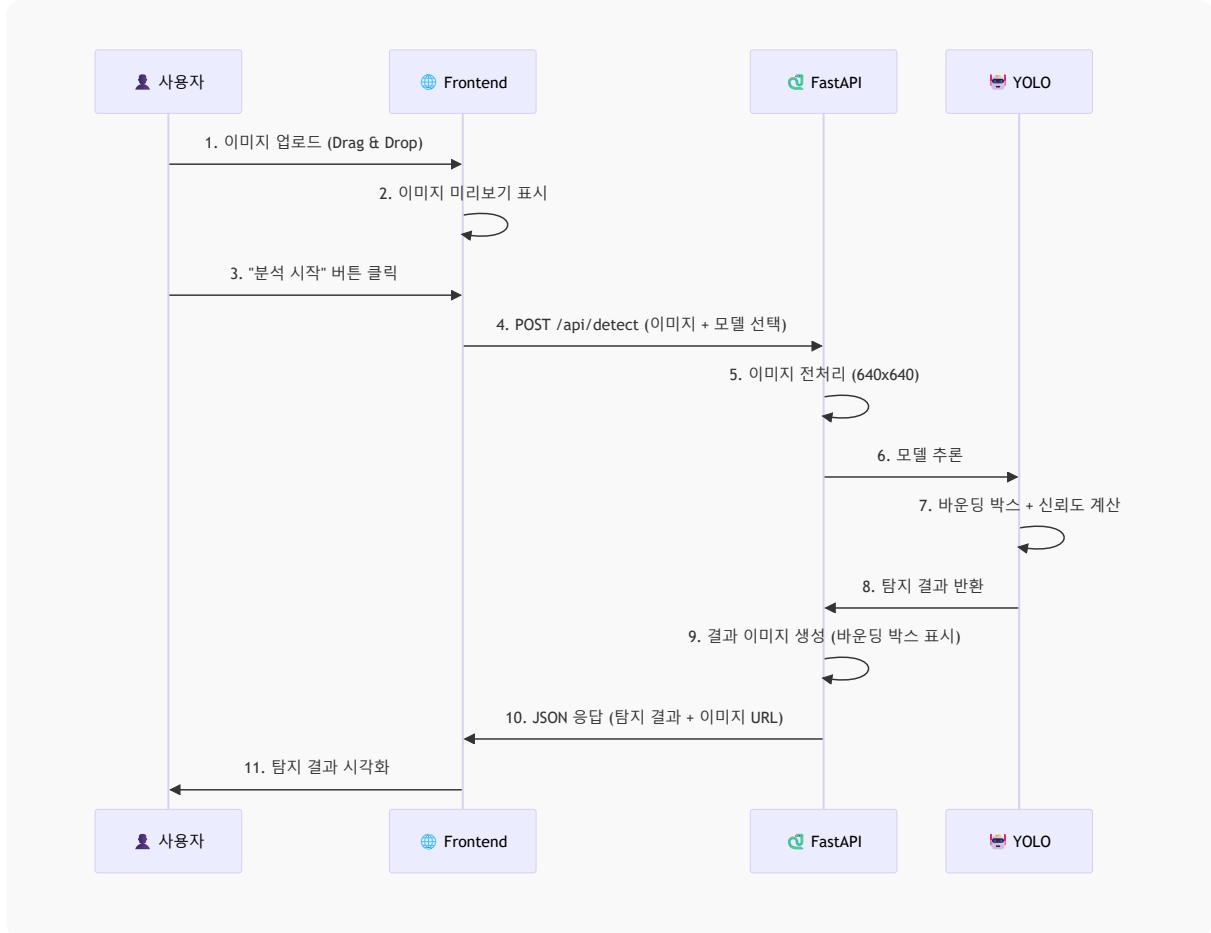
```

## 6. YOLO 모델 시스템 아키텍처

### 6.1. YOLO 이미지 분석 시스템 구조



### 6.2. 처리 흐름 (AI 진단 Pipeline)



## 6.3. API 엔드포인트

```

# FastAPI 엔드포인트 정의
@app.post("/api/detect-health")      # Health Model 추론
@app.post("/api/detect-eyes")        # Eyes Model 추론
@app.post("/api/detect-skin")        # Skin Model 추론

```

## 6.4. 응답 형식

