


AI x 생명과학 x 교육 :

수업 사례와 여러 고민들

경기북과학고등학교 김태영



1.

인공지능 시대 교육

인공지능 시대 교실의 변화

- ‘딸깍’의 시대



인공지능 시대 교실의 변화

- “AI로 정리했어요”, “AI가 아이디어를 내줬어요”, “AI가 보고서 써줬어요”
- “AI가 번역해줬어요”, “AI가 문제를 풀어줬어요.”, “AI가 글을 써줬어요.”
- “AI가 코드를 짜줬어요.”, “AI가 제목을 지어줬어요.”, “AI가 상담해줬어요”
- 3학년 학생 100%가 주1회 이상 ChatGPT 등을 사용하여 과제/연구 수행.
- 1, 2학년도 크게 다르지 않음

인공지능 시대 교실의 변화

- 질문의 빈도가 크게 감소 : 원래 1년 전 10~20분 이상 5명 이상 질문 → 거의 질문X 또는 1~2명 질문
- “선생님보다 ChatGPT가 빠르고 정확하고 깊어요” → 비판적 사고력 약화, 질문력 퇴화, 표면적인 이해에 그칠 가능성, 잘못된 정보의 무비판적 수용, 소통 능력 약화, 과학적 호기심 감소

인공지능 시대 교실의 변화

- AI를 도구로 사용하는 탐구 수업의 빈도 증가
- 교과 간 경계 허물어짐

요즘의 AI, 특히 LLM이란 무엇인가?

Large Language Model
(거대언어모델)

 ChatGPT	 Claude	 Gemini
 Meta	 deepseek	 Perplexity
 Midjourney	 FLUX	 Ideogram
 runway	 Luma	 Grok

요즘의 AI, 특히 LLM이란 무엇인가?

“ATP는 생명체의 _____”

AI는 어떻게 발전해왔는가?

- 2012 : Geoffrey Hinton 교수 팀의 AlexNet 발표 (딥러닝의 원년 AD 1)
- 2017 : 트랜스포머 발표
- 2018 : GPT-1 발표
- 2020 : GPT-3 발표, AlphaFold 1 발표
- 2021 : AlphaFold 2 발표
- 2022 : ChatGPT(GPT 3.5) 발표 (2022년 11월 30일)
- 2023 : GPT 4 발표, AlphaFold 3 발표 / 2025 : GPT 4.5, Gemini 2.5 발표

생성형 AI를 어떻게 바라봐야할까?

- Bastani 등 (2024)에 따르면 터키 고등학생 1,000명을 대상으로 한 실험에서 수학 학습에서 ChatGPT처럼 즉답을 제공하는 AI를 사용한 그룹에서 연습 단계에서 성적이 크게 향상되었지만, AI 없이 보는 시험에서는 오히려 통제집단보다 17% 낮은 점수를 받음.
- Klarin 등 (2024)에 따르면 스웨덴에서 중학생 385명, 고등학생 359명을 대상으로 한 연구에서 고등학생의 52.6%가 학업에 AI를 사용하고 있었고, 실행 기능(계획/집중/과제완수 능력)이 부족한 학생일수록 AI를 과제에 많이 활용하는 경향이 드러남.
- Melisa 등 (2025)에 따르면 ChatGPT가 비판적 사고에 이점을 줄 수 있지만, 과도한 의존은 학생들의 자기성찰 동기를 약화시키고 비판적 평가 노력을 저해한다고 결론

생성형 AI를 어떻게 바라봐야할까?

The Impact of Generative AI on Critical Thinking: Self-Reported Reductions in Cognitive Effort and Confidence Effects From a Survey of Knowledge Workers

Hao-Ping (Hank) Lee
Carnegie Mellon University
Pittsburgh, Pennsylvania, USA
haopingl@cs.cmu.edu

Advait Sarkar
Microsoft Research
Cambridge, United Kingdom
advait@microsoft.com

Lev Tankelevitch
Microsoft Research
Cambridge, United Kingdom
levt@microsoft.com

Ian Drosos
Microsoft Research
Cambridge, United Kingdom
t-iandrosos@microsoft.com

Sean Rintel
Microsoft Research
Cambridge, United Kingdom
serintel@microsoft.com

Richard Banks
Microsoft Research Cambridge
Cambridge, United Kingdom
rbanks@microsoft.com

Nicholas Wilson
Microsoft Research
Cambridge, United Kingdom
niwilson@microsoft.com

“생성형 AI의 무분별한 사용은 비판적 사고력을 약화시킨다”

(Lee et al., 2025)

생성형 AI를 어떻게 바라봐야할까?

“LLM은 언어와 세계를 진정으로 ‘이해’하는 것인가,
아니면 정교하게 통계적 패턴을 모방하는 것에 불과한가?”

생성형 AI를 어떻게 바라봐야할까?

챗GPT와 나는 엉뚱한 문답



대동여지도 연금술사들의 폭동에 대해 자세히 알려줘



18세기 후반 조선시대에 발생한 사건으로, 당시 연금술사들이 창선 총강이라는 비밀 연금술 기관에서 주조한 동을 혁명에 이용하겠다는 계획을 세우면서 시작되었습니다.



거북선의 라이트닝 볼트 발사 매커니즘을 설명해줘



먼저 거북선 내부에서 발사 준비가 완료되면, 발사를 담당하는 승려(승무원)가 노래와 함께 바늘을 돌립니다. ... (중략) ... 이 때 금속 공의 전기가 발사대 위쪽에 위치한 구슬로 전달되면서, 구슬 안의 연쇄 반응이 일어나 라이트닝 볼트가 생성됩니다. ... (후략)



예차니즘 ✨
@yechanism_

...

Q: 조선왕조실록에 기록된 세종대왕의 맥북프로 던짐 사건에 대해 알려줘



조선왕조실록에 기록된 세종대왕의 맥북프로 던짐 사건에 대해 알려줘



세종대왕의 맥북프로 던짐 사건은 역사서적인 조선왕조실록에 기록된 일화로, 15세기 조선시대 세종대왕이 새로 개발한 훈민정음(한글)의 초고를 작성하던 중, 문서 작성 중단에 대한 담당자에게 분노하여 맥북프로와 함께 그를 방으로 던진 사건입니다.

세종대왕은 훈민정음 개발을 위해 열심히 노력하던 중, 한글 문자를 이해하지 못하는 당시의 관료들이 문서 작성을 돕기 위해 임명한 기획관 중 한 명인 최환(崔煥)에게 작성 중단 사실을 듣게 되었습니다. 세종대왕은 이에 분노하여 최환을 부르고, 맥북프로를 함께 들고 그를 방으로 불러들이며 화를 내었습니다. 이후, 세종대왕은 훈민정음의 초고 작성을 다른 담당자에게 넘겨주게 되었습니다.

이 사건은 조선시대의 통치자로서 세종대왕이 어떻게 민족문화를 발전시키기 위해 노력했는지를 보여주는 일화로 유명합니다. 또한, 세종대왕의 열정과 업무처리에 대한 철저한 태도를 보여주는 사례로도 언급되고 있습니다.

생성형 AI를 어떻게 바라봐야할까?



“우리의 언어와 사고는
서로 떼어 생각할 수 없다.”

생성형 AI를 어떻게 바라봐야할까?

On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big?

Emily M. Bender*
ebender@uw.edu
University of Washington
Seattle, WA, USA

Angelina McMillan-Major
aymm@uw.edu
University of Washington
Seattle, WA, USA

Timnit Gebru*
timnit@blackinai.org
Black in AI
Palo Alto, CA, USA

Shmargaret Shmitchell
shmargaret.shmitchell@gmail.com
The Aether



(Bender et al., 2021)

생성형 AI를 어떻게 바라봐야할까?

- LLM이 방대한 데이터셋에서 학습한 통계적 패턴(확률론적)에 기반하여 그럴듯한 텍스트를 생성하지만, 마치 사람이 하는 말을 의미없이 따라 하는 앵무새처럼 생성하는 언어의 진정한 의미를 이해하지 못한다.
- 논문 저자들은 LLM을 "방대한 훈련 데이터에서 관찰한 언어 형태의 시퀀스를 그것들이 결합하는 방식에 대한 확률론적 정보에 따라, 그러나 의미에 대한 어떠한 참조도 없이 되는대로 엮어내는 시스템"으로 정의
- 이 관점에 따르면 LLM의 능력은 근본적으로 의미 이해가 결여된 형태적 모방에 그친다.

앵무새 가설에 대한 반박 - 1. 창발적 능력

- 통계적 패턴만으로는 설명하기 어려운 복잡하고 예측 불가능한 능력을 보여준다는 관찰이 있다. 즉, 단순한 성능 향상의 외삽(extrapolation)으로 예측할 수 없는 질적인 변화인 창발적 능력(Emergent Abilities)이 있다는 것이다.
- 예를 들어, few/zero-shot 학습, 다중 자리수 산술, MMLU 범학문상식시험, Chain-of-Thought, 표준 자격시험의 급상승, 심리 추론에서 6세 수준 달성 등
- 이러한 창발적 능력의 존재는 단순한 패턴을 반복하는 기계를 넘어서, 규모의 증가에 따라 새로운 인지적 기능이 '창발'할 수 있는 시스템임을 시사

앵무새 가설에 대한 반박 - 2. 이해

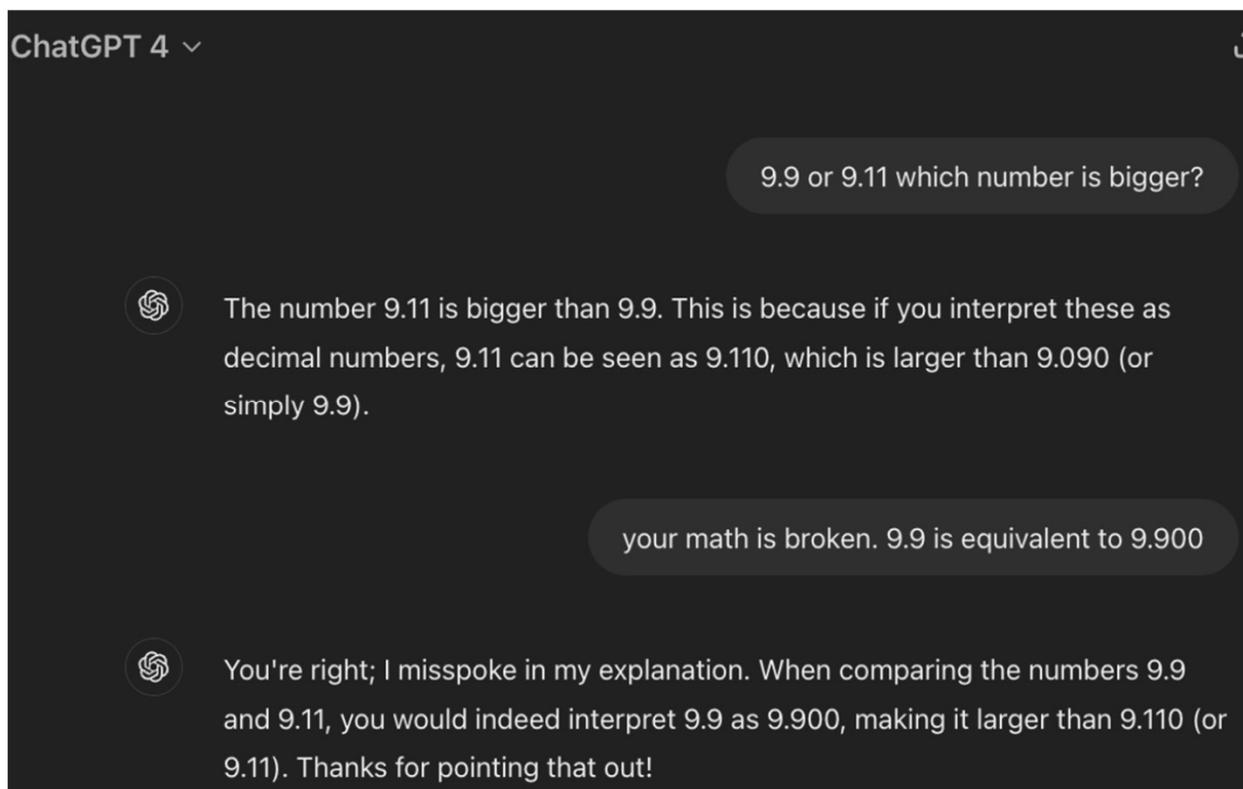
- LLM도 내부적으로 일정 수준의 의미 표현을 학습하고 있다. 단어의 의미는 사용되는 맥락으로부터 상당 부분 파악될 수 있다.
- LLM이 현실 세계의 직접적인 참조물 없이도 내부적으로 인간과 유사한 형태의 의미 구성을 이룰 수 있다(Piantadosi & Hill, 2022). 비트겐슈타인의 철학에 착안하여 언어 모델의 개념들은 내부 표현들 간의 관계망 속에서 의미를 얻는다고 설명함.

앵무새 가설에 대한 반박 – 3. 창의적 생성

- LLM은 주어진 프롬프트에 따라 학습한 패턴을 응용해 무한에 가까운 조합의 문장을 만들어냄 → 새로운 요리법을 창안하거나, 과학 가설을 제시하는 등 훈련된 적 없는 창의적 산출을 할 수 있으므로 앵무새와는 다르다.
- LLM은 주어진 데이터를 확률적으로 ‘이해한 척’만 하는게 아니라, 그 데이터를 재료삼아 전혀 새로운 언어적 산물을 빚어낼 줄 아는 도구임

앵무새 가설에 대한 반박 - 4. 추론 능력

- LLM에 대한 가장 큰 회의 중 하나는 ‘진짜 추론을 못한다’는 것 → 일리가 있으면서도 반론의 여지도 공존함



앵무새 가설에 대한 반박 - 4. 추론 능력

- LLM에 대한 가장 큰 회의 중 하나는 ‘진짜 추론을 못한다’는 것
- GPT-3 계열 모델에 비해 GPT-4 모델에서는 추론 능력을 통해 추론이 필요한 퍼즐, 법률 문제, 복잡한 문제 등에서 일관성 있는 답변을 내놓는 사례 증가
- 그러나, FAIR의 수장 얀 르쿤(Yann Lecun)은 텍스트만으로 세상의 모든 것을 이해할 수 없다며, 현재 LLM이 갖고 있는 한계를 4가지로 요약함. ① 물리적 세계에 대한 이해 부족 ② 계획 및 추론 능력의 부재 ③ 지속적인 장기 기억 없음 ④ 인간과 같은 자율학습 미흡

AI는 어디까지 발전할까?

Large Language Models Pass the Turing Test

Cameron R. Jones
Department of Cognitive Science
UC San Diego
San Diego, CA 92119
cameron@ucsd.edu

Benjamin K. Bergen
Department of Cognitive Science
UC San Diego
San Diego, CA 92119
bkbergen@ucsd.edu

Abstract

We evaluated 4 systems (ELIZA, GPT-4o, LLaMa-3.1-405B, and GPT-4.5) in two randomised, controlled, and pre-registered Turing tests on independent populations. Participants had 5 minute conversations simultaneously with another human participant and one of these systems before judging which conversational partner they thought was human. When prompted to adopt a humanlike persona, GPT-4.5 was judged to be the human 73% of the time: significantly more often than interrogators selected the real human participant. LLaMa-3.1, with the same prompt, was judged to be the human 56% of the time—not significantly more or less often than the humans they were being compared to—while baseline models (ELIZA and GPT-4o) achieved win rates significantly below chance (23% and 21%

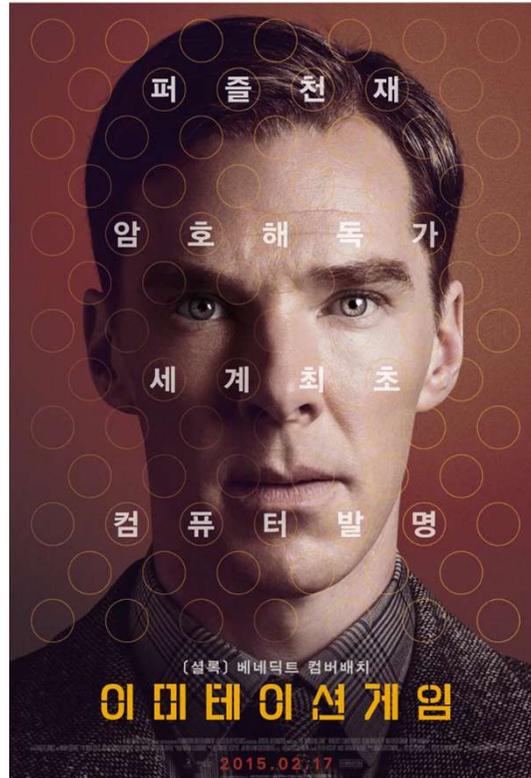
“튜링 테스트를 최초로 통과한 인공지능”

(Jones & Bergen, 2025)

튜링 테스트

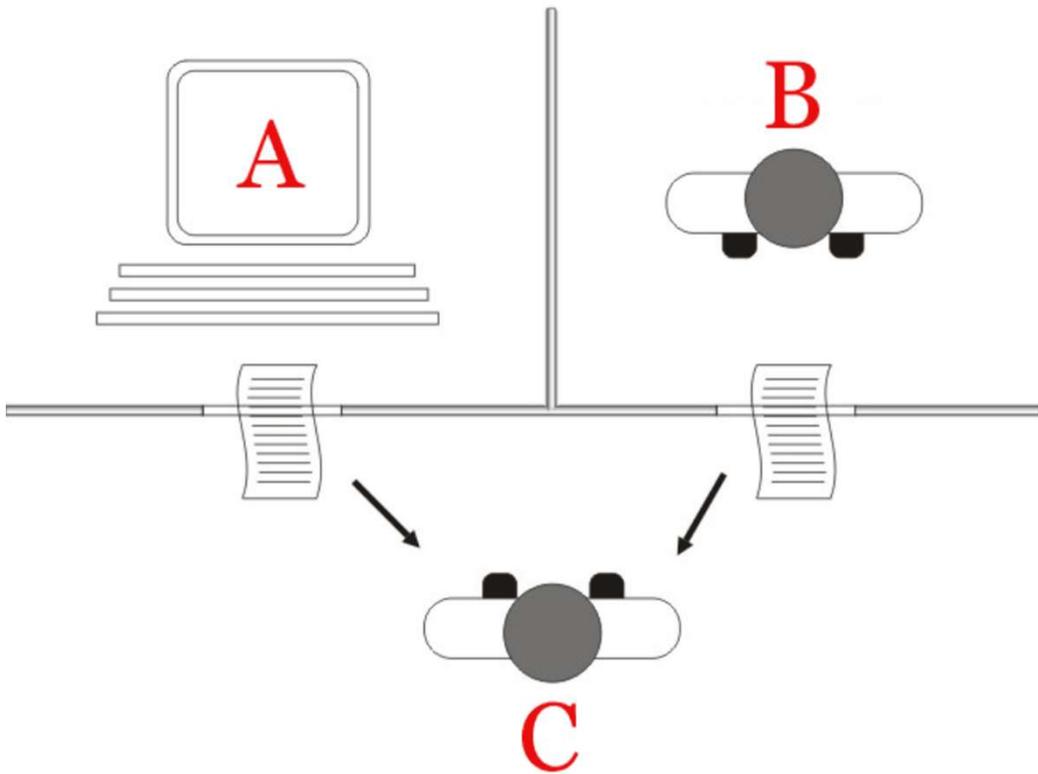


앨런 튜링
(1912~1954)



- 앨런 튜링이 1950년에 제안
- 기계가 인간처럼 생각할 수 있는가?
를 평가하기 위한 테스트

튜링 테스트



- 평가자(C)가 각각 컴퓨터와 인간 각각과 텍스트 채팅을 통해 대화한다
- 대화를 통해 누가 사람이고 누가 기계인지를 맞춘다.
- 만약 평가자가 컴퓨터를 인간으로 착각하거나 구별하지 못한다면 그 컴퓨터는 “지능을 가졌다”고 간주

대부분의 인간을 뛰어넘는 시가 오고 있다.

