

데이터품질 점검 및 객체탐지 모델 시스템

홀로Yolo

프로젝트 개요

최근 객체탐지 분야는 다양한 환경에서 사용되는만큼 중요한 주제 중 하나이지만, 대부분의 연구를 살펴보면 모델의 정확도, 처리속도를 높이는데 집중하고 있는 모습을 볼 수 있음.

- Ross, T. Y., & Dollár, G. K. H. P. (2017, July). Focal loss for dense object detection. In *proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 2980-2988).
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2016). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 39(6), 1137-1149.
- Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C. Y., & Berg, A. C. (2016). Ssd: Single shot multibox detector. In *Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part I 14* (pp. 21-37). Springer International Publishing.

Q1. 객체탐지 모델이 실제 환경에서 완벽하게 적용되지 않는 많은 사례들이 존재함.

실외 환경, 조명, 다양한 물체 크기, 복잡한 환경에 따라 모델의 성능의 차이가 발생함.

- Joseph, K. J., Khan, S., Khan, F. S., & Balasubramanian, V. N. (2021). Towards open world object detection. In *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 5830-5840).



AI HUB 데이터셋



높은 정확도를 가지는 데이터셋



복잡한 데이터셋



다양한 환경사진

프로젝트 개요

기존에는 데이터의 품질이 AI 모델의 성능을 만들었다면, 현재는 AI 모델이 데이터를 생성하는 모습을 확인할 수 있음.

- Wang, L., Schwing, A., & Lazebnik, S. (2017). Diverse and accurate image description using a variational auto-encoder with an additive gaussian encoding space. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of big data*, 6(1), 1-48.



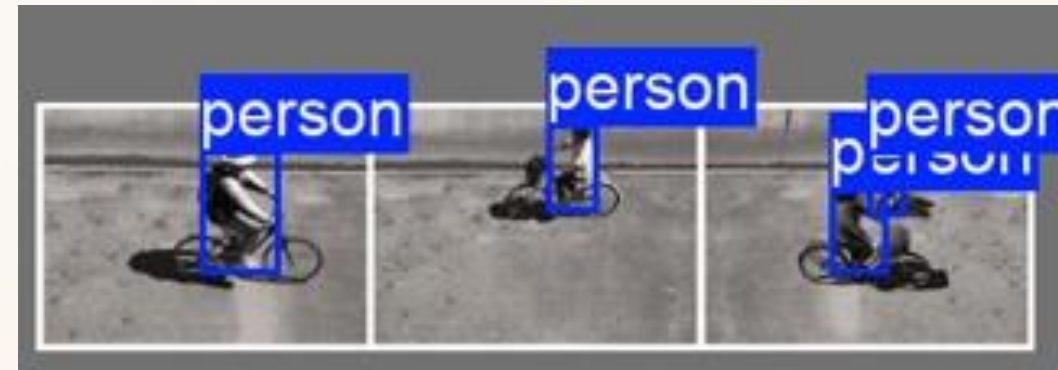
Q2. AI 모델이 생성하는 데이터를 실환경의 객체탐지 모델에 적용할 수 있을지에 대한 고민이 필요함.

AI 모델이 생성하는 데이터를 점검하기 위한 데이터 품질관리가 필요함.

- Scholz, J. (2024). *Garbage in, Garbage out: How does ambiguity in data affect state-of-the-art pedestrian detection?*(Bachelor's thesis).
- Borji, A. (2019). Pros and cons of GAN evaluation measures. *Computer vision and image understanding*, 179, 41-65.
- Borji, A. (2022). Pros and cons of GAN evaluation measures: New developments. *Computer Vision and Image Understanding*, 215, 103329.

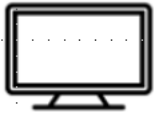
프로젝트 개요

- 해당 프로젝트를 통해 데이터 품질을 점검할 수 있는 지표를 분석하고 실증 기반의 실험을 통해 결과분석
 - ✓ Q1. 원본 데이터 - 데이터 품질을 점검할 수 있는 지표 적용 및 점수화
 - ✓ Q2. 데이터 증강 데이터 - 데이터 품질을 점검할 수 있는 지표 적용 및 점수화
- 데이터 점검 시 기준 제시 및 실증 기반의 실험을 구현 시 적용할 수 있는 점검 가이드라인 제시
- 실환경에서 적용할 수 있는 객체탐지 모델 전반적인 과정 제안
 - ✓ Q2. SRGAN을 통한 해상도 개선
 - ✓ Q2. cycleGAN을 합성 데이터 생성(날씨, 환경, 객체)
 - ✓ Incremental learning YOLOv8 모델에 객체 이미지 데이터 삽입 후 성능 비교
 - ✓ GPGPU의 아키텍처를 활용한 병렬처리 기법