```

{
  "detections": [
    {
      "class": "A1_구진_플라크",
      "confidence": 0.82,
      "bbox": [x, y, w, h]
    },
    {
      "class": "full_body",
      "confidence": 0.95,
      "bbox": [x, y, w, h]
    }
  ],
  "annotated_image": "data:image/jpeg;base64,..."
}

```

## 7. 성능 분석

### 7.1. 통합 모델 성능 비교

모델	mAP50	mAP50-95	Precision	Recall	학습 시간	클래스 수	평가
Skin	18.3%	8.3%	31.8%	23.1%	38시간	6개	개선 필요
Eyes	25.4%	21.5%	-	-	72시간	30개	개선

모델	mAP50	mAP50-95	Precision	Recall	학습 시간	클래스 수	평가
							필요
Health	88.2% ⭐	77.1% ⭐	-	-	21.5 시간	3 개	우수
평균	44.0%	35.6%	-	-	131.5 시간	39 개	-

### 💡 성능 차이가 큰 이유

- **Health 모델이 높은 이유:** 클래스가 3개로 단순, 객체가 명확 (전신, 머리, 코)
- **Skin 모델이 낮은 이유:** 피부 질환은 경계가 애매함, 데이터 불균형
- **Eyes 모델이 중간인 이유:** 클래스가 30개로 많아서 학습이 어려움

## 7.2. 학습 시간 및 리소스

모델	총 학습 시간	1 Epoch 시간	GPU 사용률	GPU 메모리	학습 이미지 수
Skin	38시간	~82분	95%	7.2GB/8GB	185,802개
Eyes	72시간	~154분	90%	6.8GB/8GB	193,134개
Health	21.5시간	~46분	85%	5.5GB/8GB	~96,000개

모델	총 학습 시간	1 Epoch 시간	GPU 사용률	GPU 메모리	학습 이미지 수
총합	131.5시간	-	-	-	474,936개

### 7.3. 장점 분석

#### 1. Health Model의 높은 성능 (88.2% mAP50)

- 클래스가 3개로 단순하여 학습이 효율적
- 데이터 품질이 우수 (AI Hub 공공 데이터)
- full\_body 검출 98.8%로 매우 높은 정확도

#### 2. Eyes Model의 광범위한 질환 커버 (30개 클래스)

- 개 24개 + 고양이 6개 안구질환 통합
- 주요 질환(백내장, 궤양성각막질환) 검출 정확도 50% 이상
- 심각도 단계별 분류 가능

#### 3. Skin Model의 대규모 데이터셋 (232,253개)

- 가장 많은 이미지 데이터 활용
- 6개 피부질환 클래스 분포

### 7.4. 개선이 필요한 부분

#### 1. Skin Model의 낮은 mAP (18.3%)

- 원인: 하이퍼파라미터 자동 최적화 설정 문제
- 학습 중반에 성능 급락 발생
- 데이터 불균형 (A5: 13,884개 vs A2: 88,365개)

#### 2. Eyes Model의 클래스 복잡도

- 30개 클래스로 인한 학습 난이도 증가

- 일부 클래스(핵경화, 각막부골편) 낮은 정확도
- 개와 고양이 데이터 불균형 (9:1 비율)

### 3. 전체적인 학습 시간

- 총 131.5시간 (약 5.5일) 소요
- GPU 연속 가동에 따른 부담

## 7.5. 개선 방안

### Skin Model 개선

#### 1. 하이퍼파라미터 재조정

- optimizer: auto → optimizer: SGD (수동 설정)
- Learning Rate 감소: 0.01 → 0.001
- Batch Size 증가: 8 → 16

#### 2. 데이터 증강 강화

- Mixup, CutMix 추가
- Class-balanced Sampling 적용
- 데이터 재샘플링으로 A5 클래스 증강

#### 3. 학습 전략 변경

- Epoch 수 증가: 28 → 100
- Early Stopping 적극 활용
- Warmup Epoch 증가: 3 → 5

### Eyes Model 개선

#### 1. 클래스 통합

- 유사 클래스 통합 (무/유만 남기고 상/하 제거)
- 30개 → 15개 클래스로 단순화

## 2. 데이터 밸런싱

- 고양이 데이터 증강 (24,413개 → 50,000개)
  - 저빈도 클래스 오버샘플링
  - Focal Loss 적용
- 



## 참고 자료

### 기술 문서

- YOLOv8 공식 문서:** <https://docs.ultralytics.com/>
- 논문:** Jocher, G. et al. (2023). Ultralytics YOLOv8
- PyTorch 공식 문서:** <https://pytorch.org/docs/>
- Ultralytics GitHub:** <https://github.com/ultralytics/ultralytics>

### 데이터셋 출처 - 출처: <https://aihub.or.kr/>

- Skin Model:** AI Hub 반려동물 피부질환
  - Eyes Model:** AI Hub 반려동물 안구질환
  - Health Model:** AI Hub 반려견/반려묘 건강정보 데이터
- 



## 법적 고지사항

### ⚠️ 중요 안내

- 진단 목적 제한**
- 본 AI 시스템은 **참고용**이며, 실제 진단은 반드시 자격을 갖춘 수의사가 수행해야 합니다.

3. 수의사법 준수: 본 시스템은 진단이 아닌 "정보 제공" 목적입니다.

#### 4. 책임의 한계

5. AI 예측 결과의 정확성을 100% 보장하지 않습니다.

6. 치료 결정은 반드시 전문 수의사와 상담 후 진행하세요.



## YOLO 트레이닝 요약

### 3개 YOLOv8m 모델 학습 완료

#### 총 557,800+개 이미지 학습

- 131.5시간 GPU 학습 완주
- 39개 클래스 통합 진단 가능

#### 3개 독립 모델 구축

- Skin: 232,253개 데이터, 6개 클래스
- Eyes: 217,547개 데이터, 30개 클래스
- Health: 108,000+개 데이터, 3개 클래스 (가장 높은 성능)

#### FastAPI 서버 통합

- Next.js 14 프론트엔드 연동
- GPU 가속 추론 지원

### 문서 정보

- 작성일: 2025-11-14
- 작성자: LYSS with Claude
- 버전: v2.0 (4차 스프린트 최종)
- 관련 문서: [10RAG-LLM시스템\\_정의서.md](#)