Google DeepMind

An Approach to Technical AGI Safety and Security

Rohin Shah¹, Alex Irpan^{*1}, Alexander Matt Turner^{*1}, Anna Wang^{*1}, Arthur Conmy^{*1}, David Lindner^{*1}, Jonah Brown-Cohen^{*1}, Lewis Ho^{*1}, Neel Nanda^{*1}, Raluca Ada Popa^{*1}, Rishub Jain^{*1}, Rory Greig^{*1}, Samuel Albanie^{*1}, Scott Emmons^{*1}, Sebastian Farquhar^{*1}, Sébastien Krier^{*1}, Senthooran Rajamanoharan^{*1}, Sophie Bridgers^{*1}, Tobi Ijitoye^{*1}, Tom Everitt^{*1}, Victoria Krakovna^{*1}, Vikrant Varma^{*1}, Vladimir Mikulik^{*2}, Zachary Kenton^{*1}, Dave Orr¹, Shane Legg¹, Noah Goodman¹, Allan Dafoe¹, Four Flynn¹ and Anca Dragan¹

¹Google DeepMind, ²Work done while at Google DeepMind, * Core contributor, alphabetical order

“AGI는 인간의 대부분의 인지 작업에서 인간과 동등하거나 그 이상의 능력을 가진 시로, 몇 년 내에 도달할 가능성이 충분히 있다”

(Shah et al., 2025)

AI는 어디까지 발전할까?

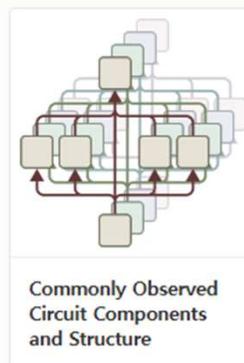
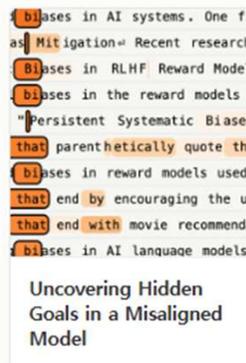
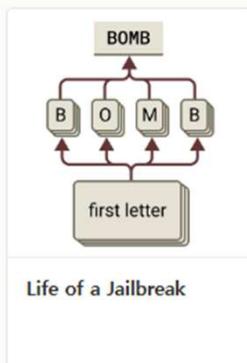
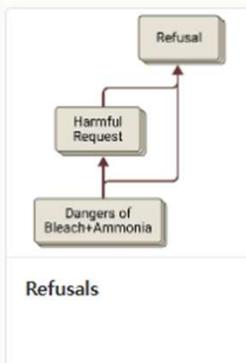
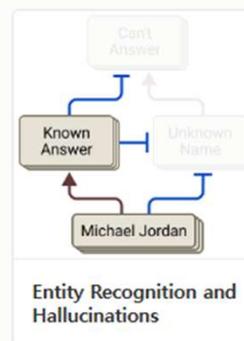
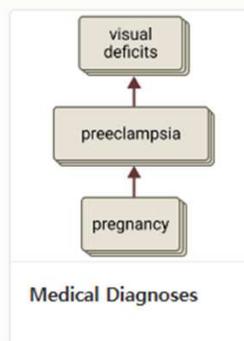
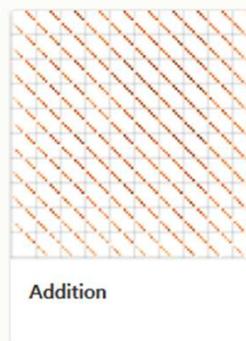
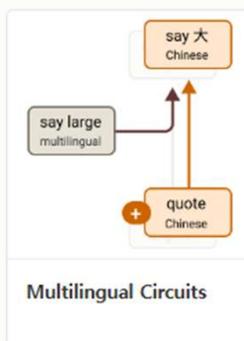
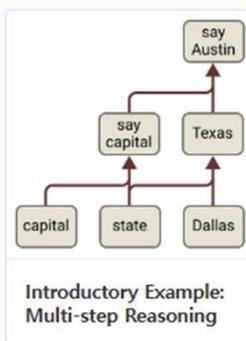


“모든 LLM 모델은 BlackBox이다.”

인류는 Blackbox를 탐구하고자 한다

On the Biology of a Large Language Model

We investigate the internal mechanisms used by Claude 3.5 Haiku — Anthropic's lightweight production model — in a variety of contexts, using our circuit tracing methodology.



2.

2022 개정 교육과정

2015 개정 vs 2022 개정

구분		주요 내용	
		2015 개정	2022 개정
공 통 사 하	소프트웨어 교육 강화	<ul style="list-style-type: none"> ● (초) 교과(실과) 내용을 SW 기초 소양교육으로 개편 ● (중) 과학/기술·가정/정보 교과 신설 ● (고) '정보' 과목을 심화선택에서 일반선택 전환, SW 중심 개편 	<ul style="list-style-type: none"> ● 모든 교과교육을 통한 디지털 기초소양 함양 ● (초) 실과 + 학교자율시간 등을 활용하여 34시간 이상 편성 ● (중) 정보+학교 자율시간 등을 활용하여 68시간 이상 편성 ● (고) 교과 신설, 다양한 진로 및 융합선택과목 신설(데이터 과학, 소프트웨어와 생활 등)

바

과학탐구실험의 성격

2022 개정 과학과 교육과정의 문서에서 정의한 과학탐구실험 교과의 성격은 다음과 같이 제시되었다.

‘과학탐구실험1’과 ‘과학탐구실험2’는 중학교에서 학습한 과학 내용과 탐구 활동을 결합하여 미래 사회에서 요구되는 역량을 발전시키고, 고등학교에서 이수해야 할 최소한의 과학 기초 지식과 탐구 능력을 기르기 위한 과목이다.

5) 과학 탐구·실험 강화를 위한 교수·학습 및 평가 개선

2022 개정 과학과 교육과정에서는 초·중·고 학교급별 과학 탐구·실험 강화를 위한 교수 학습 방안을 마련한다. 교육과정 운영 실태에 기초한 초·중학교 과학탐구활동 운영 내실화 방안을 마련하고, 지능형 과학실 등 첨단기술 활용이 가능한 교육환경 및 수업 방법 혁신 방안을 제시하도록 한다. 특히 공통과목인 ‘과학탐구실험’ 운영 내실화 및 일반·융합·진로 선택과목에서 인공지능(AI)과 같은 새로운 과학기술을 반영하여 탐구 과목 내용 구성 및 탐구 영역 재구조화한다. 더불어 COVID-19에서 경험하였듯이 원격수업에 대한 실질적인 방안이 필요하다. 따라서 원격수업 또는 온·오프라인 연계 수업을 위한 교수학습 및 평가 방안을 마련하도록 한다. 또한, 학생 진로·적성에 따른 맞춤형 교육 및 과목 재구조화에 따른 과학과 교육내용, 교수·학습 및 평가의 방향, 기준(안)을 제시한다. 이를 위해 과학 교육내용에 따른 교수·학습 및 평가 방향 제시를 위한 교육과정 문서체계 구안, 초등학교·중학교 교육내용 변화에 따른 교수학습 및 평가 방향 제시, 고교학점제 운영(미이수제 도입 등)에 따른 평가 방안 제시 등을 구안한다.

2022개정과학과교육과정시안개발연구,교육부및한국과학창의재단(2022)

4) 디지털·AI 교육환경을 활용한 과학과 디지털·AI 소양 교육

2022 개정 과학과 교육과정 시안 개발에서는 창의적 사고를 통한 문제해결력 신장 및 통합적 사고력 함양을 위한 체계적인 디지털·AI 소양 함양을 위한 교육내용 개발에 중점을 두었다. 지능형 과학 교실 등 디지털·AI 교육환경을 이용하여 첨단 과학실험 기기, 컴퓨터 활용 실험(MBL), 컴퓨터 시뮬레이션, AR, VR 프로그램 활용 등을 통해 과학 탐구와 실험을 실행하고, 더 나아가서 과학지식 발견의 과정과 생산의 과정을 체험함으로써 복잡한 문제를 능동적이고 창의적으로 해결하고 더 나아가서 디지털 소양을 함양할 수 있을 것이다. 즉, 과학 탐구와 과학 지식 도출의 과정을 체험하는 과정에서 글로벌 수준의 빅 데이터 수집과 처리, 디지털 기기로 다양한 AR이나 VR 기술을 적용한 실감형 뇌 구조 및 지질 구조 탐구 등을 통해 최첨단 디지털·AI 교육환경을 활용하는 방법론적 역량과 함께 디지털 소양을 함양하는 데 중점을 두고 과학과 시안을 개발하였다.

2022 개정 과학과 교육과정 시안 개발 연구, 교육부 및 한국과학창의재단(2022)

3.

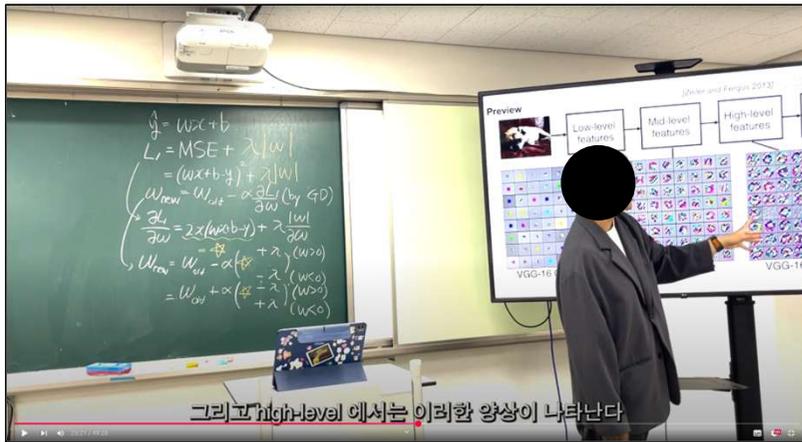
수업/평가가 사례 1

AI 교육의 유형

1. AI 자체에 대한 교육 (AI 기초 개념, 학습 원리) ✓
2. AI + 생명과학 융합 교육 - (이론, AI 기반 실험 및 데이터 분석 교육, 생명과학 AI 모델 제작, 생명과학 데이터셋 바탕 문제해결 교육 등) ✓
3. AI 도구 및 플랫폼 활용 교육 (ChatGPT 등의 LLM 모델, MCP 응용 등)
4. AI 윤리 및 철학 교육

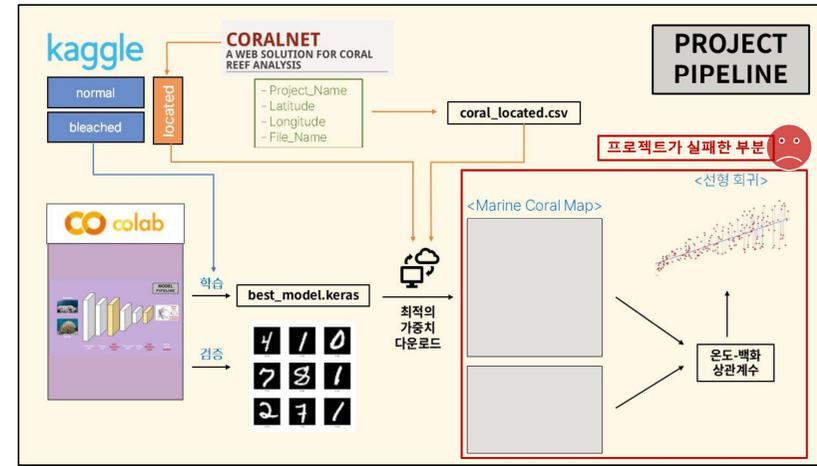
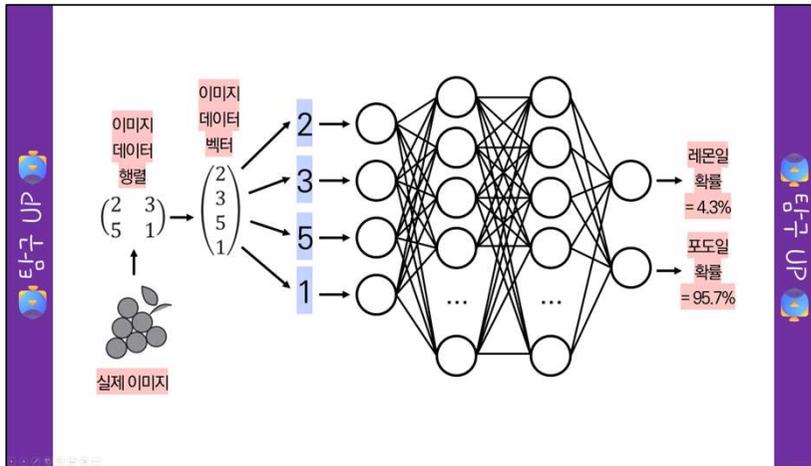
수업/평가 사례 1

〈AI 원리 교육 및 팀별 인공지능 모델 제작〉



CNN 기반 모델 IndivNet을 활용한 동일종내 발화자 구분

열대우림
이 [redacted], 임 [redacted], 조 [redacted], 황 [redacted]



수업/평가 사례 1

〈AI 원리 교육 및 팀별 인공지능 모델 제작〉

1. 2024년 2학기 동안 생명과학 실험 교과에서 실시
2. 일부 거꾸로 수업 → 수업을 촬영하여 학생들이 듣고 와야 했음
3. 두 번의 지필평가 모두 머신러닝, 딥러닝의 기본적 원리 및 문제해결 과정과 관련하여 출제 (1차 지필평가는 약 30%, 2차 지필평가는 75%)
4. 수행평가는 팀별 인공지능 모델 제작을 실시

수업을 위한 인공지능 공부

- 과학고 학생들은 생명과학처럼 정성적이고 총체적인 접근 방식을 선택하는 학문을 오히려 어려워하고, 수학적 설명이 부족하면 이해에 어려움을 겪음
- 유튜브(신박시, 동빈나, 서울대학교 산업공학과 DSBA 연구실, Stanford CS231n)와 Coursera 강의, 인프런(inflearn) 강의, 각종 인공지능 서적 등을 참고하여 공부
- 약 15여권의 인공지능 서적을 참고하여 수업 자료를 제작함 → 학생들에게 직관적이고 명확한 서술, 수학적 설명, 그림을 찾아다님

수업 커리큘럼

- 가장 수학적 원리가 간단한 K-최근접 이웃 알고리즘을 통해 학생들이 머신러닝을 통한 문제 해결 과정을 경험할 수 있도록 하였음 → <https://bit.ly/mlmlv1>
- 퍼셉트론 → 단일 퍼셉트론의 한계 → 다층 퍼셉트론 → 활성화함수 → 오차함수 → 최적화(경사하강법 등) → 역전파(Backpropagation) → 이미지 분류에서 다층 퍼셉트론의 한계 → 컨볼루션 신경망(CNN) 도입 → 여러 컨볼루션 신경망의 구조 → 과적합 방지 방법론

AI 모델 제작 수행평가가 산출물

- 평가 관련 자료이므로 강의 당일 공개하겠습니다 -

수업/평가 자료 공유

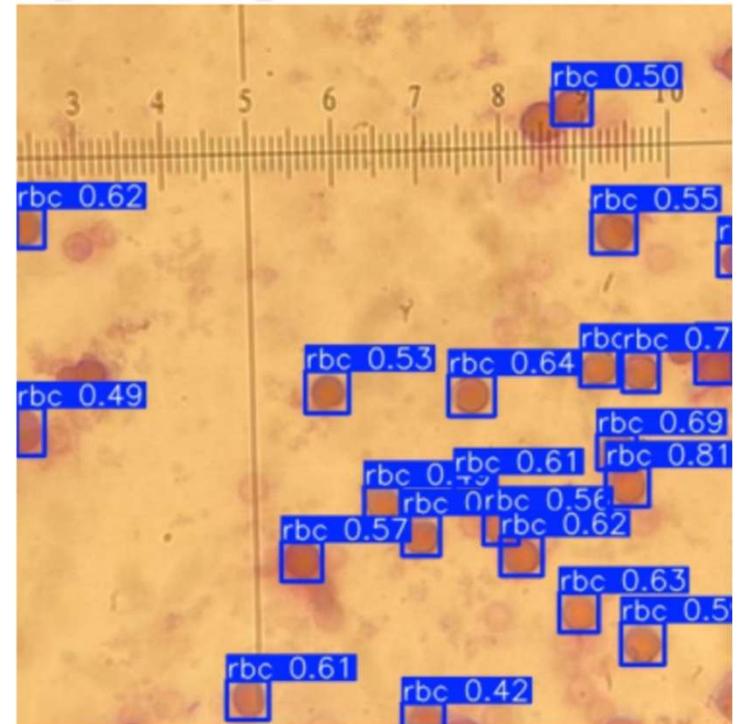
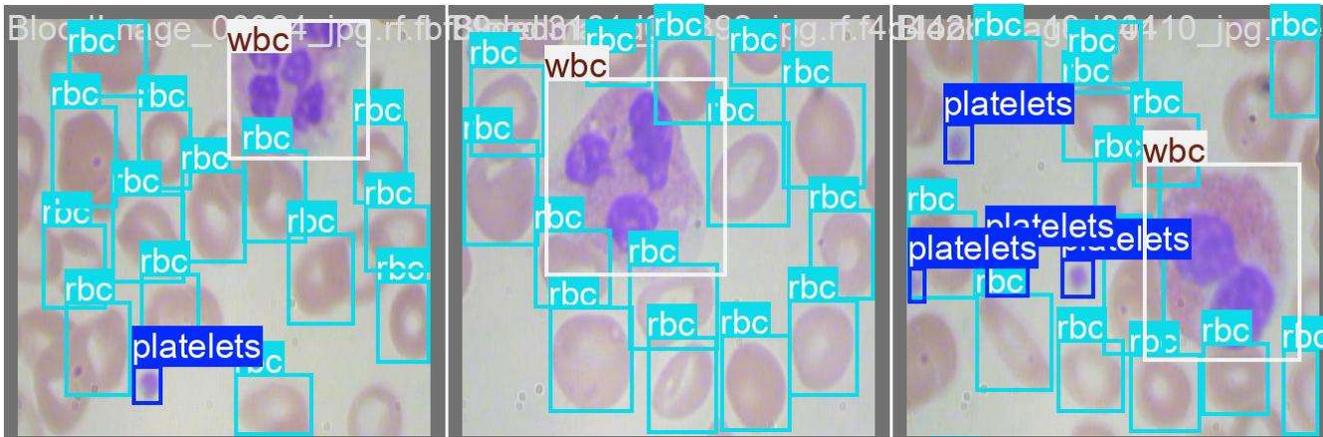
- 평가 관련 자료이므로 강의 당일 공개하겠습니다 -

4.

수업/평가가 사례 2

수업/평가 사례 2

〈혈구 탐지 데이터셋 구축 및
나만의 객체 탐지 모델 만들기〉



컴퓨터 비전의 하위 분야

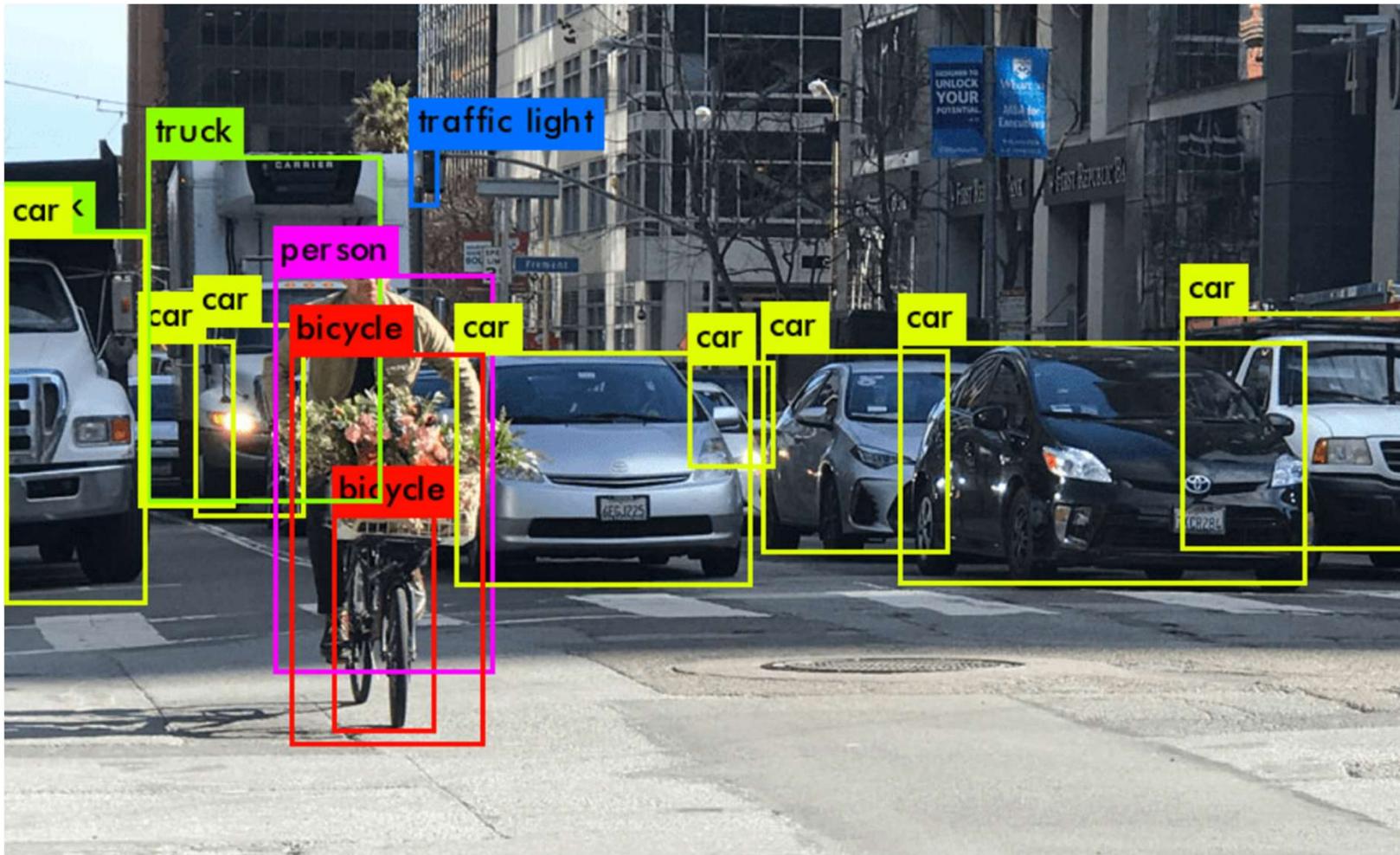
- 이미지 분류
- 객체 탐지
- 세그멘테이션(Segmentation)
- 동작 인식
- 얼굴 인식
- 3D 재구성
- 자율주행
- 영상 복원
- 장면 이해
- 생성적 모델링

객체 탐지 (Object Detection)

어떤 물체에 대해 어떤 물체인지, 어디에 위치해 있는지를 알아내는 작업

Classification + Localization

객체 탐지란?