개발 환경 및 데이터터 소개

Hardware



- Window11
- CPU: I9-10900K
- Ram: 64GB
- SSD: 1TB
- GPU: RTX 3060

Tools



GitHub



Google

Language



Python 3.9.10

Development Tool



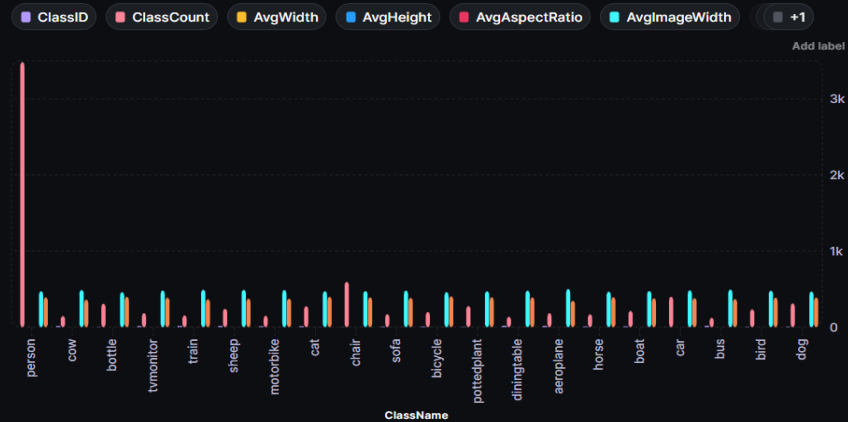
Jupyter notebook

카테고리	내용
Hardware / Server	Main PC1: i9-10900k, Nvidia 3060, RAM 64GB
	Second PC: Ryzen 5 3500x, Nvidia 2080, RAM 64GB
Operating System	Windows 11
Language	Python 3.9.10
Development Tools	Jupyter Notebook
	Anaconda
	PyTorch
Data Management	CSV Files (Pandas, NumPy)
	Image Files (OpenCV, Matplotlib, Seaborn)
Analysis Libraries	PyTorch
	Pandas
	NumPy
	Matplotlib
	Seaborn
	Pyplot
	OpenCV
	GitHub

개발 환경 및 데이터 소개

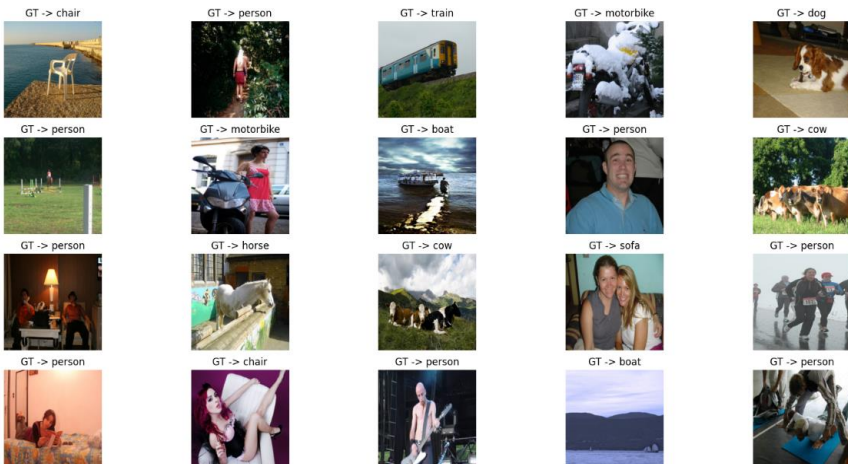
Kaggle Dataset

Grouped bar chart



Example table

T	ClassN...	#	ClassID	#	ClassC...	#	AvgWidth	#	AvgHel...	#	AvgAsp...	#	Avglma...
	person		0		3,480		0.2886		0.5043		0.5546		469.6592
	cow		14		144		0.2921		0.3543		0.9638		486.3264
	bottle		3		306		0.1234		0.2776		0.5085		457.5261
	tvmonitor		13		182		0.3011		0.3441		0.9875		478.9725
	train		17		153		0.6013		0.495		1.4321		489.5882
	sheep		15		240		0.242		0.2942		0.8889		488.5417
	motorbike		11		147		0.5039		0.5499		0.933		486.2925
	cat		12		274		0.6354		0.6697		1.015		470.3431
	chair		2		594		0.253		0.3654		0.7533		473.4731
	sofa		7		499		0.6699		0.5671		1.0916		479.896



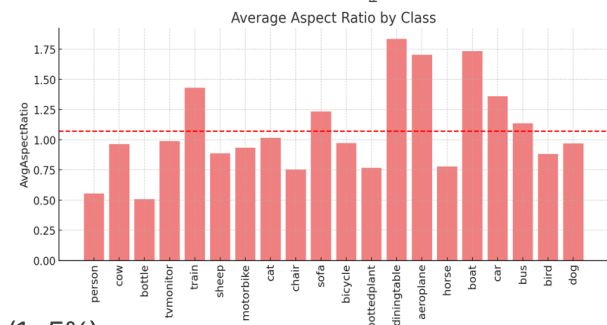
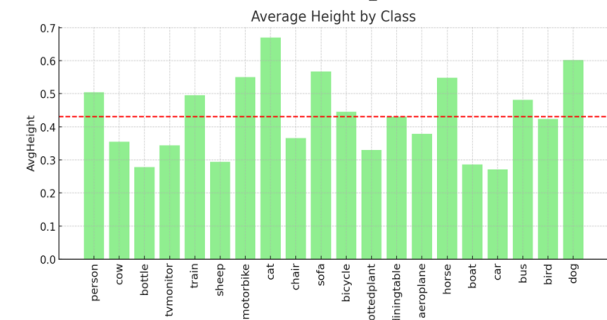
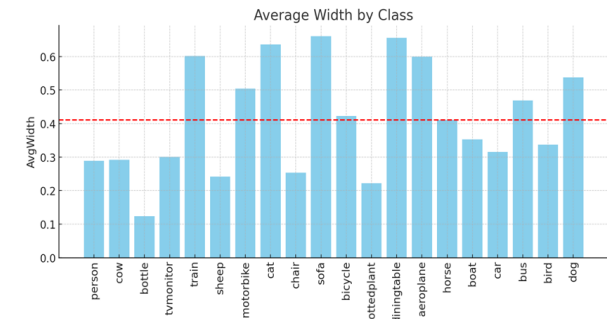
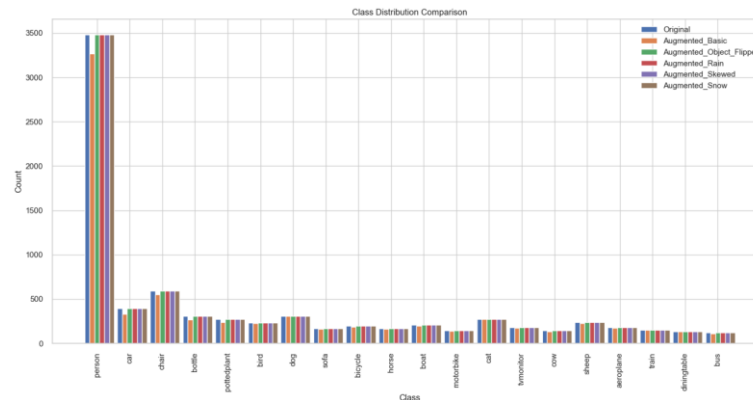
제목	개수
객체 클래스	20
학습용 데이터(Train)	13,700
평가용 데이터(Test)	3,725

→ labels_dictionary = {'person':0, 'car':1, 'chair':2, 'bottle':3, 'pottedplant':4, 'bird':5, 'dog':6, 'sofa':7, 'bicycle':8, 'horse':9, 'boat':10, 'motorbike':11, 'cat':12, 'tvmonitor':13, 'cow':14, 'sheep':15, 'aeroplane':16, 'train':17, 'diningtable':18, 'bus':19}.