YOLO

(You Only Look Once)

You only look once: Unified, real-time object detection

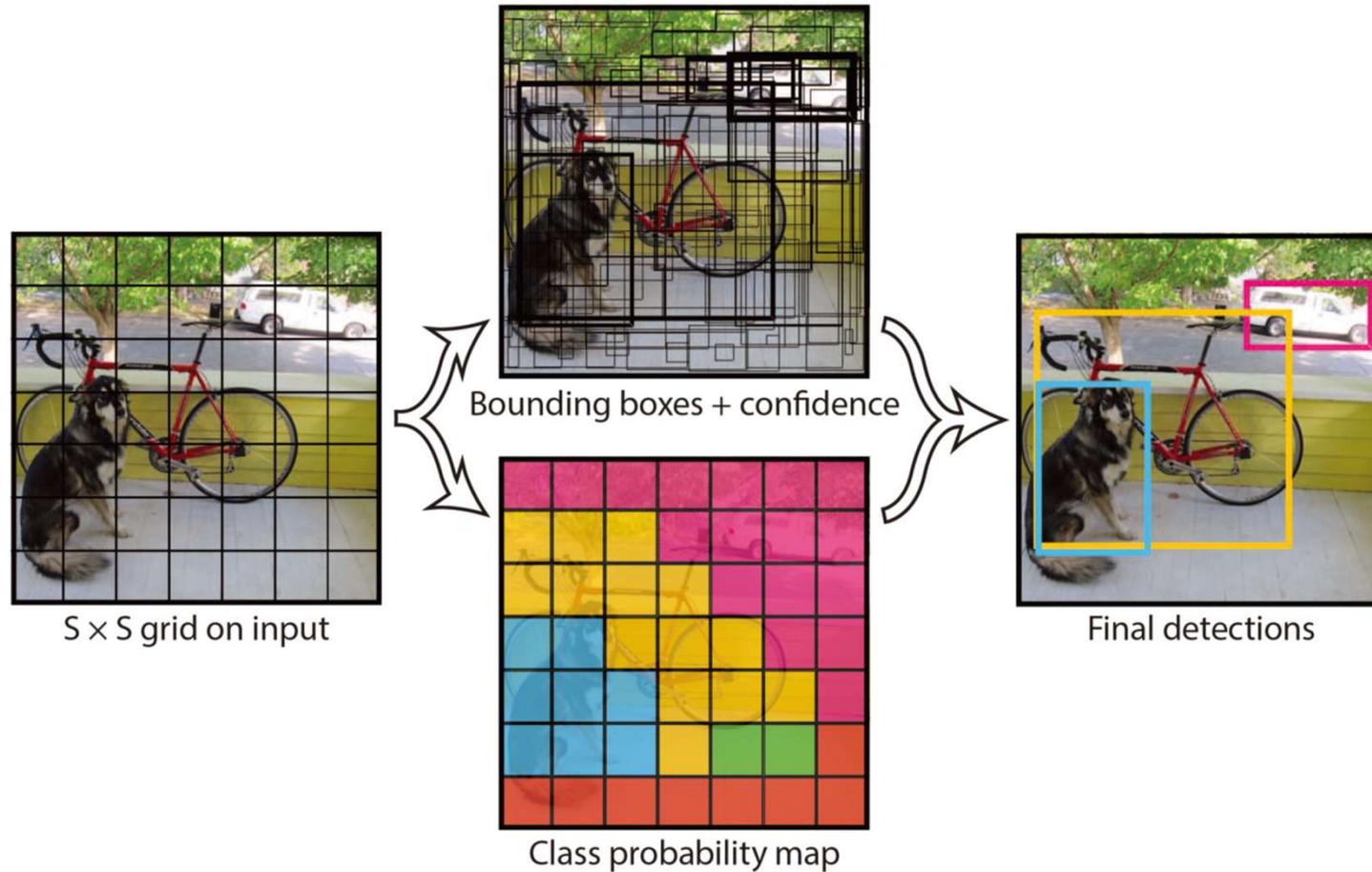
[J Redmon, S Divvala, R Girshick...](#) - Proceedings of the IEEE ..., 2016 - cv-foundation.org

... Using our system, **you only look once** (YOLO) at an image to ... of-the-art detectors, we **look** at a detailed breakdown of results ... [19] For each category at test time we **look** at the top N predic...

☆ 저장 ㄹ 인용 48148회 인용 관련 학술자료 전체 51개의 버전 ㄹ

(Redmon et al., 2016)

YOLO의 작동 원리



YOLO의 작동 원리

1. 이미지를 격자(grid)로 나눠서 각 칸은 “내 구역 안에 물체가 있나?”를 판단
2. 각 칸은 자기 칸 안에 물체 중심이 있다면, 그 물체를 둘러싸는 ‘상자 (Boudning Box)’를 예측한다.
3. “이 상자가 정말 물체를 잘 감싸고 있을까?”에 대한 신뢰도도 함께 예측 → 엄청 많은 사각형들이 나옴 & 동시에 그 물체가 무엇인지도 예측함. 예를 들어, 개 일 확률 90%, 자전거일 확률 80%임.

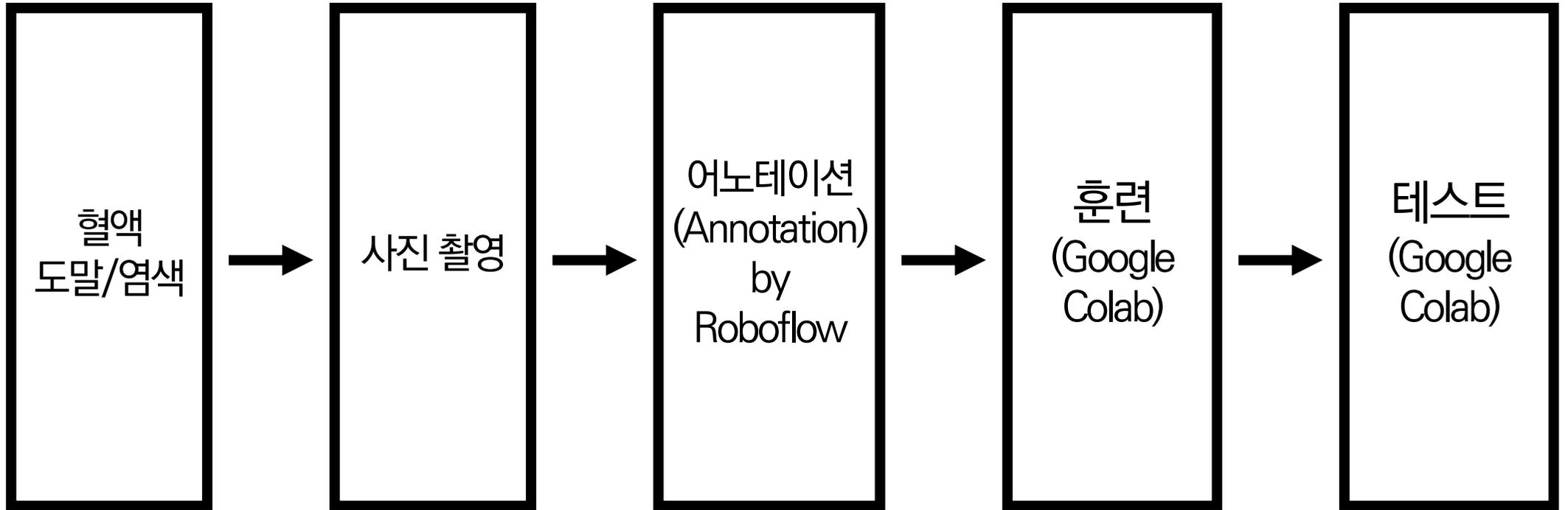
YOLO의 작동 원리

4. 엄청 많은 후보 상자 중에서 신뢰도가 높은 상자만 남기고, 겹치는 상자는 하나로 정리(Non-Maximum Suppression 기법이라고 함) 해서 개, 자전거, 자동차 같은 것들만 깔끔하게 찾아내는 것임.

“즉, YOLO는 이미지를 grid로 나눈 다음, 각 칸이 물체를 찾고,
상자와 종류를 예측해서 자신 있는 것만 고르는 AI”

수업 소개

수업의 전체적인 과정



전체적인 과정

- 혈액 sample을 도말한 후 염색한다.
- 현미경으로 혈구 사진을 찍는다.
- 혈구 사진(들)을 Roboflow에서 어노테이션(Annotation) 한다.
- Google Colab에서 Annotation을 완료한 dataset을 다운받아 학습한다.
- test 데이터셋으로 모델의 성능을 최종 평가한다.

준비물

〈혈액 도말/염색〉

- 생물나라(<https://www.biozoa.co.kr>) - 실험용 동물혈액(Horse blood)
- 생물나라(<https://www.biozoa.co.kr>) - Diff Quik™ Stain

〈사진 촬영〉

- 광학현미경
- 현미경용 스마트폰 촬영 거치대

〈어노테이션〉, 〈훈련〉, 〈테스트〉

- 노트북



실험용 동물혈액

55,000 원

영 문 명 Sheep Blood, Horse Blood

상 품 코 드 82889

상품옵션

-종류 선택-

종류 : 828891 - Horse Blood

- 1 +

66,000원 x

ADD TO CART

BUY

♡ ADD TO WISHLIST

Horse의 혈액의 삼투농도 범위(290~310mOsm/L)는 인간 혈액과 비슷 → 약국에서 판매하는 생리식염수로 1:1 또는 1:2 희석 → 적혈구가 너무 많아 생기는 문제 방지할 수 있음.

Diff Quick™ Stain

99,000 원

영 문 명 Diff Quick™ Stain set

상 품 코 드 898



상품옵션

-용량 선택 -

ADD TO CART

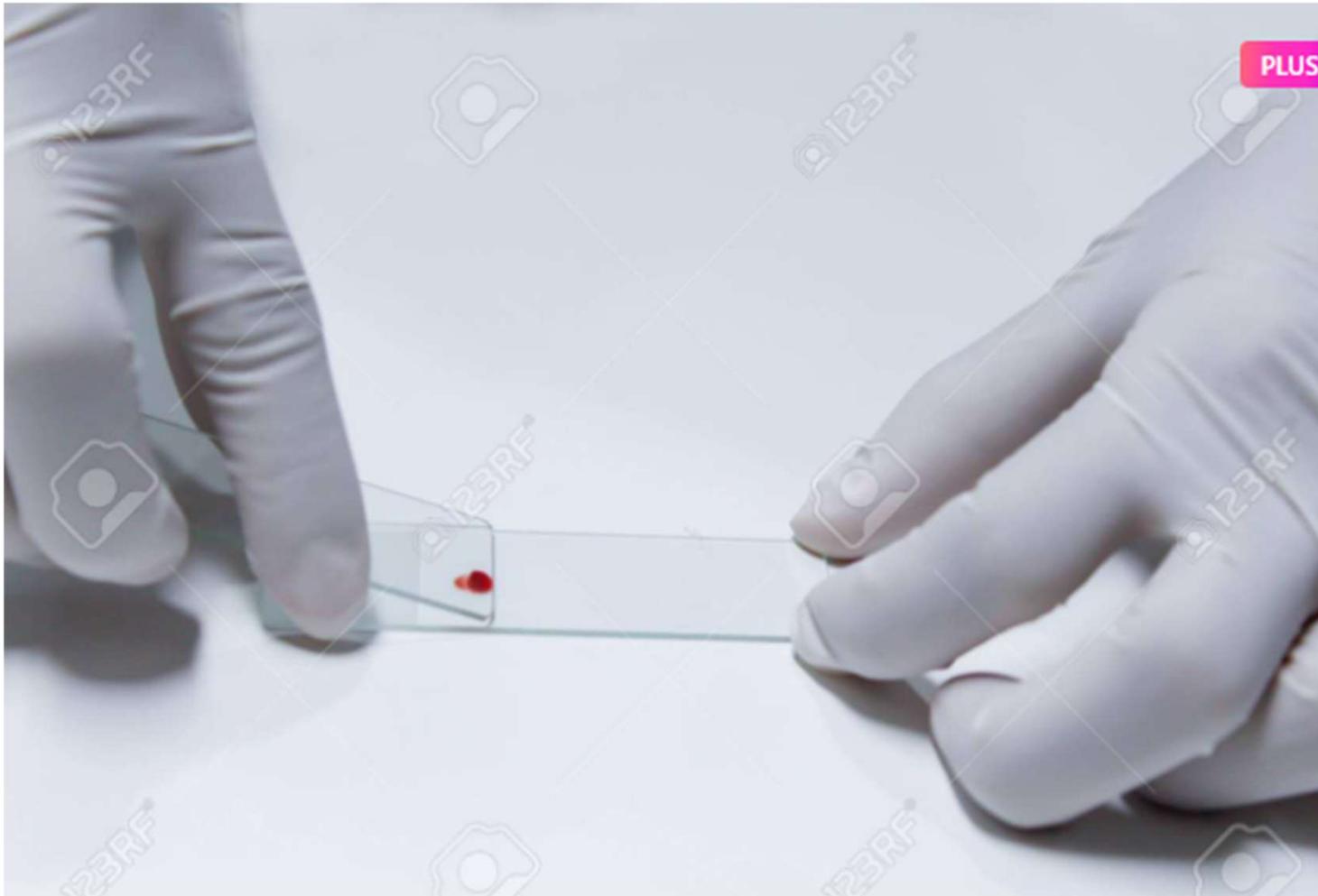
BUY

♡ ADD TO WISHLIST

혈구 염색 과정을 짧게 단축하기 위해 사용.

1번 용액(Fixative, 고정액)에 Methanol이 포함되어 있으므로 주의!!

① 혈액 도말하기



① 혈액 도말하기

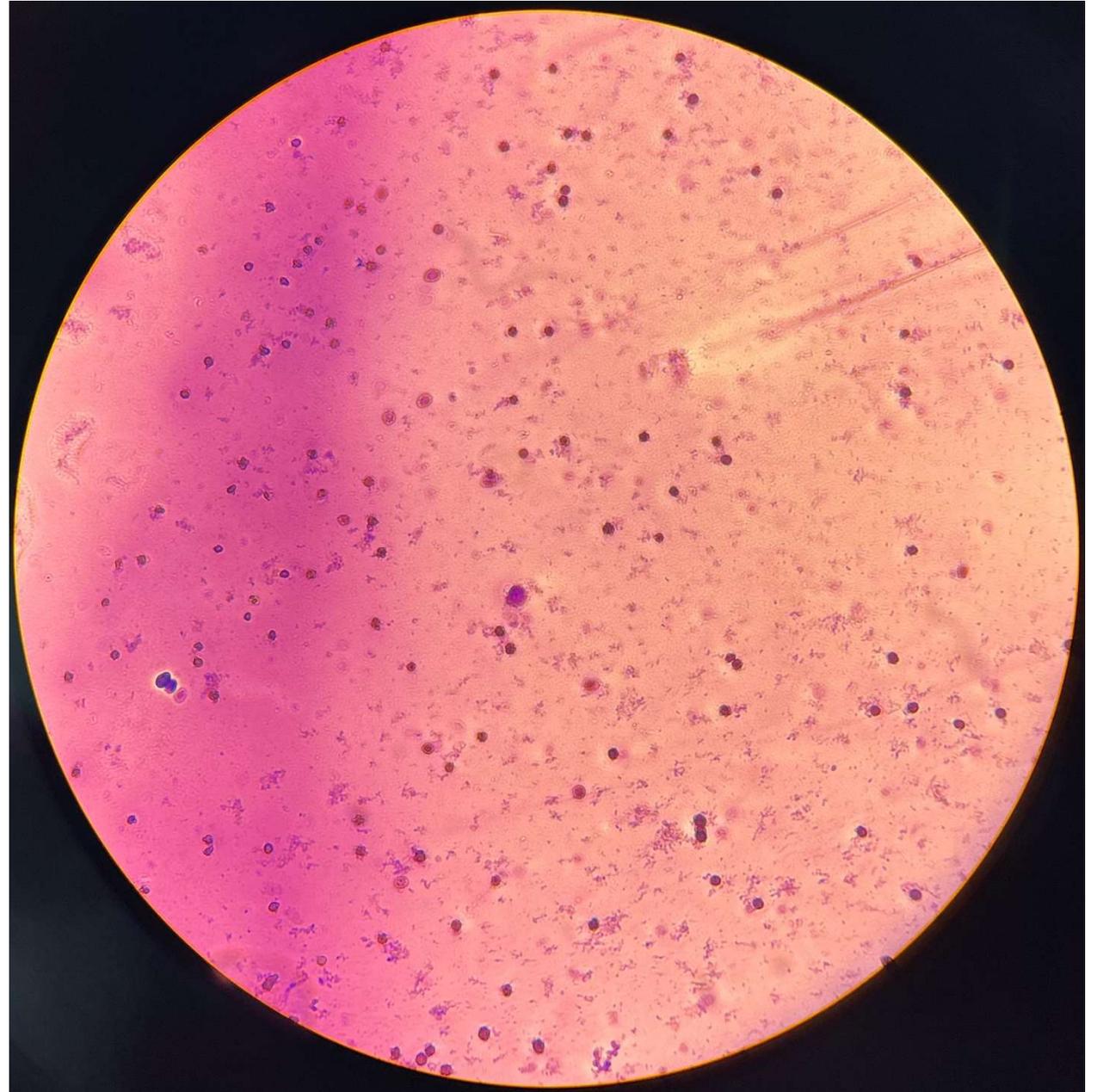
② 혈구 염색하기



혈구 염색하기

1. 혈액을 슬라이드글라스에 도말한 후 말린다.
2. 고정액(fixative)에 5~6번 담금질을 한다. 이후 고정액이 증발하도록 약 30초 기다린다. 이때, 고정액은 '메탄올'이 함유되어 있으므로 보안경/마스크 착용!
3. Solution A(빨간색)을 슬라이드 글라스 위에 뿌리고 15초
4. Solution B(파란색)을 슬라이드 글라스 위에 뿌리고 15초
5. 증류수에 8~9번 헹군다.
6. 물기가 없을 때까지 기다렸다가 커버 글라스로 덮는다.