프로젝트 결과(요약)

Data Analysis

- 각 객체 클래스/파일별로 분석 및 Pyplot을 통한 시각화
 - 이미지 크기, 객체별 넓이 & 높이 & 비율 & 면적 & 종횡비 & 사이즈 분석
 - 이미지 내 객체별 위치, 객체별 상관관계, 객체간 거리
- 각 객체 클래스/파일별 이미지 품질 점검
 - 이미지 파일별 밝기, 대비, 선명도, 구조적 유사도(SSIM), 최대 신호 대 잡음비(PSNR), 평균제곱오차(MSE)
- 각 객체 클래스/파일별 색상 분석 품질 점검
 - 이미지 파일 및 객체별 RGB 평균 및 표준편차 계산
- 각 객체 클래스/파일별 복잡도 계산
 - 엔트로피, 경계 밀도, 복잡도 계산
- 각 객체 클래스/파일별 객체탐지 점검
 - 어노테이션 파일과 YOLOv5, YOLOv8(n, s, m, l, x) 검출결과 비교(객체수, 신뢰도, 평균거리)
- 각 파일별 이미지 증강 및 품질 점검
 - 이미지 파일별 밝기(0.7 ~ 1.3), 가우신 노이즈, 회전(-30~30), 스케일링(4종- 0.5, 0.75, 1.5, 2.0) 증강, Salt and Pepper(1~5%)



프로젝트 결과(Q1. 객체 이미지 데이터 품질 향상 기법 및 평가 메트릭스)

메트릭스(Metric)	내용	결과값(활용방안)
SSIM (구조적 유사성)	<ul style="list-style-type: none"> 원본 데이터를 기준으로 이미지 간 유사도 평가(밝기, 날씨 등) 0~1사의 결과값이 도출되며 1에 가까울수록 원본 이미지와의 유사성이 높음 skimage.metrics의 structural_similarity 함수 사용. 원본과 처리된 이미지 간의 구조적 유사성을 휘도, 대비, 구조 측면에서 비교 분석. 	<ul style="list-style-type: none"> 텍스처와 세부 사항의 보존을 평가하여 증강 기법의 효과를 분석할 수 있음
PSNR (피크 신호잡음비율)	<ul style="list-style-type: none"> 이미지가 노이즈에 의하여 얼마나 손상되었는지 확인할 수 있는 수치이며, 이미지의 명암비와 밝기 수준에 따라 차이 발생 수치값이 높게 나올 수록 원본 이미지와의 차이가 적음 cv2.PSNR() 함수를 사용하여 계산. 원본과 처리된 이미지 간의 픽셀 차이를 로그 스케일로 표현. MSE를 기반으로 계산. 	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 데이터 품질을 수치화된 결과를 통해 분석할 수 있으며, 객체 데이터셋에 따라 노이즈 수준에 따른 데이터 품질의 변화를 확인할 수 있음
MSE (평균제곱오차)	<ul style="list-style-type: none"> 두 이미지 간의 픽셀 차이의 제곱을 평균한 값으로 오차의 크기를 수치화하여 평가 수치값이 낮게 나올수록 원본 이미지와의 차이가 적음 numpy를 사용하여 원본과 처리된 이미지 간 픽셀 값 차이의 제곱 평균을 계산. 직접적인 픽셀 단위 차이를 정량화. 	<ul style="list-style-type: none"> 증강 기법으로 인한 이미지 변화의 정도를 측정할 수 있는 메트릭으로 노이즈나 왜곡이 미치는 영향을 파악할 수 있음
Entropy (엔트로피)	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 내 텍스처와 세부 사항의 복잡성을 평가할 수 있음 높은 값이 도출될 수록 많은 정보를 포함하고 있음을 확인할 수 있음 히스토그램 기반 확률 분포를 계산하고 정보 이론의 엔트로피 공식 적용. numpy.histogram과 log2를 사용하여 계산. 이미지의 정보량을 비트 단위로 측정. 	<ul style="list-style-type: none"> 데이터셋 내의 이미지 다양성과 복잡성을 평가할 수 있으며, 다양한 증강기법이 이미지에 미치는 정보의 양을 분석할 수 있음
Texture Prevention (텍스처 보존)	<ul style="list-style-type: none"> 텍스처 보존을 평가하기 위해 일부 방법을 사용하여 평가함 (현재 사용한 방법은 히스토그램을 비교를 통해 사용함) (로컬 바이너리 패턴 LBP, 회색조 공존 행렬 - GLCM 적용하면 다양한 평가 가능함) 해당 방법을 통해 이미지 데이터의 날씨, 밝기, 명암에 대한 분포 유지정도를 평가함 	<ul style="list-style-type: none"> 이미지에 영향을 미치는 날씨, 밝기, 명암, 노이즈에 따른 객체 이미지 데이터의 손실/보전 여부를 추적할 수 있음
Edge Sharpness (경계 선명도)	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 데이터 파일의 객체의 경계의 선명도를 파악하기 위해 Sobel 필터를 사용하여 점검을 수행하였음. 이미지를 그레이스케일로 변환한 뒤, 소벨 필터를 적용하여 x,y 방향의 에지 강도 계산하였으며, 계산된 에지 맵에서 에지의 강도를 기준으로 선명도 평가함 feature.canny를 사용한 엣지 검출 후 총합 계산. 엣지의 강도와 분포를 종합적으로 평가. Canny 엣지 검출기를 사용하여 엣지 픽셀을 검출하고 전체 픽셀 대비 비율 계산. OpenCV의 Canny 함수 활용. 	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 경계의 선명도 여부를 정량적으로 평가할 수 있으며 이미지 처리 후 세부정보보존 정도를 파악하고 추적하는데 사용할 수 있음