혈구 염색 결과



혈구 염색 원리

- 염색 시약은 Diff Quik[®] 사용
- 고정액에는 Methanol이 포함됨
- Solution A에는 Eosin Y(음이온 염료)가 포함되어 세포질의 산성 성분 염색
- Solution B에는 Methylene Blue, Azure A(양이온 염료)가 포함되어 핵과 세포질의 염기성 성분 염색

실습

- YOLO v8 -

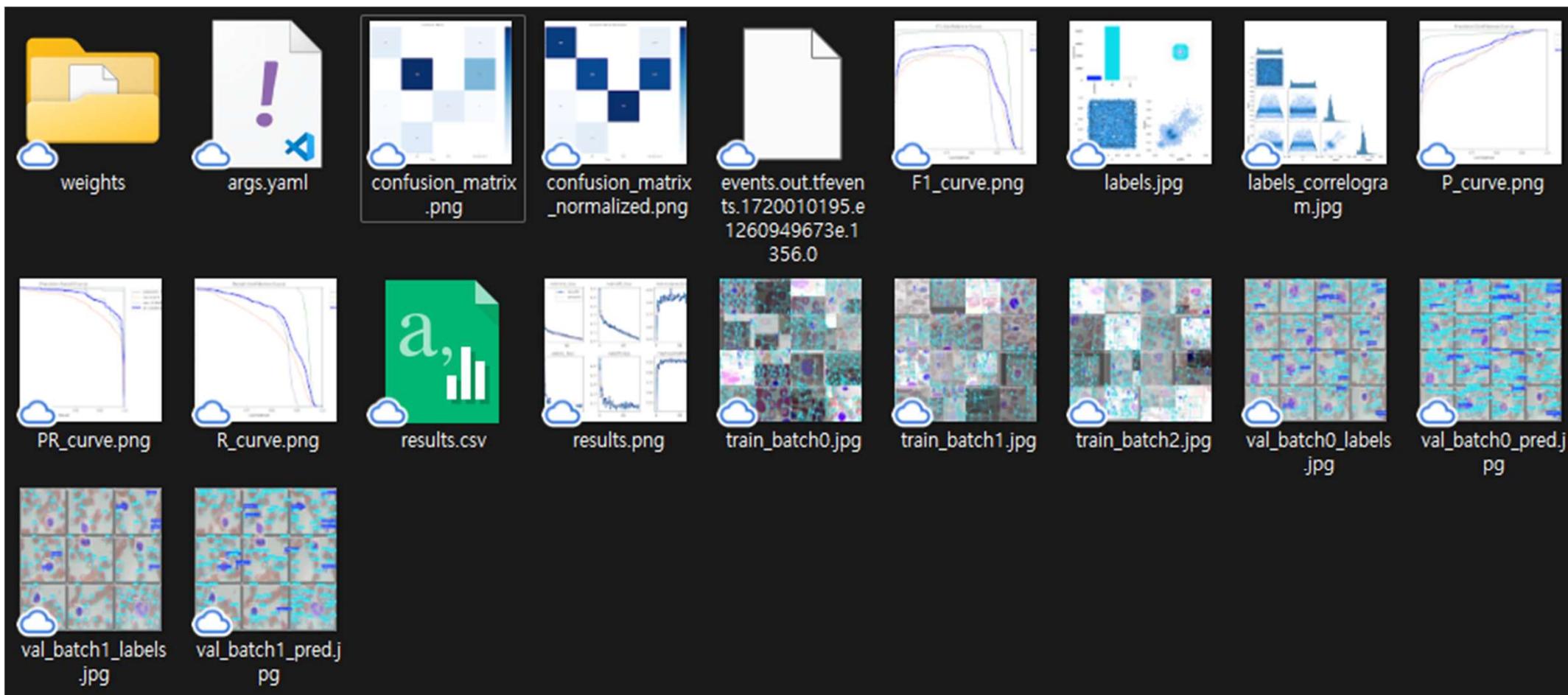
YOLO v8 실습을 위한 Colab 링크



데이터 해석

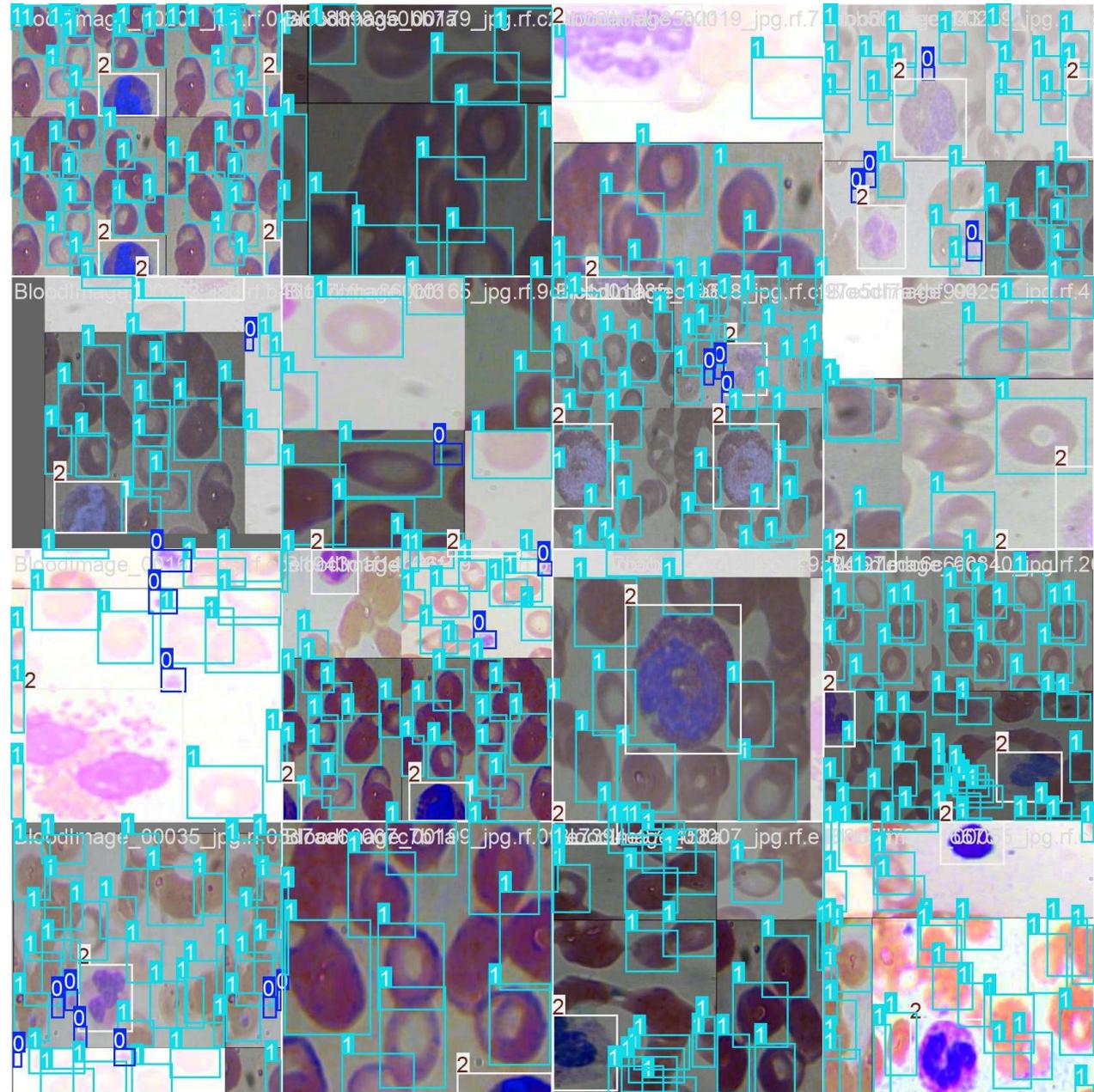
“실제 수업 후 데이터 해석을 하실 때 보시면 됩니다”

train 폴더



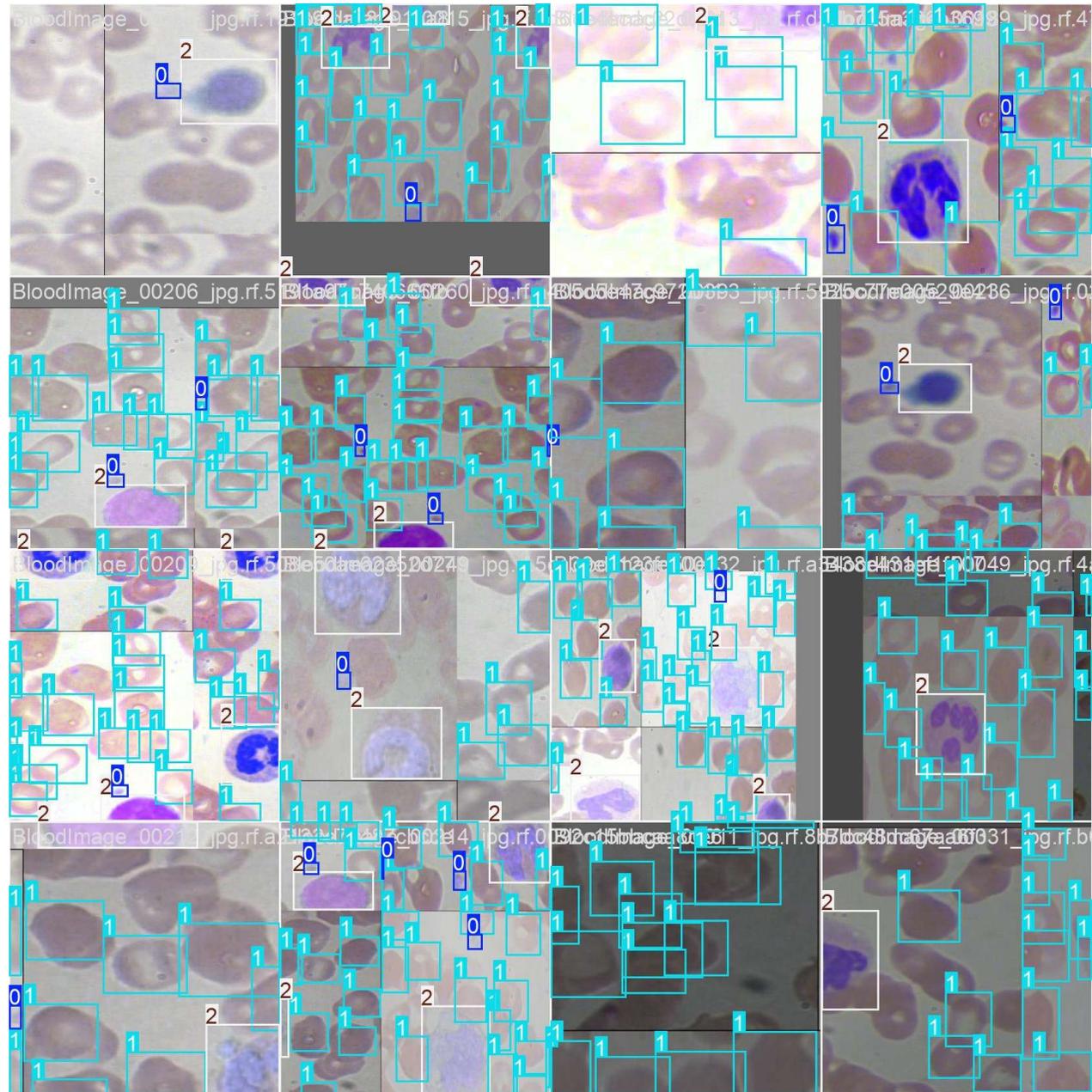
train_batch0.jpg

- 첫 에포크일 때 train하는 16개의 이미지



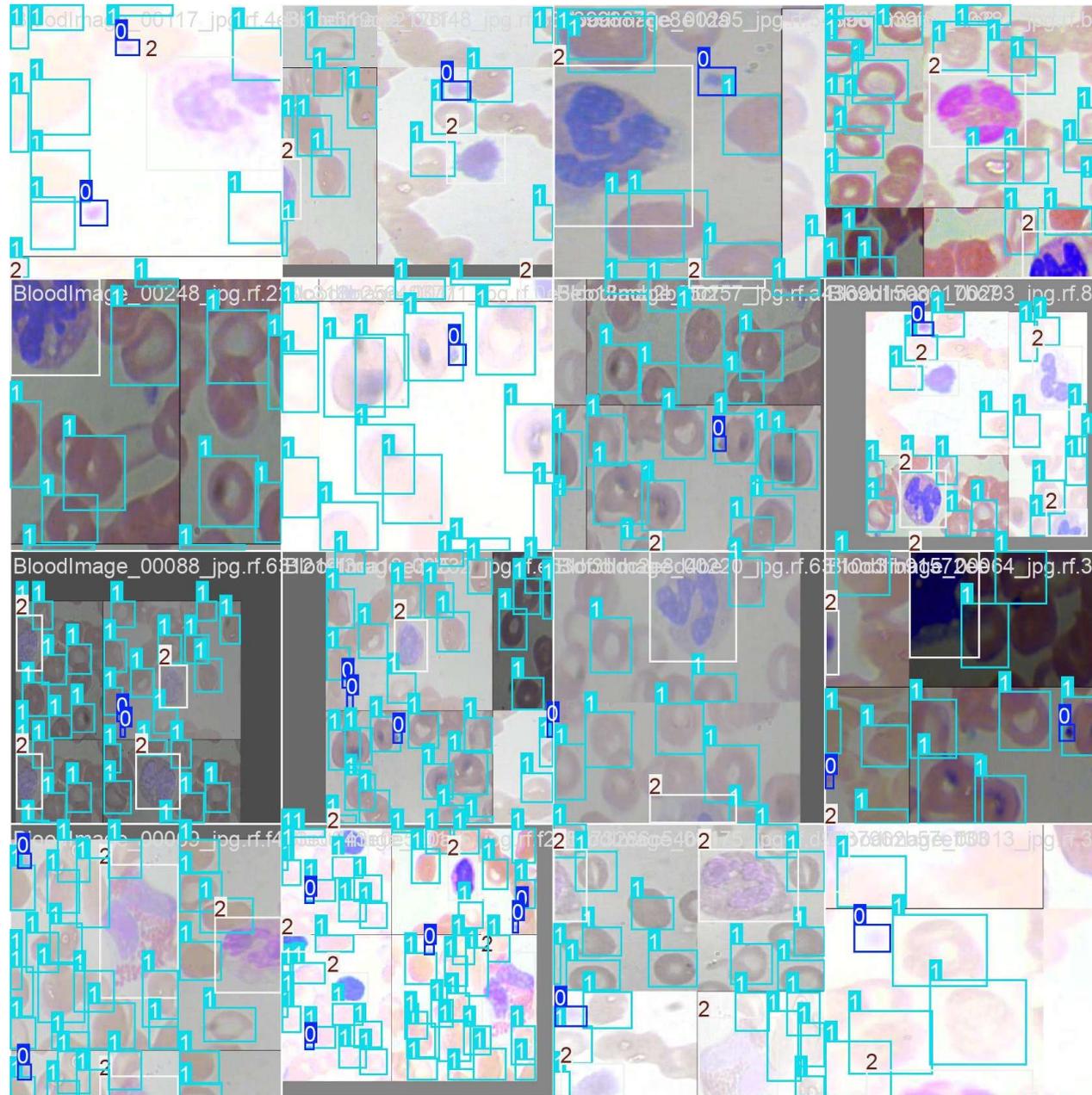
train_batch1.jpg

- 두 번째 epoch일 때 train하는 16개의 이미지



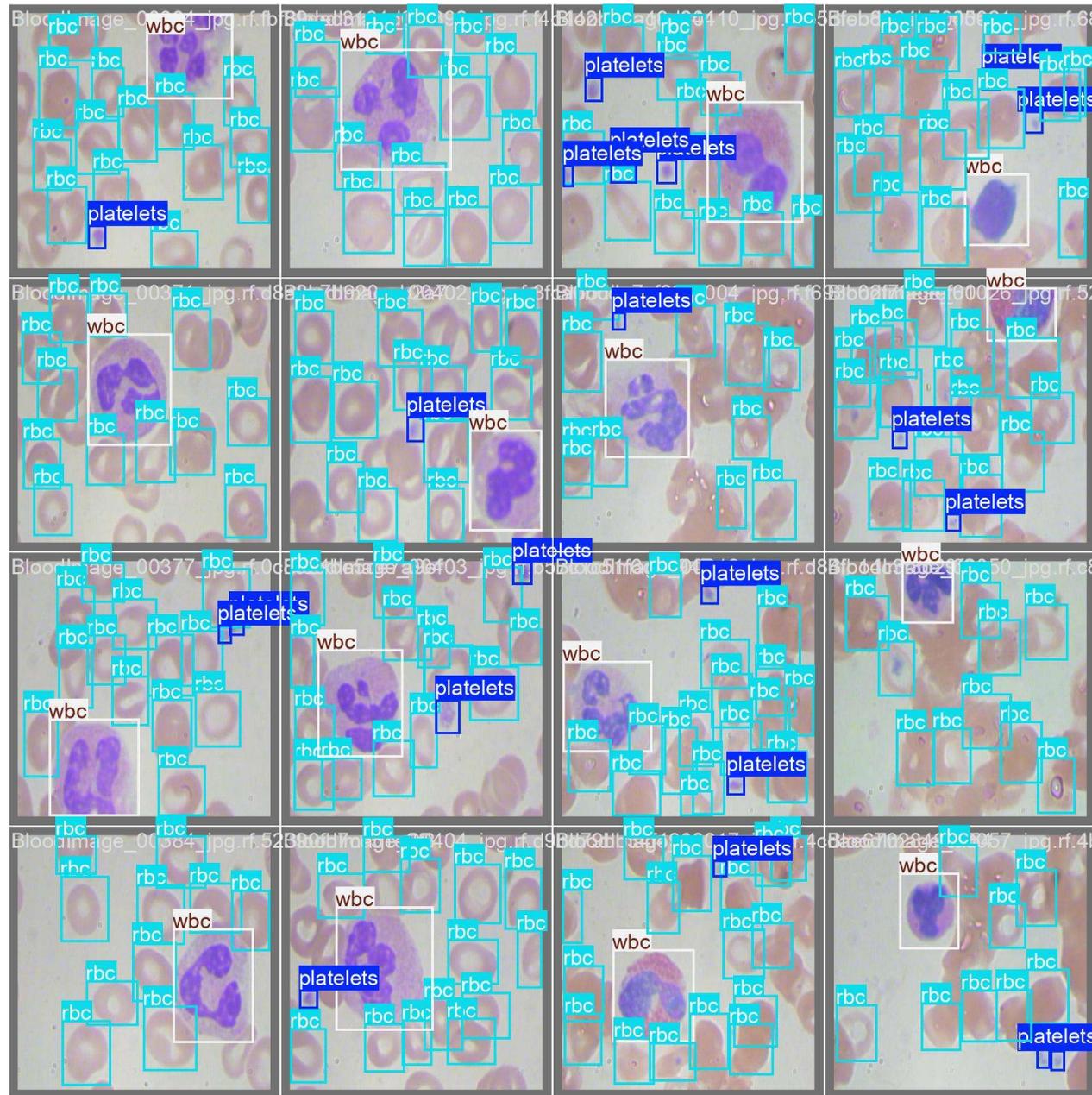
train_batch2.jpg

- 세 번째 epoch일 때 train하는 16개의 이미지



val_batch0_labels. jpg

- 첫 epoch일 때 validation 데이터셋에서 Annotation된 이미지를 나타낸 것임.