프로젝트 결과(Q2. 객체 이미지 데이터 품질 향상 기법 및 평가 메트릭스)

증강기법	활용 가능 범위
Brightness Adjustment	<ul style="list-style-type: none">특정 환경/밝기 범위 내의 이미지 데이터셋을 학습에 사용 유무를 판단하는데 근거로 사용할 수 있으며, 전처리 과정을 통해 보유하고 있는 객체 데이터셋의 저조도/과노출 상황에서의 객체인식 능력을 향상시킬 수 있음.객체탐지 모델에 밝기 관련 데이터 학습 후, 나오는 결과값을 분석함으로 조도변경을 통해 객체탐지 모델 학습에 미치는 영향을 수치적으로 분석할 수 있음.다양한 밝기 조건에서의 모델 성능을 평가하여 실제 환경에서의 견고성을 예측하고 개선할 수 있음. <p>➢ Abdulghani, A. M., Abdulghani, M. M., Walters, W. L., & Abed, K. H. (2023, July). Data Augmentation Using Brightness and Darkness to Enhance the Performance of YOLO7 Object Detection Algorithm. In <i>2023 Congress in Computer Science, Computer Engineering, & Applied Computing (CSCE)</i> (pp. 351-356). IEEE.</p>
Gaussian Noise	<ul style="list-style-type: none">이미지 센서의 품질이나 환경적 요인으로 인한 노이즈 영향을 시뮬레이션하여, 다양한 품질의 이미지에 대한 모델의 적응력을 평가할 수 있음.노이즈 수준에 따른 객체 탐지 정확도 변화를 분석하여, 모델의 노이즈 내성을 정량화하고 개선할 수 있음.실제 환경에서 발생할 수 있는 이미지 품질 저하 상황을 수치적으로 분석함으로 객체탐지 모델 학습 전략을 수립하는 데 중요한 근거/지표로 활용할 수 있음. <p>➢ Zheng, Q., Yang, M., Tian, X., Jiang, N., & Wang, D. (2020). A full stage data augmentation method in deep convolutional neural network for natural image classification. <i>Discrete Dynamics in Nature and Society</i>, 2020(1), 4706576.</p>
Rotation	<ul style="list-style-type: none">다양한 각도(각도변경, 왜곡 등)에서 촬영된 객체 이미지에 대한 모델의 인식 능력을 평가하고 개선할 수 있음.회전 각도에 따른 객체 탐지 성능 변화를 분석하여, 모델의 방향 불변성(orientation invariance)을 측정하고 강화할 수 있음.특정 각도 범위에서 모델 성능이 떨어지는 경우, 해당 각도의 데이터를 추가로 생성하거나 학습에 더 많은 가중치를 부여하는 전략을 수립하고 적용함으로 AI 모델 품질점검 근거로 활용할 수 있음. <p>➢ Zhu, Z., Lei, Y., Qi, G., Chai, Y., Mazur, N., An, Y., & Huang, X. (2023). A review of the application of deep learning in intelligent fault diagnosis of rotating machinery. <i>Measurement</i>, 206, 112346.</p>
Scaling	<ul style="list-style-type: none">객체의 다양한 크기 변화에 대한 모델의 적응력을 평가하고, 특정 크기 범위에서의 성능 저하를 수치를 통해 객관적으로 식별할 수 있음.스케일 변화에 따른 객체 탐지 정확도 분석을 통해, 모델의 크기 불변성(scale invariance)을 측정하고 개선할 수 있음.실제 환경에서 발생할 수 있는 객체 크기 변화(예: 카메라와의 거리 변화)에 대비한 데이터셋 보강 전략을 수립할 수 있음. <p>➢ Yu, F. (2015). Multi-scale context aggregation by dilated convolutions. <i>arXiv preprint arXiv:1511.07122</i>.</p>
Salt and Pepper Noise	<ul style="list-style-type: none">극단적인 픽셀 값 변화에 대한 모델의 견고성을 평가하고, 이미지 품질 저하 상황에서의 성능을 예측할 수 있음.야간/날씨에 따른 노이즈 밀도에 따른 객체 탐지 성능 변화를 분석하여, 모델의 노이즈 내성 한계를 파악하고 개선할 수 있음.실제 환경에서 발생할 수 있는 이미지 손상이나 극단적 조명 조건에 대비한 모델 강화 전략을 수립할 수 있음. <p>➢ Zhang, Q., Huang, C., Yang, L., & Yang, Z. (2023). Salt and pepper noise removal method based on graph signal reconstruction. <i>Digital Signal Processing</i>, 135, 103941.</p>