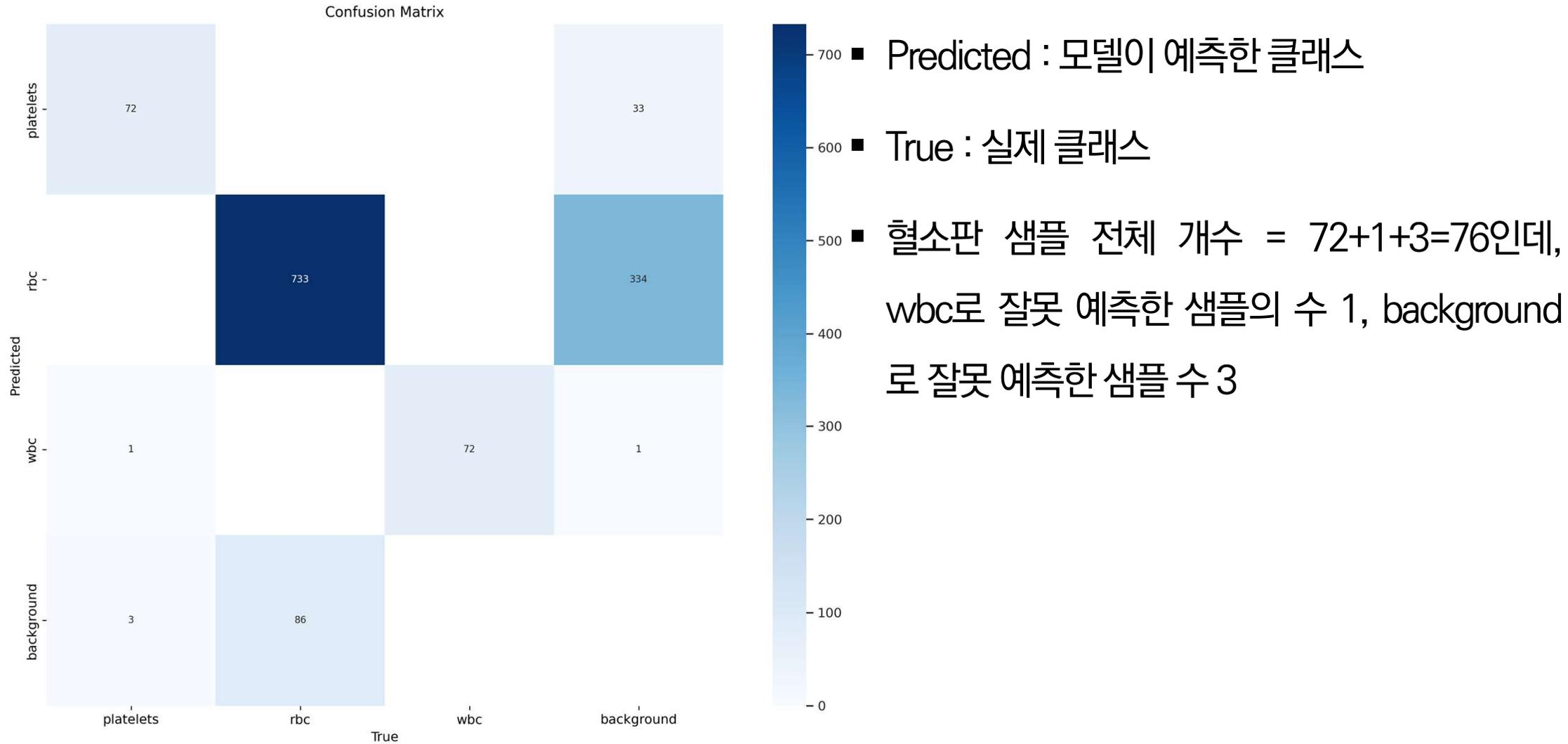


val_batch0_pred. jpg

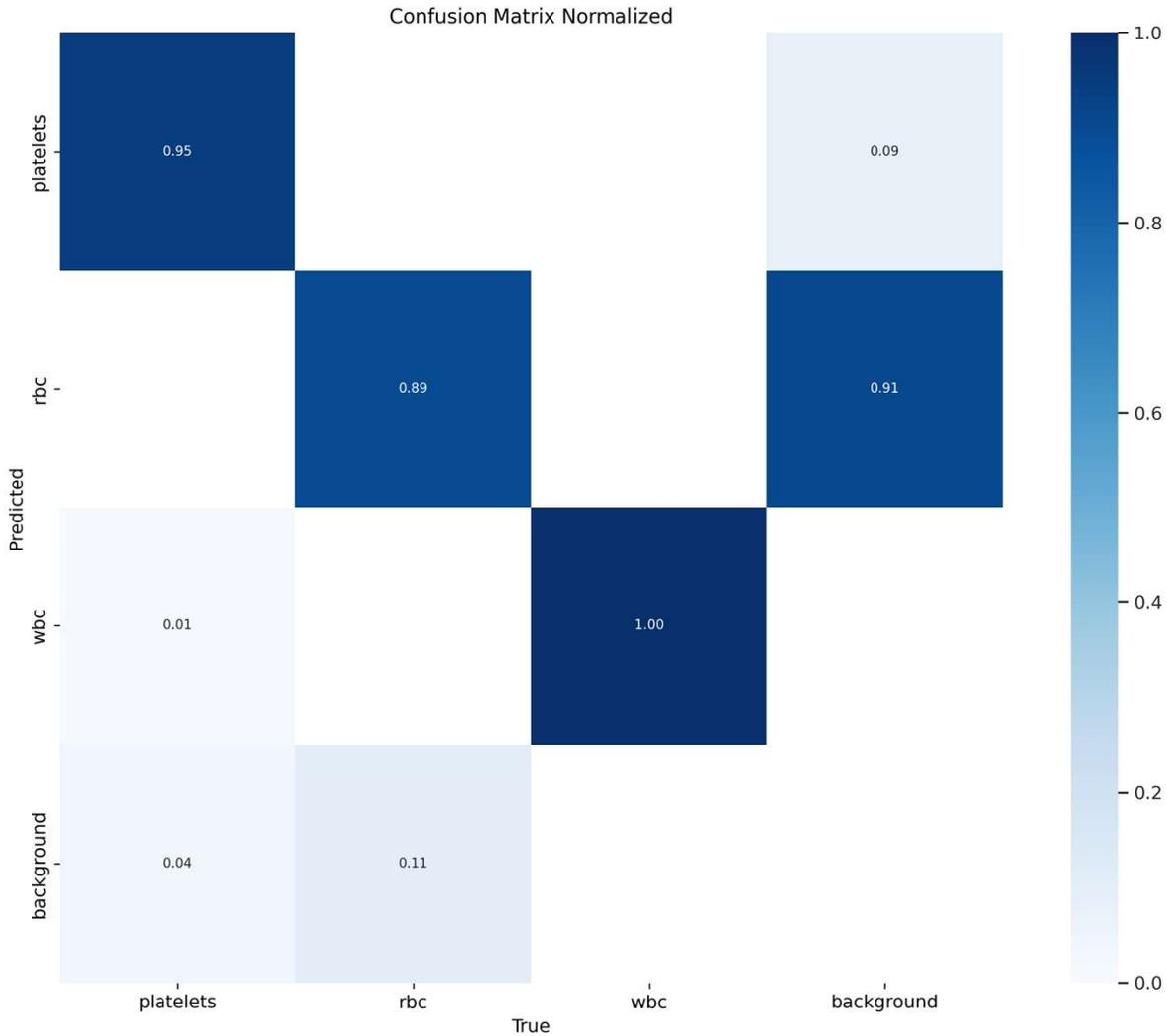
- 첫 epoch일 때 validation 데이터셋을 사용하여 모델 성능 평가한 화면임.
- 가중치 업데이트 X
- 모델이 validation 데이터셋의 각 샘플을 예측하고, 예측 값과 실제 값 사이의 오차를 계산하여 손실을 구함.



Confusion Matrix.png



Confusion Matrix(Normalized).png



- 값을 0~1 사이로 변환 (=Normalization)

- 해석은 Confusion Matrix와 같음.

IoU(중첩률, Intersection over Union)

- 2개의 경계 박스가 중첩되는 정도를 나타내는 값
- 정답 경계 박스($B_{\text{ground truth}}$)와 예측 경계 박스($B_{\text{predicted}}$)로 IoU를 계산함

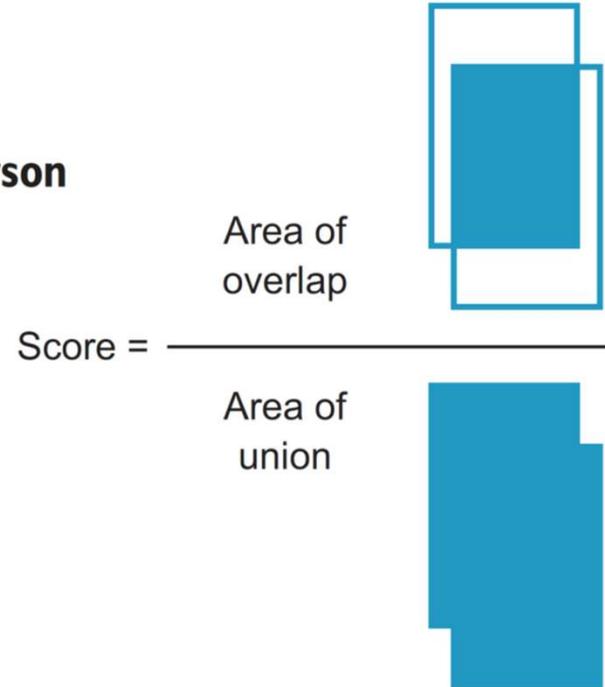
$$\text{IoU} = \frac{B_{\text{ground truth}} \cap B_{\text{predicted}}}{B_{\text{ground truth}} \cup B_{\text{predicted}}}$$

- 두 박스가 겹치는 부분의 면적을 두 박스를 합한 영역의 면적으로 나누면 됨.
- 중첩률은 정확한 예측을 정의하는 용도로 사용됨. 즉, 중첩률이 설정된 임계값보다 크면 정확한 예측이 됨 → 임계값이 0.5인 [mAP@0.5](#), 0.75인 [mAP@0.75](#)가 많이 쓰임.



Predicted person bounding box

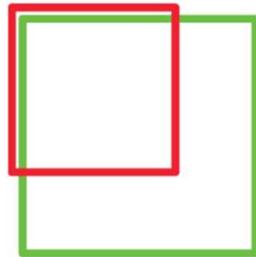
Ground truth person bounding box



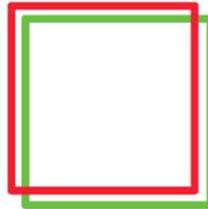
IoU: 0.4034

IoU: 0.7330

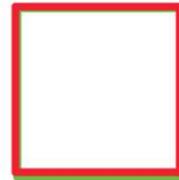
IoU: 0.9264



Poor



Good



Excellent

TP, TN, FP, FN

- 병원에서의 진단 검사를 예로 들어서,
- True : 검사가 정확히 맞은 경우, False : 검사가 잘못된 경우
Positive : 검사 결과가 양성 (질병이 있다고 예측), Negative : 검사 결과가 음성 (질병이 없다고 예측)
- True Positive(TP) : 실제 질병이 있는 환자를 검사하여 양성으로 진단한 경우
- True Negative(TN) : 실제 질병이 없는 환자를 검사하여 음성으로 진단한 경우
- False Positive(FP) : 실제 질병이 없는 환자를 검사하여 양성으로 '잘못' 진단한 경우
- False Negative(FN) : 실제 질병이 있는 환자를 검사하여 음성으로 '잘못' 진단한 경우

Precision vs Recall

- 정밀도(Precision) : 모델이 양성(positive)으로 예측한 sample 중 실제로 양성인 샘플의 비율. 즉, 모델이 탐지한 객체 중에서 얼마나 많은 객체가 실제 해당 클래스인지

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- 재현율(Recall) : 실제 양성(positive) 샘플 중에서 모델이 정확히 양성으로 예측한 샘플의 비율. 즉, 실제 존재하는 객체 중에서 모델이 얼마나 많이 탐지했는가

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

정밀도가 중요한 상황

- Positive로 예측한 것들 중에 실제로 Positive일 가능성이 높아야 한다. 잘못된 Positive가 적어야 하는 경우에 Precision이 중요한 상황이다.
- ex) 신용카드 부정 거래 탐지 시스템 : 정상 거래를 부정 거래로 잘못 탐지하면(오탐) 고객은 카드 사용이 제한/거래 중단되어 불편을 겪게 됨 → 고객 만족도/신뢰도에 부정적인 영향. 따라서 Precision이 높다면 정상 거래를 부정 거래로 잘못 탐지하는 빈도 ↓
- True Positive : 시스템이 부정 거래로 탐지했을 때 실제로 부정 거래인 경우의 수.
- False Positive : 시스템이 부정 거래로 탐지했을 때 실제로는 정상 거래인 경우의 수.

재현율이 중요한 상황

- 중요한 상황 : False Negative(질병이 있는 환자를 놓치는 것)이 적어야 하는 경우.
- 암 진단 시스템 : 질병을 가진 환자가 진단되지 않는 경우가 최소화되어야 한다.
- True Positive : 질병이 있다고 진단한 환자 중 실제로 질병이 있는 환자의 수
- False Negative : 질병이 없다고 진단한 환자 중 실제로 질병이 있는 환자의 수
- Recall이 높으면 모든 잠재적 환자를 발견하여 조기 치료의 기회 제공 → 환자의 생존율/삶의 질을 크게 향상

정밀도 vs 재현율

- 모델의 분류 임계값(threshold) 조정하면 Precision과 Recall의 값이 변화함
- 임계값 ↓ → 모델이 더 많은 샘플을 Positive로 예측 → Recall을 증가시키지만, False Positive의 수도 증가시켜 Precision을 감소시킴
- 임계값 ↑ → 모델이 Positive로 예측 ↓ → Precision을 증가시키지만, False Negative의 수도 증가시켜 Recall을 감소시킴.
- 즉, 질병 진단 시스템에서 ‘실제 질병을 가진 환자를 놓치지 않는 것’이 중요하므로 임계값을 낮추면 대부분의 환자를 탐지하지만, False Positive가 증가하여 Precision이 낮아지고, 질병이 없는데도 Positive로 진단받아 추가 검사를 받는 환자가 많아질 수 있음.

정밀도 vs 재현율

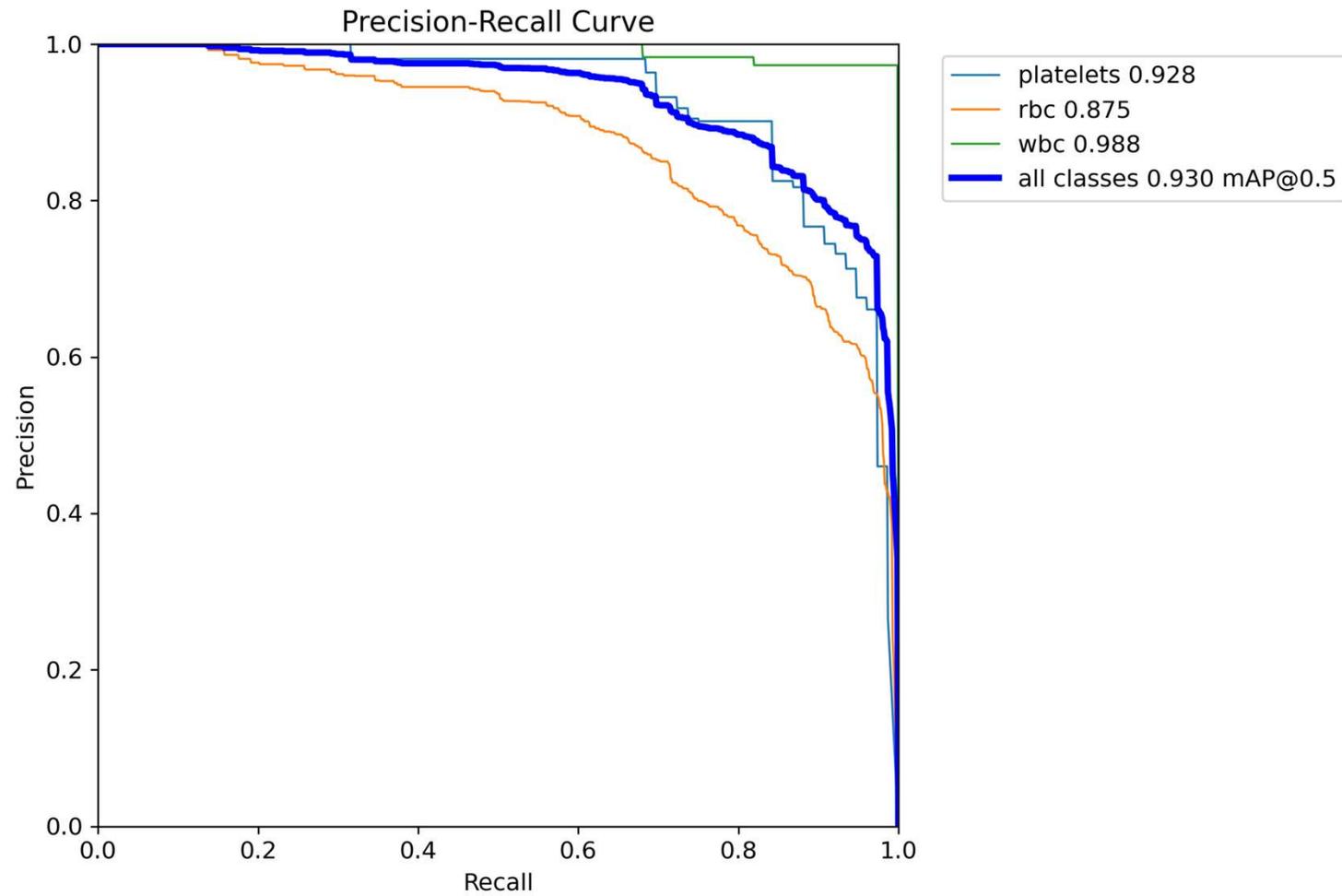
- 스팸 이메일 필터링 시스템에서는 정상 이메일을 스팸으로 잘못 분류하는 것을 피하는 것이 중요함. Precision을 높이기 위해 임계값을 높이면 스팸으로 분류되는 정상 이메일이 줄어들지만, Recall이 낮아져 일부 스팸을 놓칠 수 있음.

Precision-Recall의 절충(trade-off)

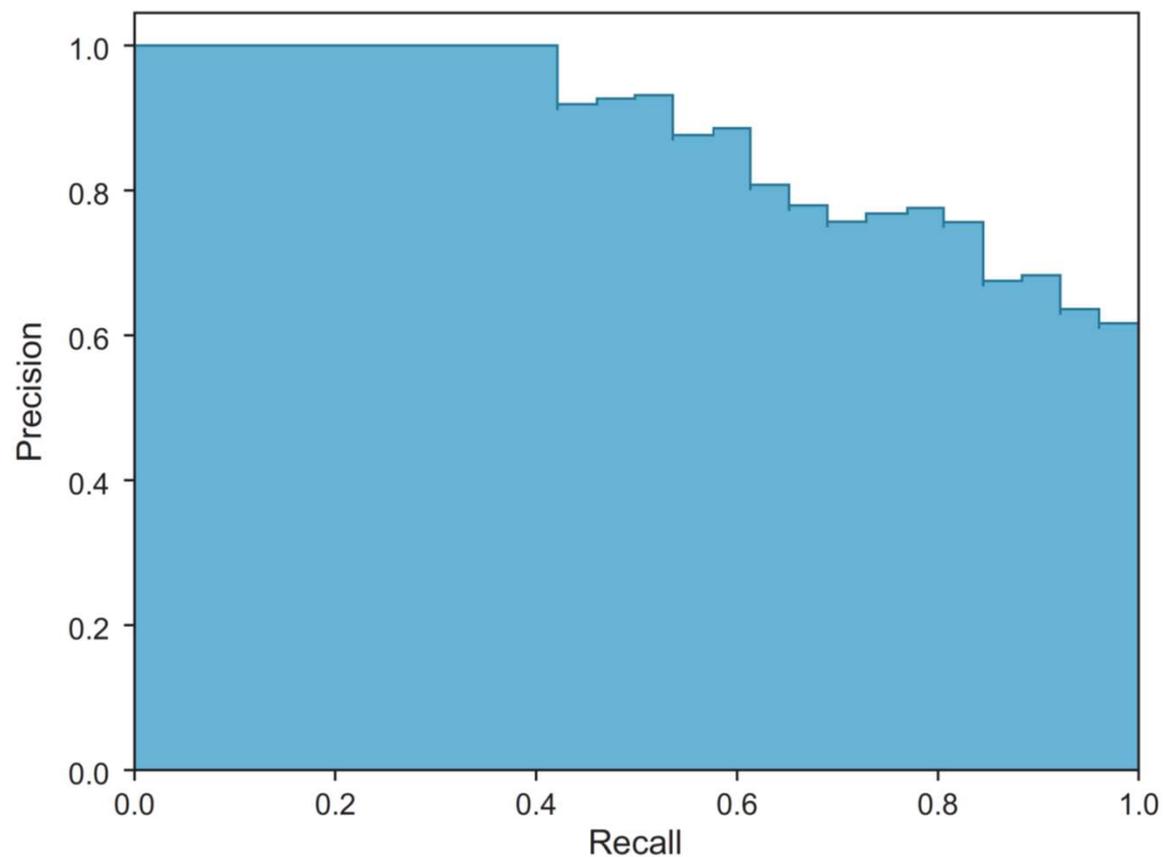
- 모델/시스템에 따라 Precision과 Recall의 균형을 맞추는 것이 중요함.
- 이때 Precision과 Recall의 조화 평균인 F1 score로 그 균형을 평가함.

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

PR Curve.png



평균정밀도(AP)는
PR 곡선의 아래 면적이다.

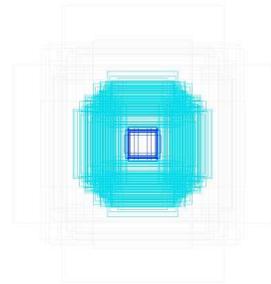
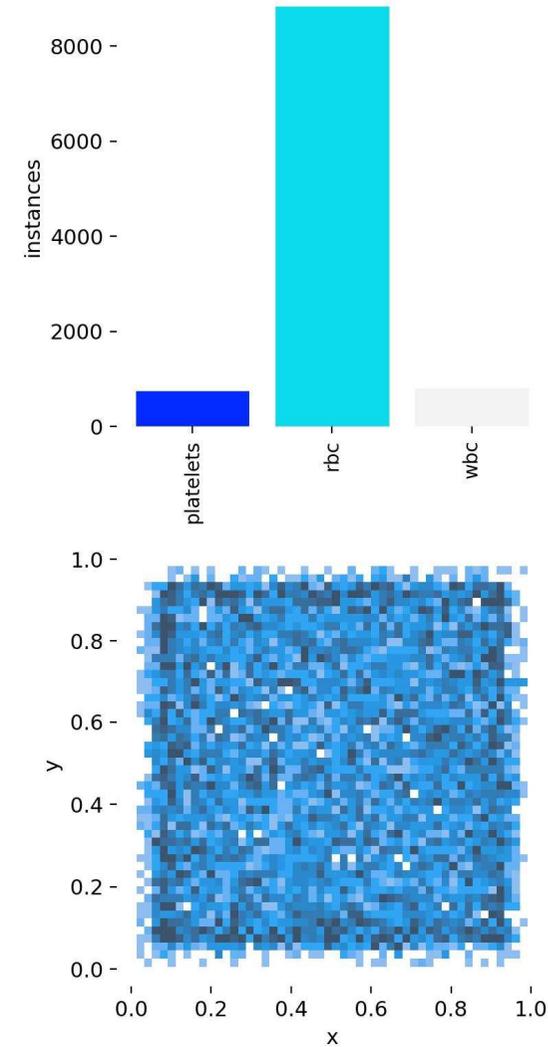


mAP는 평균정밀도의 평균이다.

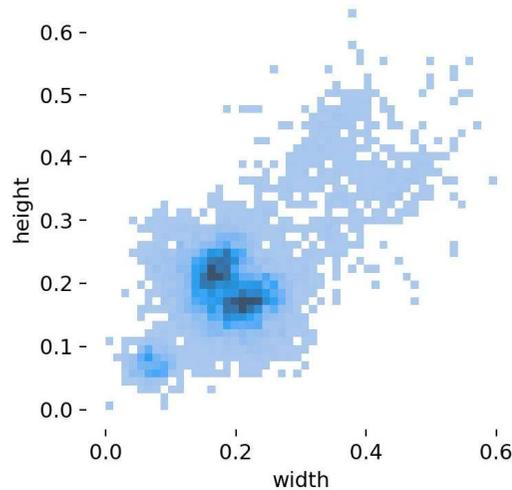
- 각 클래스의 평균정밀도의 평균을 구하면 평균평균정밀도(mAP)가 된다.

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$

labels.png

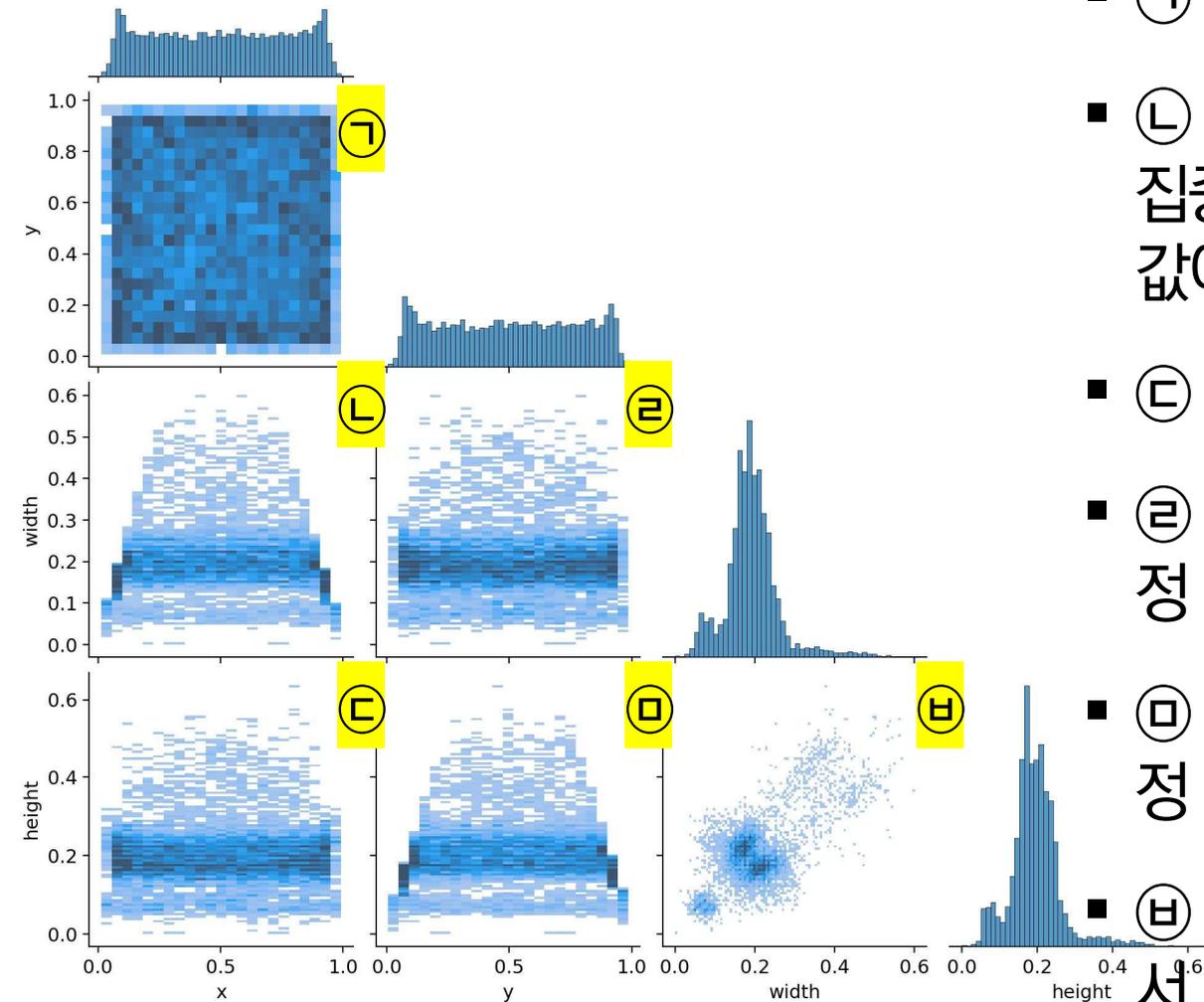


- 막대 그래프 (왼쪽 상단) : 인스턴스의 개수. '인스턴스'란 객체 탐지 결과에서 감지된 개별 객체를 의미
- 산점도(왼쪽 하단) : x축과 y축으로 데이터 포인트를 배치하여 두 변수의 관계를 시각화한 것.
- 2D Histogram(오른쪽 하단) : x축(너비)와 y축(높이)라는 두 변수 간의 데이터 분포를 시각화함. 색이 짙은 부분은 해당 영역에 데이터 포인트가 더 많이 몰려 있음을 나타냄.

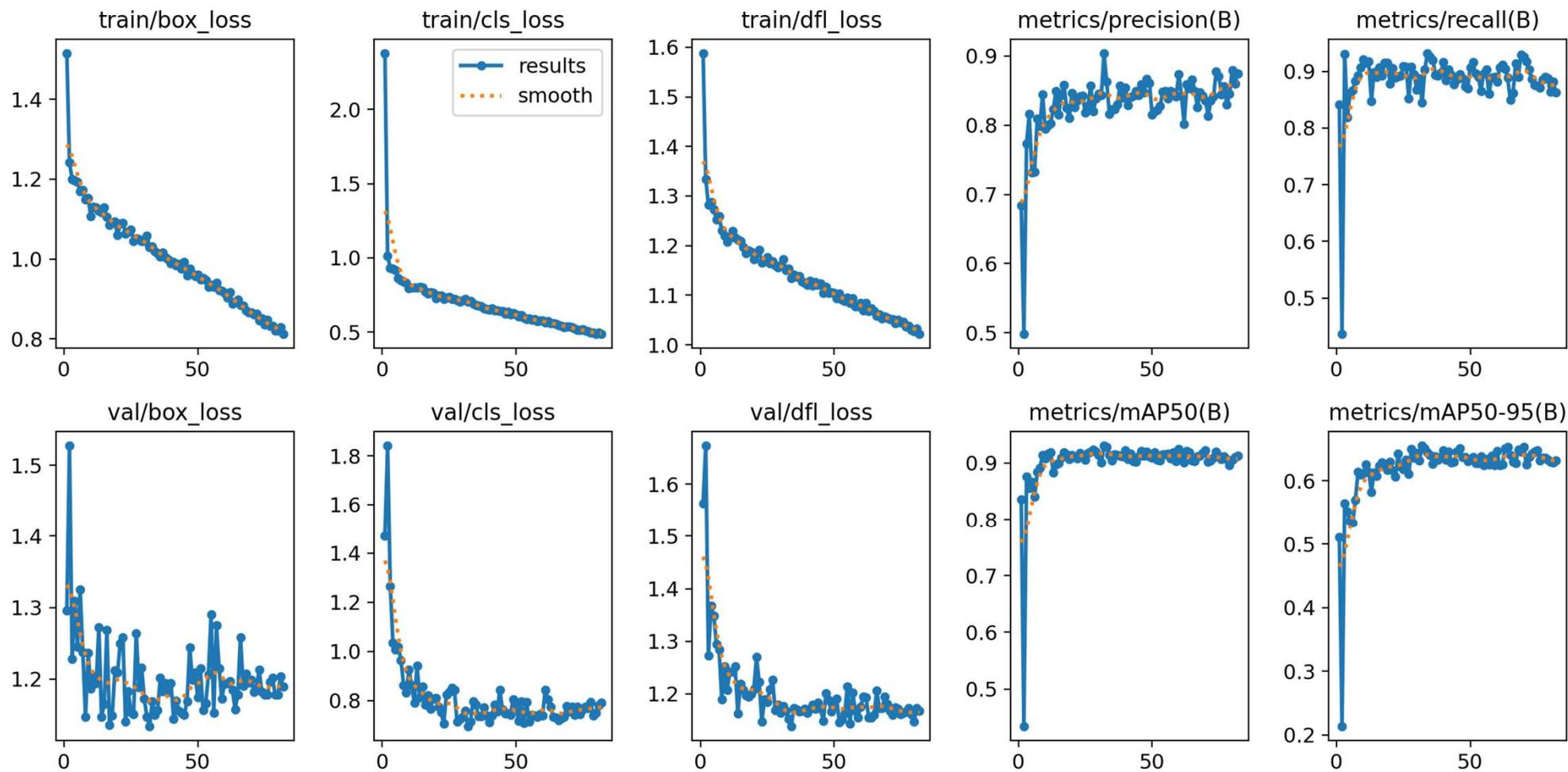


labels_correlogram.png

- ㉠ : x와 y 변수 간의 관계
- ㉡ : x와 너비의 관계. 특정 x 값에 너비 값이 집중되는 패턴. 대체로 일정한 범위 내에 너비 값이 분포되어 있음.
- ㉢ : 특정 x 값에 높이 값이 집중되는 패턴.
- ㉣ : y 값은 고르게 분포된 반면, 너비 값은 특정 범위 내에 집중
- ㉤ : y 값이 고르게 분포된 반면, 높이 값은 특정 범위내에 집중
- ㉥ : 높이가 증가할 때 너비가 특정 범위 내에서 증가하는 경향



results.png



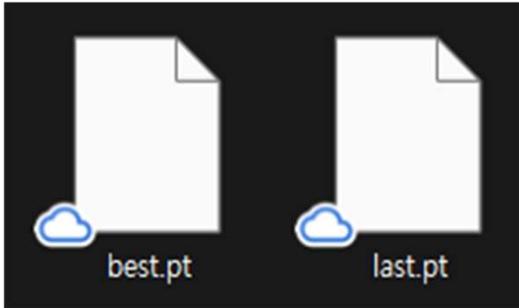
results.png

- `train/box_loss` : loss란 실제값과 예측값의 차이. `box_loss`이므로 모델이 훈련을 통해 점차 더 정확한 박스 좌표를 예측하고 있는지 정도를 의미함. `train/box_loss`이므로 `train` 데이터셋에서 모델이 훈련을 통해 더 정확한 박스 좌표를 예측하는지 정도.
- `train/cls_loss` : `train` 데이터셋에 대해 모델이 훈련을 통해 더 정확한 클래스 예측을 하고 있는지
- `train/df_l_loss` : DFL은 Distribution Focal Loss로 Object Detection의 학습 과정에서 사용하는 손실 함수 중 하나임.
- `valid/box_loss`, `valid/cls_loss`, `valid/df_l_loss` : validation dataset의 `box/class/df_l`의 loss

results.csv

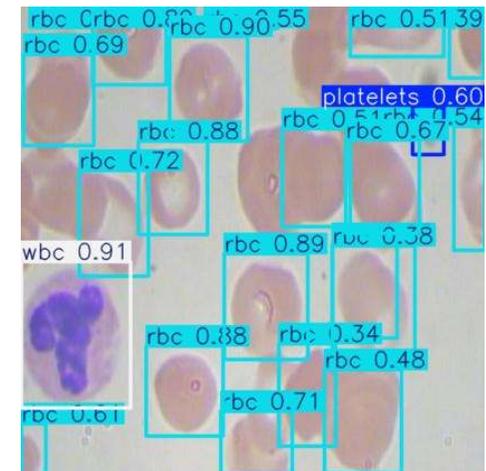
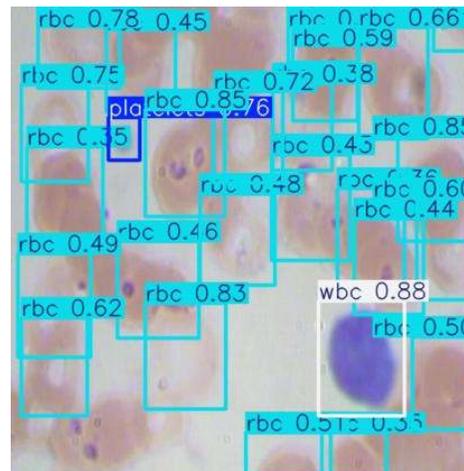
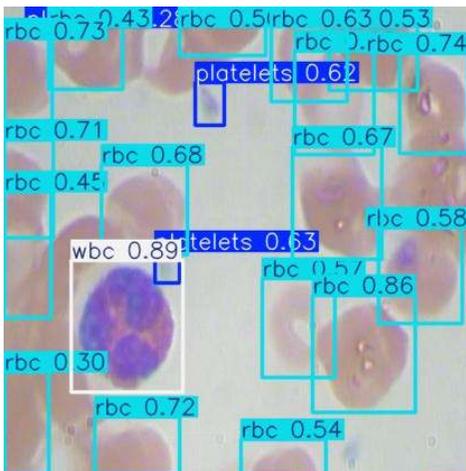
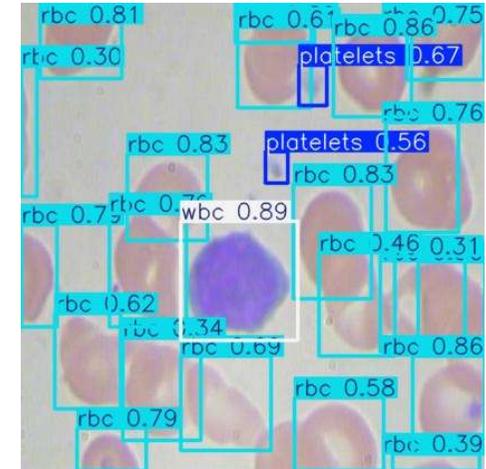
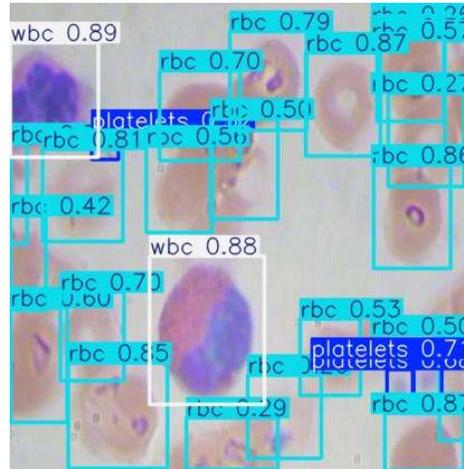
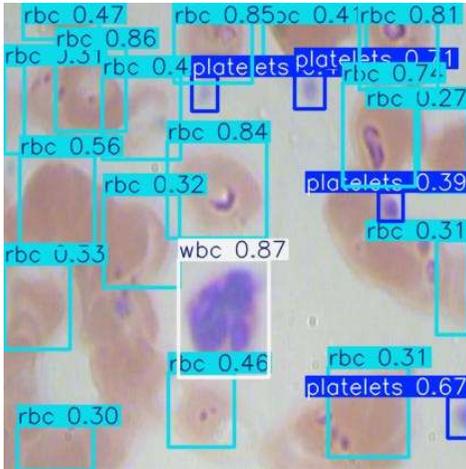
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	epoch	train/box_loss	train/cls_loss	train/df_l_loss	metrics/precision(B)	metrics/recall(B)	metrics/mAP50(B)	metrics/mAP50-95(B)	val/box_loss	val/cls_loss	val/df_l_loss	lr/pg0	lr/pg1	lr/pg2
2	1	1.5159	2.3792	1.5882	0.68369	0.8414	0.8358	0.51029	1.2959	1.472	1.5636	0.00032867	0.00032867	0.00032867
3	2	1.2415	1.0116	1.3344	0.49813	0.43634	0.43446	0.21405	1.5275	1.841	1.6732	0.00066498	0.00066498	0.00066498
4	3	1.2001	0.93257	1.2821	0.77312	0.93098	0.87592	0.56465	1.2277	1.265	1.2724	0.0009945	0.0009945	0.0009945
5	4	1.1972	0.92524	1.2879	0.81595	0.81885	0.85583	0.5514	1.3093	1.0359	1.3676	0.0013172	0.0013172	0.0013172
6	5	1.1927	0.91659	1.2725	0.73211	0.86191	0.86615	0.53675	1.2451	1.0089	1.3487	0.0013724	0.0013724	0.0013724
7	6	1.1689	0.86433	1.2526	0.73258	0.86698	0.84025	0.53378	1.3246	1.0178	1.2947	0.0013583	0.0013583	0.0013583
8	7	1.1734	0.85193	1.2593	0.80981	0.88261	0.88392	0.57001	1.2371	0.9636	1.2836	0.0013441	0.0013441	0.0013441
9	8	1.1485	0.8409	1.2301	0.79901	0.89221	0.89109	0.61386	1.1471	0.86196	1.1889	0.00133	0.00133	0.00133
10	9	1.1521	0.83284	1.2194	0.84417	0.90676	0.91429	0.60947	1.2361	0.83234	1.2527	0.0013158	0.0013158	0.0013158
11	10	1.1066	0.79733	1.2079	0.79522	0.92144	0.90795	0.61235	1.1867	0.92465	1.2074	0.0013017	0.0013017	0.0013017
12	11	1.1308	0.80042	1.2167	0.79939	0.91485	0.91643	0.62559	1.2034	0.86242	1.2414	0.0012875	0.0012875	0.0012875
13	12	1.1295	0.80229	1.2289	0.80249	0.91704	0.91923	0.61403	1.1937	0.79067	1.2415	0.0012734	0.0012734	0.0012734
14	13	1.1207	0.80079	1.2155	0.82285	0.84707	0.88347	0.58266	1.2727	0.94212	1.2527	0.0012592	0.0012592	0.0012592
15	14	1.1175	0.8041	1.2122	0.84925	0.89866	0.89699	0.61283	1.1471	0.81326	1.1623	0.0012451	0.0012451	0.0012451
16	15	1.1287	0.80062	1.2092	0.81481	0.89046	0.90025	0.60743	1.1654	0.8579	1.2193	0.0012309	0.0012309	0.0012309
17	16	1.1055	0.77332	1.1968	0.84376	0.90689	0.90983	0.62417	1.2681	0.78287	1.2078	0.0012168	0.0012168	0.0012168
18	17	1.0852	0.75824	1.1843	0.85801	0.89273	0.91875	0.62861	1.1362	0.82162	1.1973	0.0012026	0.0012026	0.0012026
19	18	1.091	0.76703	1.1899	0.82492	0.9153	0.91484	0.62576	1.1486	0.76588	1.1951	0.0011885	0.0011885	0.0011885
20	19	1.0935	0.7657	1.1871	0.81068	0.91558	0.90737	0.61786	1.2124	0.8083	1.1995	0.0011744	0.0011744	0.0011744
21	20	1.0598	0.72654	1.173	0.84604	0.87829	0.9142	0.63039	1.2091	0.81026	1.2089	0.0011602	0.0011602	0.0011602
22	21	1.088	0.74643	1.1839	0.82606	0.90607	0.91081	0.61682	1.2499	0.77576	1.2697	0.0011461	0.0011461	0.0011461
23	22	1.0904	0.74589	1.1918	0.83608	0.88948	0.9087	0.60685	1.2582	0.7519	1.2222	0.0011319	0.0011319	0.0011319
24	23	1.0637	0.7215	1.1654	0.84137	0.89165	0.91786	0.64233	1.1402	0.70659	1.1472	0.0011178	0.0011178	0.0011178
25	24	1.0691	0.73375	1.1684	0.84214	0.89283	0.91111	0.62275	1.1828	0.82283	1.1896	0.0011036	0.0011036	0.0011036
26	25	1.0739	0.73439	1.1761	0.81804	0.9097	0.90556	0.61796	1.1541	0.83412	1.1848	0.0010895	0.0010895	0.0010895
27	26	1.0448	0.72127	1.164	0.82813	0.90823	0.91766	0.63336	1.1511	0.85077	1.2086	0.0010753	0.0010753	0.0010753
28	27	1.0519	0.72275	1.1689	0.85691	0.85256	0.91976	0.61135	1.264	0.844	1.226	0.0010612	0.0010612	0.0010612

train - weights 폴더



- best.pt : 가장 높은 성능을 기록한 모델(가중치). 실제 배포되는 모델임.
- last.pt : 마지막 훈련 epoch에서의 모델을 저장. 즉, 훈련이 끝난 직후의 모델 상태. 추가 훈련/실험 목적으로 사용됨.

train2 폴더 - 예측 결과가 포함됨



수업에 적용한다면

학생들의 활동 결과



수업에 적용한다면

- 블록 수업에 적합 (블록이 평소에는 어려우므로 학교 자율 교육과정시간에…!?)
- 동아리 활동에도 적합
- 미리 YOLO Colab 실습과 Annotation 실습 해볼 수 있는 시간이 필요
- 4인 1조가 적합 – 1명 혈구 샘플 만들기, 3명 Annotation
- 1인당 최소 5개의 dataset을 만들어야 함 – train:valid:test=3:1:1로 test 데이터셋에 대한 cheating 방지

수업/평가 관련 자료 공유

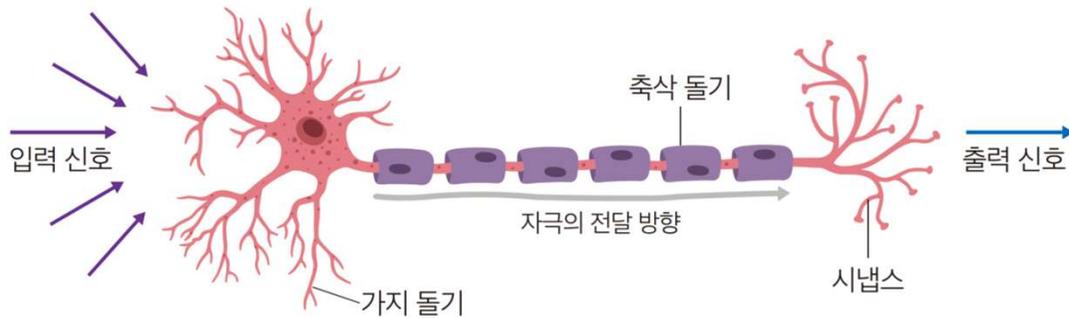
- 평가 관련 자료이므로 강의 당일 공개하겠습니다 -

5.