프로젝트 결과(Q1. 객체 이미지 데이터 품질 향상 기법 및 평가 메트릭스)

메트릭스(Metric)	내용	결과값(활용방안)
SSIM (구조적 유사성)	<ul style="list-style-type: none"> 원본 데이터를 기준으로 이미지 간 유사도 평가(밝기, 날씨 등) 0~1사의 결과값이 도출되며 1에 가까울수록 원본 이미지와의 유사성이 높음 skimage.metrics의 structural_similarity 함수 사용하였으며, 원본과 처리된 이미지 간의 구조적 유사성을 휘도, 대비, 구조 측면에서 비교 분석 	<ul style="list-style-type: none"> 텍스처와 세부 사항의 보존을 평가하여 증강 기법의 효과를 분석할 수 있음
PSNR (픽크 신호잡음비율)	<ul style="list-style-type: none"> 이미지가 노이즈에 의하여 얼마나 손상되었는지 확인할 수 있는 수치이며, 이미지의 명암비와 밝기 수준에 따라 차이 발생 수치값이 높게 나올 수록 원본 이미지와의 차이가 적음 cv2.PSNR() 함수를 사용하여 계산하였으며 원본과 처리된 이미지 간의 픽셀 차이를 로그 스케일로 표현. MSE를 기반으로 계산 	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 데이터 품질을 수치화된 결과를 통해 분석할 수 있으며, 객체 데이터셋에 따라 노이즈 수준에 따른 데이터 품질의 변화를 확인할 수 있음
MSE (평균제곱오차)	<ul style="list-style-type: none"> 두 이미지 간의 픽셀 차이의 제곱을 평균한 값으로 오차의 크기를 수치화하여 평가 수치값이 낮게 나올수록 원본 이미지와의 차이가 적음 numpy를 사용하여 원본과 처리된 이미지 간 픽셀 값 차이의 제곱의 평균을 계산하였으며 직접적인 픽셀 단위 차이를 정량화 	<ul style="list-style-type: none"> 증강 기법으로 인한 이미지 변화의 정도를 측정할 수 있는 메트릭으로 노이즈나 왜곡이 미치는 영향을 파악할 수 있음
Entropy (엔트로피)	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 내 텍스처와 세부 사항의 복잡성을 평가할 수 있음 높은 값이 도출될 수록 많은 정보를 포함하고 있음을 확인할 수 있음 히스토그램 기반 확률 분포를 계산하고 정보 이론의 엔트로피 공식 적용하였으며 numpy.histogram과 log2를 사용하여 계산. 이미지의 정보량을 비트 단위로 측정 	<ul style="list-style-type: none"> 데이터셋 내의 이미지 다양성과 복잡성을 평가할 수 있으며, 다양한 증강기법이 이미지에 미치는 정보의 양을 분석할 수 있음
Texture Prevention (텍스처 보존)	<ul style="list-style-type: none"> 텍스처 보존을 평가하기 위해 일부 방법을 사용하여 평가함 (현재 사용한 방법은 히스토그램을 비교를 통해 사용함) (로컬 바이너리 패턴 LBP, 회색조 공간 행렬 - GLCM 적용하면 다양한 평가 가능함) 해당 방법을 통해 이미지 데이터의 날씨, 밝기, 명암에 대한 분포 유지정도를 평가함 	<ul style="list-style-type: none"> 이미지에 영향을 미치는 날씨, 밝기, 명암, 노이즈에 따른 객체 이미지 데이터의 손실/보전 여부를 추적할 수 있음
Edge Sharpness (경계 선명도)	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 데이터 파일의 객체의 경계의 선명도를 파악하기 위해 Sobel 필터를 사용하여 점검을 수행하였음. 이미지를 그레이스케일로 변환한 뒤, 소벨 필터를 적용하여 x,y 방향의 에지 강도 계산하였으며, 계산된 에지 맵에서 에지의 강도를 기준으로 선명도 평가함 feature.canny를 사용한 엣지 검출 후 총합 계산. 엣지의 강도와 분포를 종합적으로 평가. Canny 엣지 검출기를 사용하여 엣지 픽셀을 검출하고 전체 픽셀 대비 비율 계산하였으며 OpenCV의 Canny 함수 활용 	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 경계의 선명도 여부를 정량적으로 평가할 수 있으며 이미지 처리 후 세부정보보존 정도를 파악하고 추적하는데 사용할 수 있음