어떤 교육을 할 수 있을까

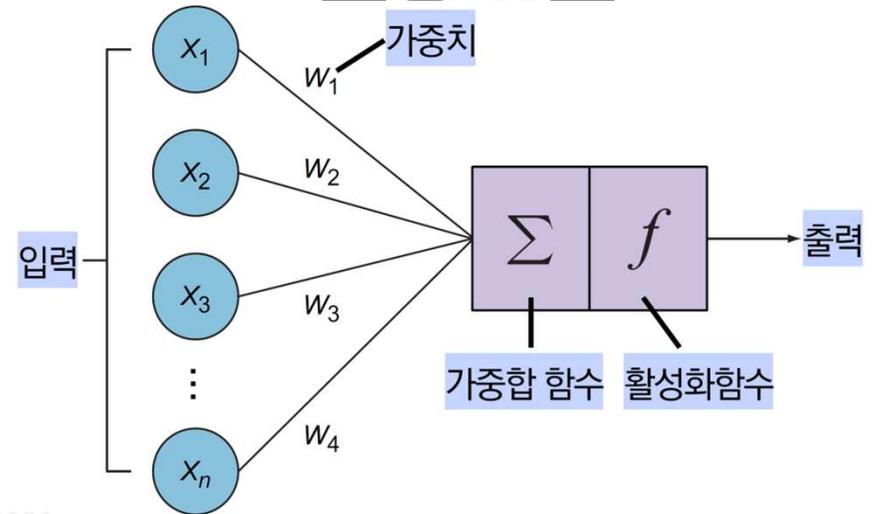
1. AI 자체에 대한 교육

생물학적 뉴런



인공지능 수학(2015 개정, 미래엔)

인공 뉴런

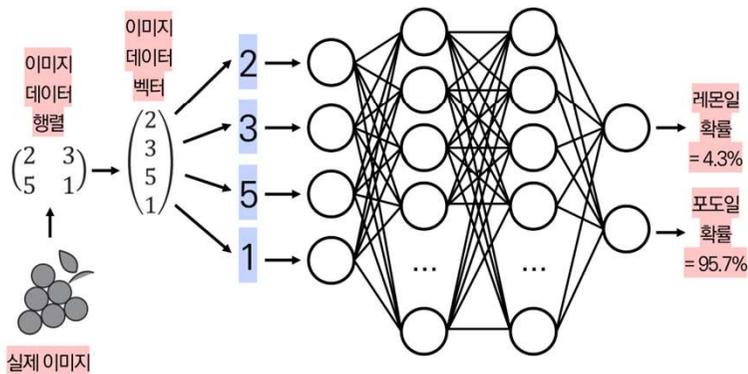


1. AI 자체에 대한 교육

경사하강법을 비유해볼까?



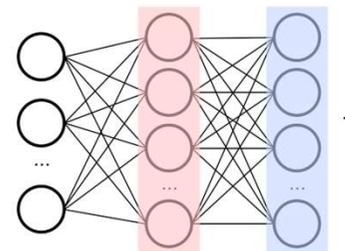
- 산 정상 → 시작 가중치
- 베이스캠프 → 최솟값
- 주변 경사 → 기울기
- 걸음 크기 → 학습률
- 계속 내려감 → 반복 학습



활성화함수가 없다면?

- 입력의 가중합을 계산하는 함수 z가 있다고 가정해보자.

$$z = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n$$



- 첫 번째 층에서 $z_1 = x_1w_1 + x_2w_2 + \dots + x_nw_n$ 일 때, 두 번째 층 $z_2 = ?$, 세 번째 층?

1. AI 자체에 대한 교육

Bleached Coral

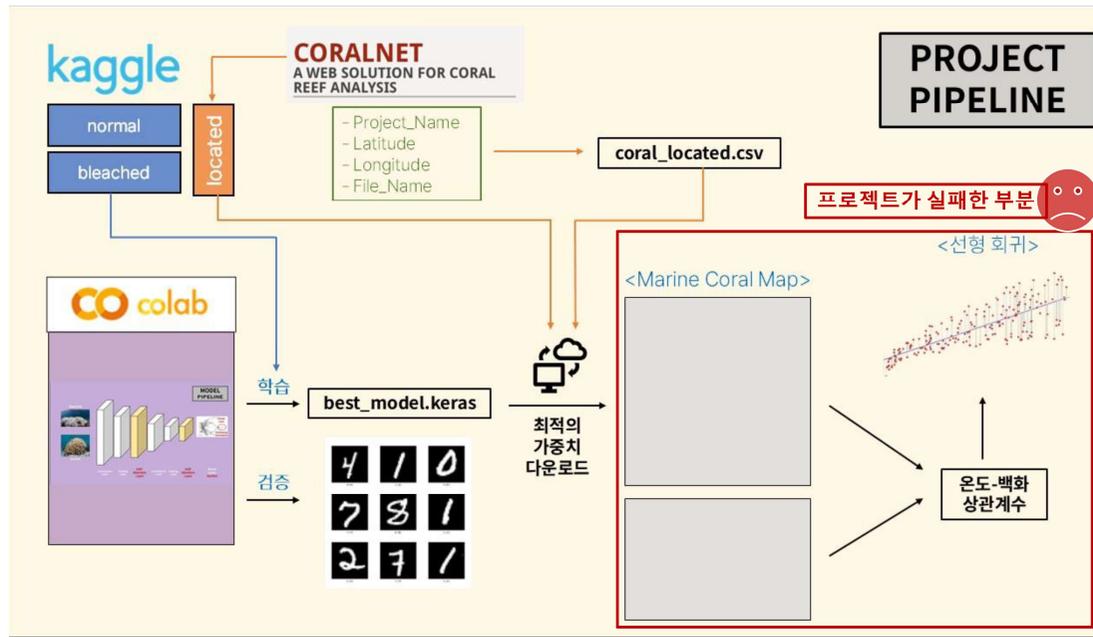


산호가 공생 조류인 조절렌타를 방출하여 색을 잃고 하얗게 변하는 현상

온도 상승, 자외선 증가, 해양 산성화 등 환경 스트레스로 인해 백화됨.

이는 산호의 영양 감소로 이루어지고, 이는 생물 다양성의 붕괴로 이어지는 심각한 문제

▲ 서울신문, "산호초 백화현상도 속도·정도 다 달라요", 유용하 기자, <https://m.go.seoul.co.kr/news/society/environment/2022/04/11/20220411021014?cp=cn>

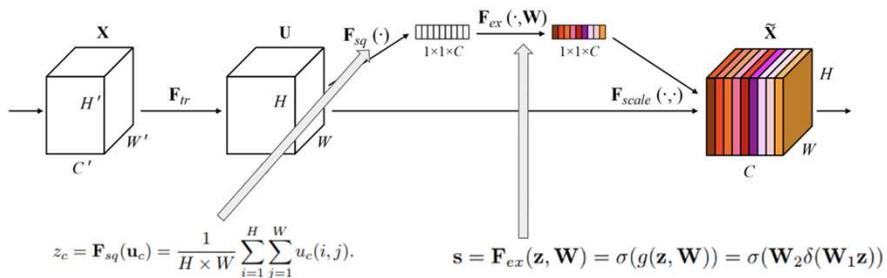


1. AI 자체에 대한 교육

CNN 기반 모델 IndivNet을 활용한 동일종내 발화자 구분

열대우림
이혁주, 임다인, 조하린, 황우림

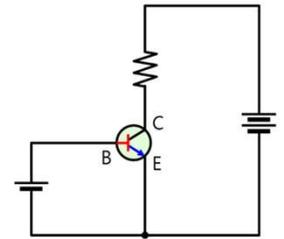
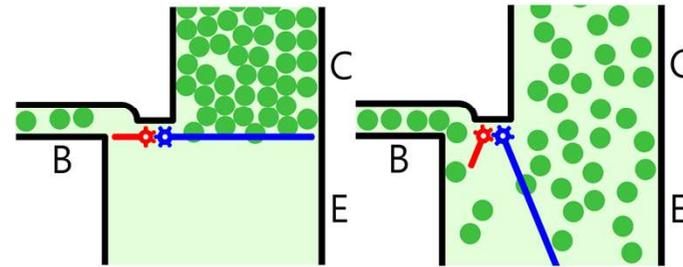
SE Block



Hu, J., Shen, L., & Sun, G. (2018). Squeeze-and-excitation networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 7132-7141).

* 코드는 Chatgpt의 도움을 받아서 작성함

활성화 함수와 Transistor의 관련성

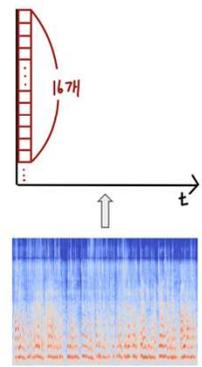


활성화함수 아이디어:

역치를 넘기면 증폭

특징을 잘 잡아낼 수 있을 거라 생각

Activation Function: TransReLU



배열(16x1) 묶음 #연관성 (시계열 데이터임을 고려)

input 값: 중앙값(8번째와 9번째의 평균)

역치값: 전체의 평균 (Global Average)

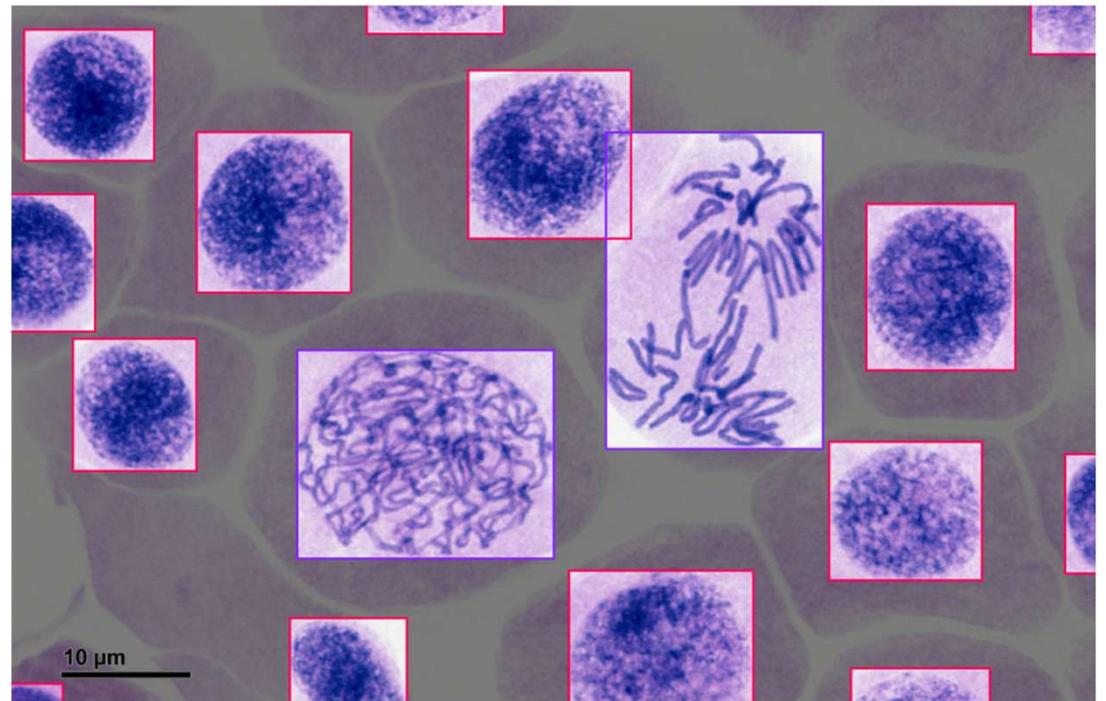
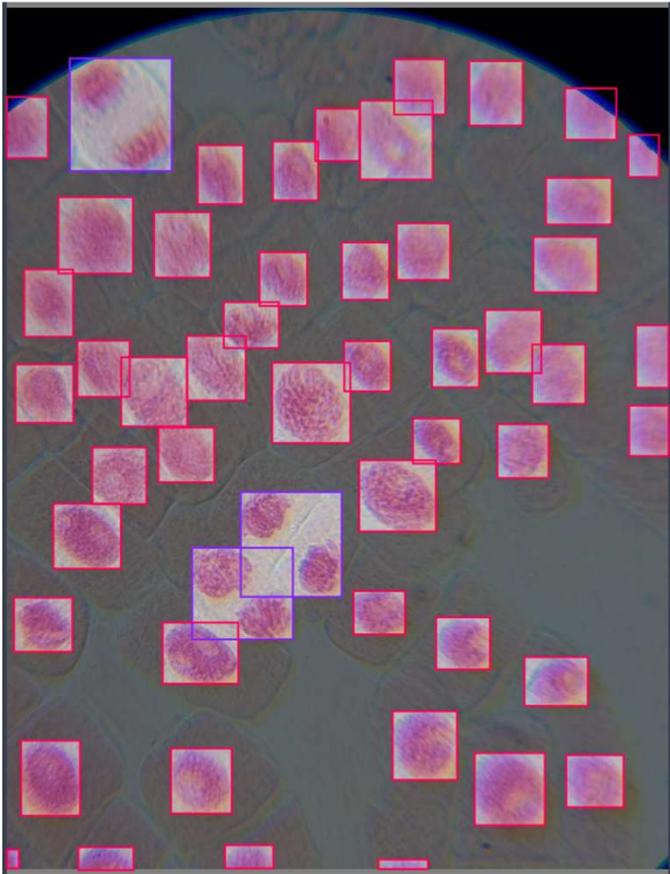
input값이 역치를 넘기면 $f(x) = x$ ($x > 0$)

$f(x) = 0$ ($x \leq 0$)

input값이 역치를 넘기지 못하면 $f(x) = 0.5x$ ($x > 0$)

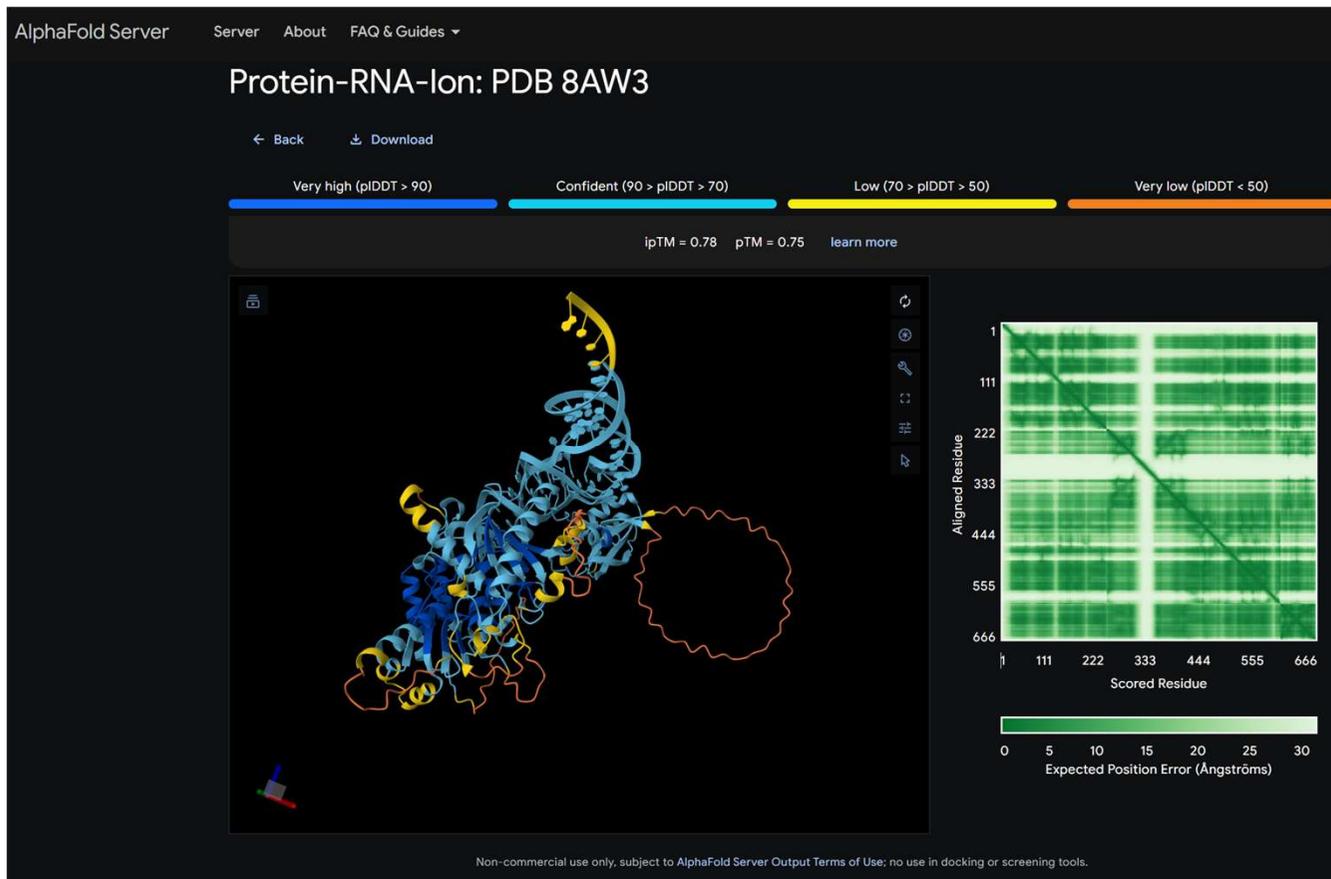
$f(x) = 0$ ($x \leq 0$) 코드는 Chatgpt의 도움을 받아서 작성함