프로젝트 결과(Q1. 객체 이미지 데이터 품질 점수화)

```
weights = {
    'brightness': 0.1,    # 이미지 밝기
    'contrast': 0.1,     # 대비
    'sharpness': 0.1,    # 선명도
    'entropy': 0.1,      # 정보량
    'edge_complexity': 0.1, # 엣지 복잡도
    'avg_confidence': 0.1, # 객체 검출 신뢰도
    'ssim': 0.1,         # 구조적 유사도
    'psnr': 0.1,         # 피크 신호 대 잡음비
    'fid': 0.1,          # FID 점수
    'mAP': 0.1           # mAP (50, 70 평균)
}
```

```
def compute_total_quality_score(metrics):
    try:
        # 이미지 크기 정규화
        width, height = map(int, metrics['image_size'].split('x'))
        image_area = width * height

        # 각 구성 요소 점수 계산
```

의도적 공백

```
# 최종 평균 계산
final_score = sum(
    scores[metric] * weight
    for metric, weight in weights.items()
)

return round(min(max(final_score, 0), 100), 2)
except Exception as e:
    print(f"Error computing total quality score: {e}")
    return 0
```

점수범위	등급	비고
90~ 100	최우수	객체 탐지 신뢰도가 높으므로 객체탐지 모델에 적용해도 정확도(acc) 및 혼동행렬(confusion matrix) 결과 우수
80~89	우수	일부 데이터의 경우 개선의 여지가 있으나 객체탐지 신뢰도가 높으나 실용적 사용에 문제가 존재함
70~79	양호	특정 영역에서 개선이 필요할 수 있으므로 Incremental learning을 통해 비교군 점검이 필요함
60~69	보통	개선이 필요하다고 판단되며 Incremental learning을 통해 비교군 점검이 필요함
50~59	미흡	-
40~49	검토필요	-
기타	사용불가	-

프로젝트 결과(Q1. 객체 이미지 데이터 품질 점수화)



관련연구

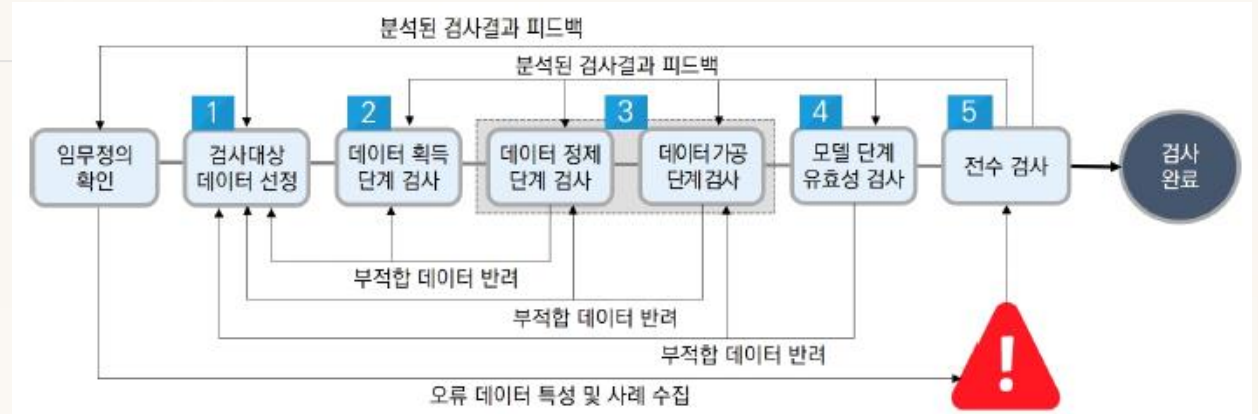
인공지능 학습용 데이터 품질관리 가이드라인(2024.1.)

② 데이터 획득/수집 단계 검사

구 분	내 용
검사절차명	• 데이터 획득/수집 단계 검사
검사지표명	• 적합성(기준 적합성, 기술 적합성, 통계적 다양성)
검사내용	<ul style="list-style-type: none"> 적합성(기준 적합성, 기술 적합성, 통계적 다양성)을 중점으로 검사 획득/수집단계에서의 검사결과에 따른 개선을 수행하기 위해서는 임무정의, 학습모델에 따른 데이터 구축 요구사항을 재정리하여 구축계획을 수정하고 데이터 획득/수집 재실시 검출한 오류사항은 그 특징과 사례를 정리하여 추후 검사 시 우선 체크하여 오류 최소화
검사예시	<ul style="list-style-type: none"> 이미지 촬영 또는 오픈 이미지 사용에 따른 적합성 여부 확인(이미지 촬영, 다양성, 법적 문제 방안) 품목 적합성 확인, 이미지 적합성 확인, 개인정보 침해 여부 확인

③ 데이터 정제/가공 단계 검사

구 분	내 용
검사절차명	• 데이터 정제/가공단계 검사
검사지표명	• 정확성(의미 정확성, 구문 정확성)
검사내용	<ul style="list-style-type: none"> 정확성(의미 정확성, 구문 정확성)을 중점으로 검사 인공지능 학습모델이 학습을 정확하게 수행하기 위한 필수적 요소이며, 구축공정의 특성상 작업자간 품질차이가 큼 품질관리담당의 정기 또는 수시 품질검사가 반복 수행되어야 함 본 단계의 검사에서 발생하는 오류는 현(現) 공정상의 오류일 수도 있으나, 전(前) 공정에서 발생한 오류가 현(現) 공정에 영향을 미치는 경우도 있음
검사예시	<ul style="list-style-type: none"> 전(前) 공정에서의 영향을 분석하여 품질관리 또는 프로젝트 관리조직의 주관하에 공정 수행 계획 재수립 및 재실시를 통해 오류를 최소화할 수 있도록 해야 함



④ 모델 단계 검사

구 분	내 용
검사절차명	• 모델 단계 유효성 검사
검사지표명	• 유효성(전체 데이터를 사용하여 학습/검증/평가 데이터셋으로 분할하고 학습 완료 후 검증 데이터셋으로 성능 측정 또는 미세조정)
검사내용	<ul style="list-style-type: none"> 데이터를 인공지능 모델로 학습시켰을 때 분류성능, 탐지성능, 인식성능, 질의응답, 기계번역, 문서요약, 이미지, 영상, 텍스트, 음성, 센서 등 영역별 품질검사 기준 확인
검사예시	<ul style="list-style-type: none"> 학습용 데이터를 이용하여 학습한 AI모델이 목표 했던 수준의 성능 달성 하는지 검사 → 유효성 평균 IoU, AUC, 평균 정밀도, 평균 재현율, Fβ-점수, 픽셀 정확도, 평균 정확도, 일치도, 문장 유사도 등 분류·탐지·인식 성능은 정밀도, 재현율, Fβ-점수 및 기타 변형 지표로 측정 ※ IoU(Intersection Over Union), AUC(Area Under the Curve), Fβ-점수는 Precision(정밀도)과 Recall(재현율)의 가중치 조화 평균

관련연구

미국 최고 디지털인공지능국(Chief Digital and Artificial Intelligence Office, CDAO)

의도적 공백