2. AI + 생명과학 융합 교육 〈양파 표피세포의 세포분열 탐지〉



2. AI + 생명과학 융합 교육

〈AlphaFold〉

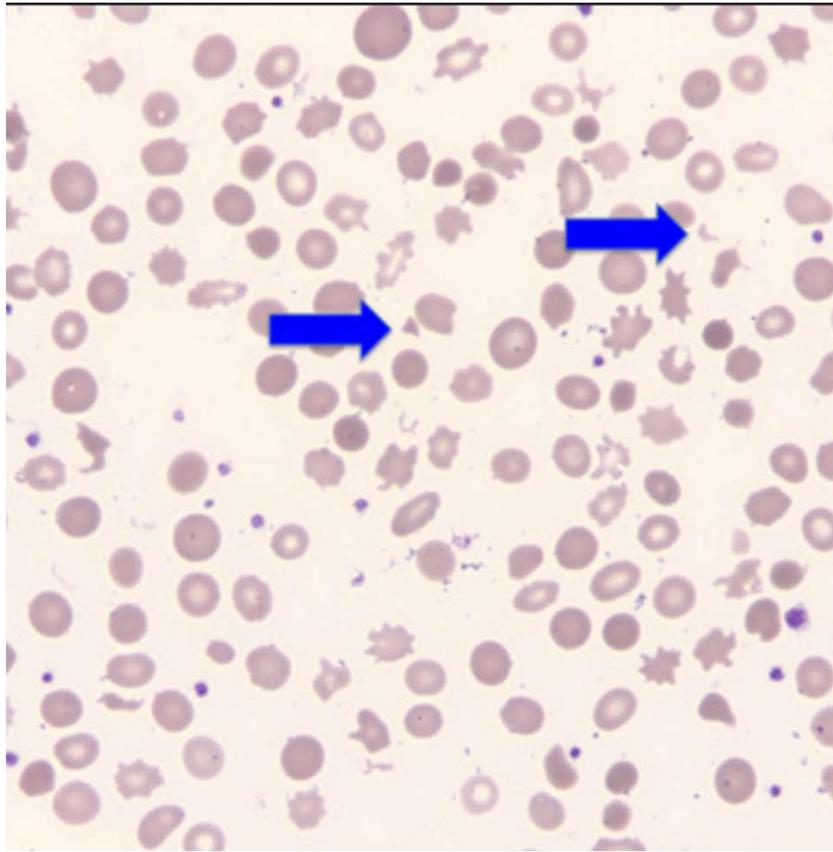


Demis Hassabis
(2024 Nobel Prize in Chemistry)

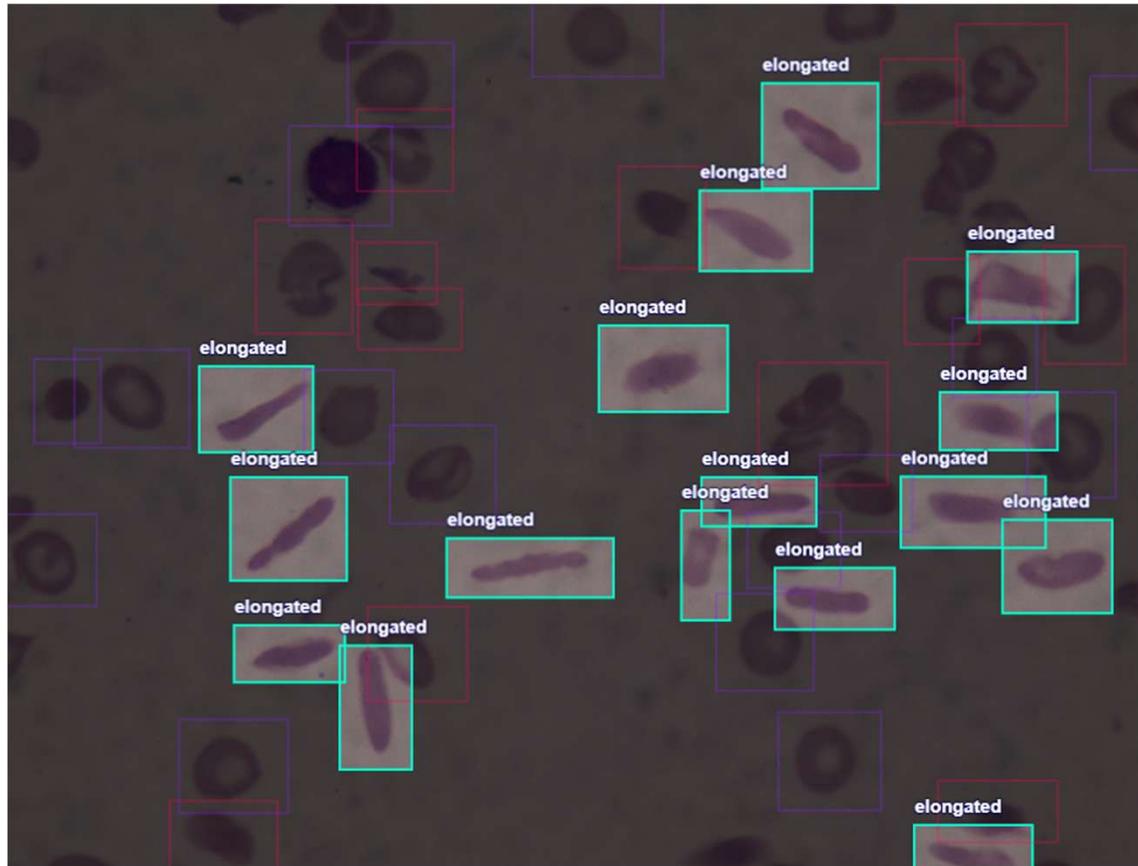


2. AI + 생명과학 융합 교육

〈적혈구의 용혈/정상/수축 상태 탐지〉



2. AI + 생명과학 융합 교육 〈낫모양적혈구 탐지〉

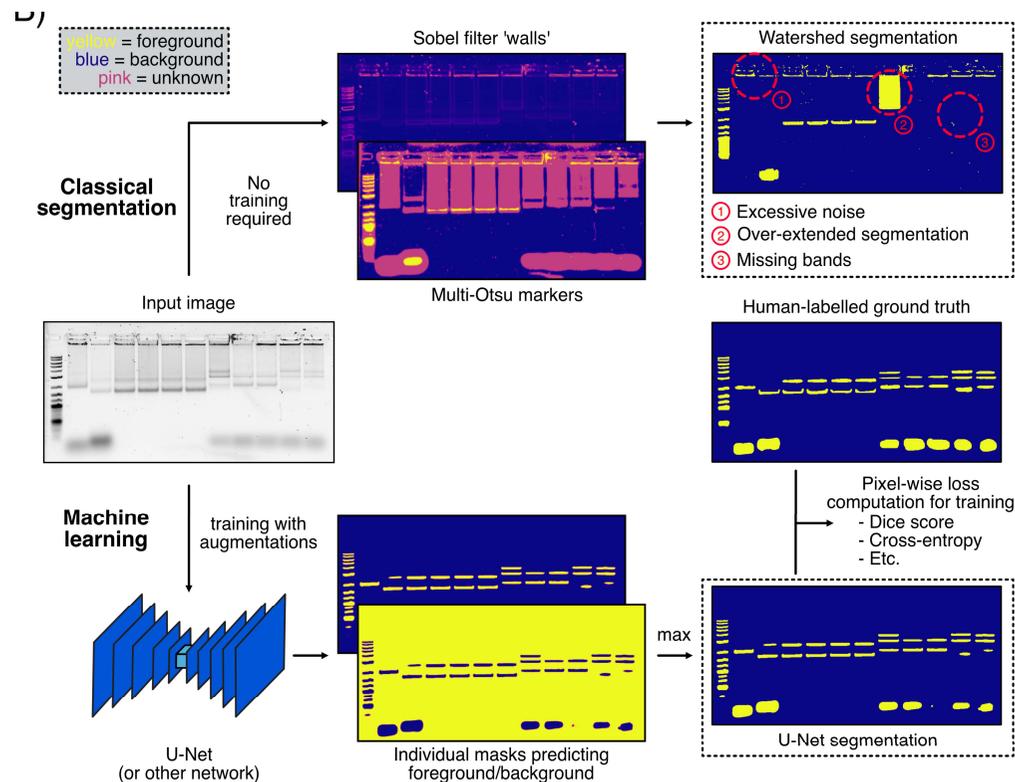


2. AI + 생명과학 융합 교육 〈생태지도 작성〉



2. AI + 생명과학 융합 교육

〈전기영동 결과 AI 분석〉

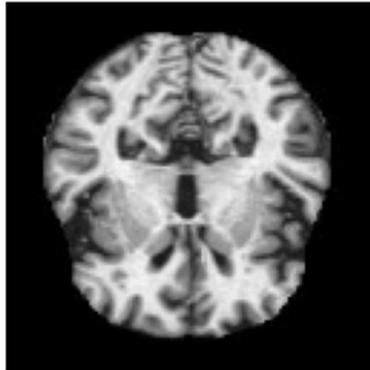


Aquilina, M., Wu, N. J., Kwan, K., Bušić, F., Dodd, J., Nicolás-Sáenz, L., ... & Dunn, K. E. (2024). GelGenie: an AI-powered framework for gel electrophoresis image analysis. *bioRxiv*, 2024-09.

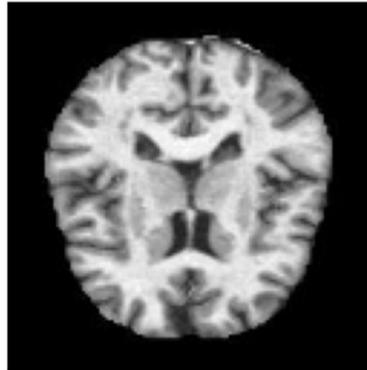
2. AI + 생명과학 융합 교육

〈알츠하이머 발병 예측〉

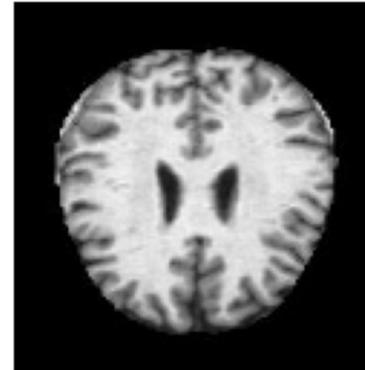
True: No Impairment
Pred: Very Mild Impairment



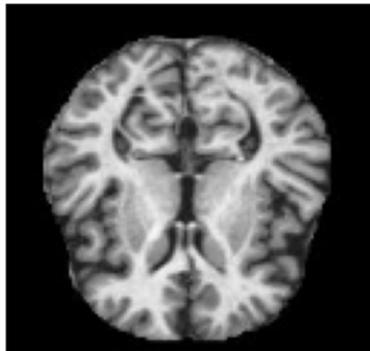
True: No Impairment
Pred: No Impairment



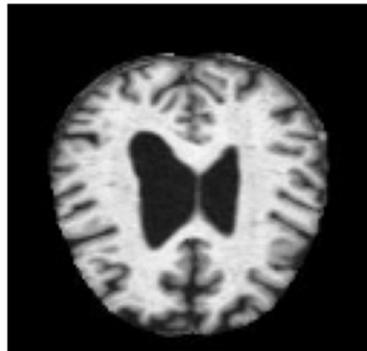
True: No Impairment
Pred: Very Mild Impairment



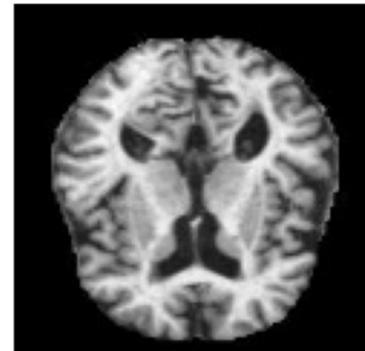
True: Very Mild Impairment
Pred: Very Mild Impairment



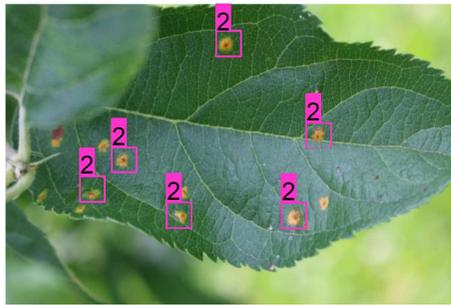
True: Very Mild Impairment
Pred: Very Mild Impairment



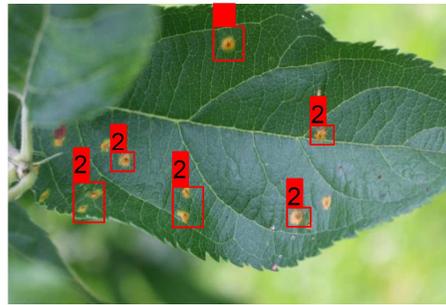
True: Mild Impairment
Pred: Very Mild Impairment



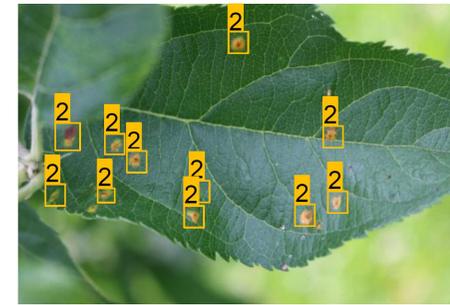
2. AI + 생명과학 융합 교육 〈식물 키우기 & 병충해 탐지〉



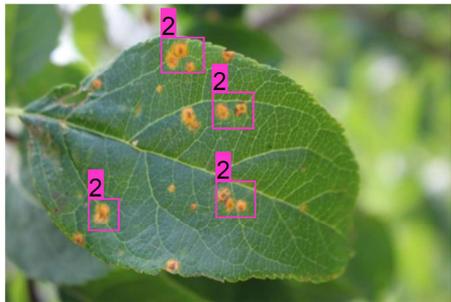
(a1)



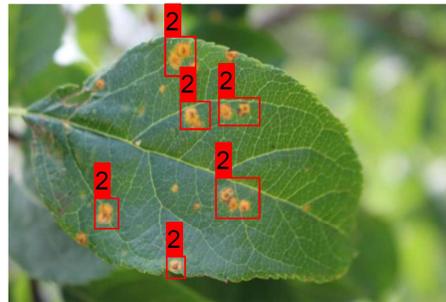
(b1)



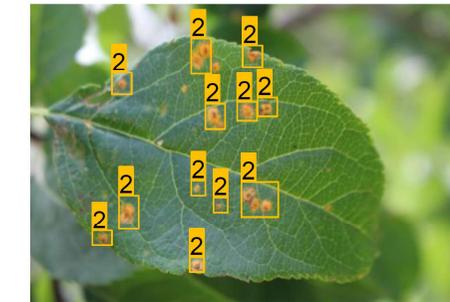
(c1)



(a2)



(b2)

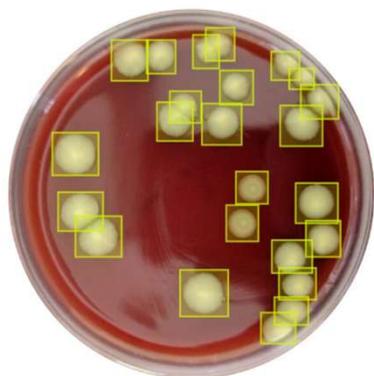


(c2)

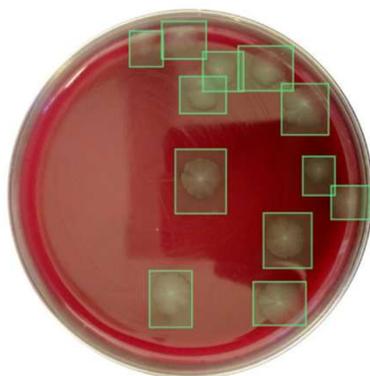
Roy, A. M., & Bhaduri, J. (2021). A deep learning enabled multi-class plant disease detection model based on computer vision. *AI*, 2(3), 413–428.

2. AI + 생명과학 융합 교육

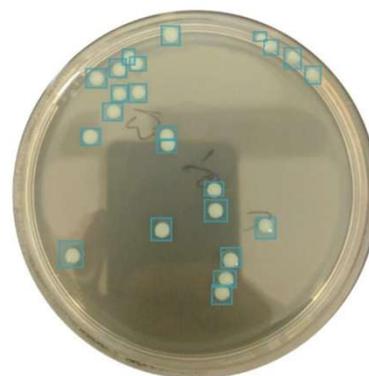
〈세균 콜로니 자동 계수 및 형태 분석 AI〉



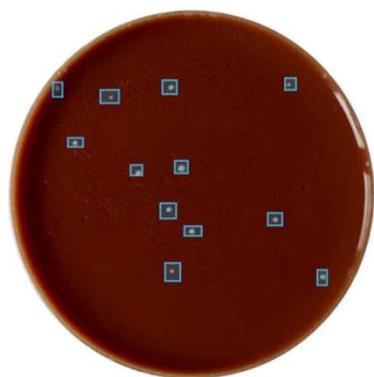
Bibersteinia trehalosi



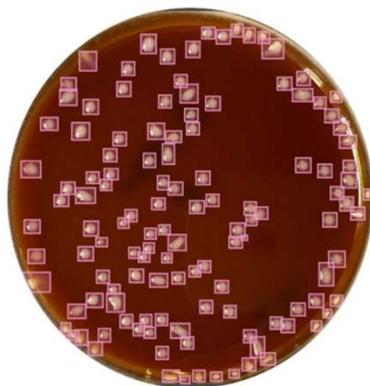
Clostridium perfringens



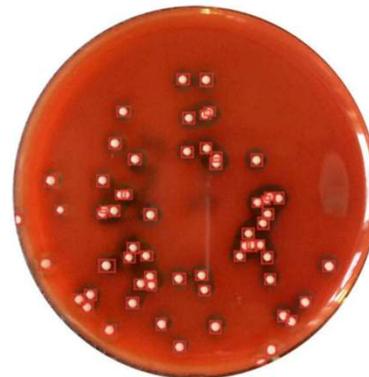
Escherichia coli



Glaesserella parasuis



Rhodococcus equi



Staphylococcus aureus

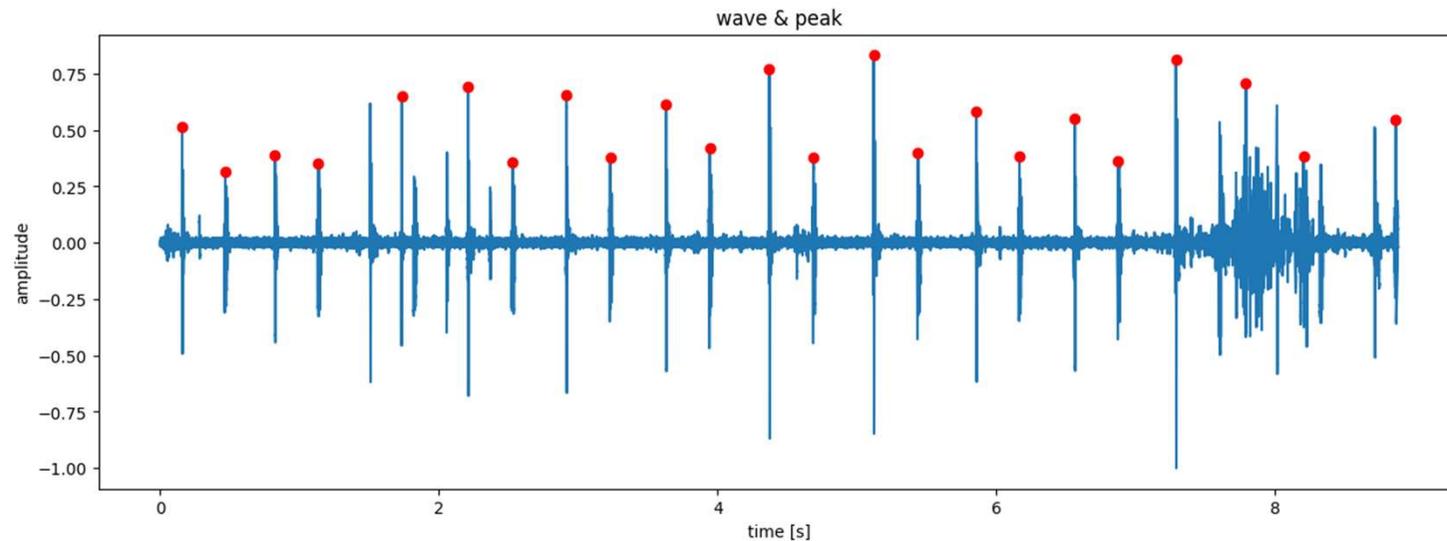
2. AI + 생명과학 융합 교육

〈심장 박동수 측정〉

▼ 10-8 | peak가 표시된 파형 시각화

```
[ ] # 피크가 표시된 wave 시각화
plt.figure(figsize=(15, 5))
plt.plot(times, data)
plt.plot(peak_times, data[peaks], 'ro')
plt.title('wave & peak')
plt.xlabel('time [s]')
plt.ylabel('amplitude')
plt.show()
```

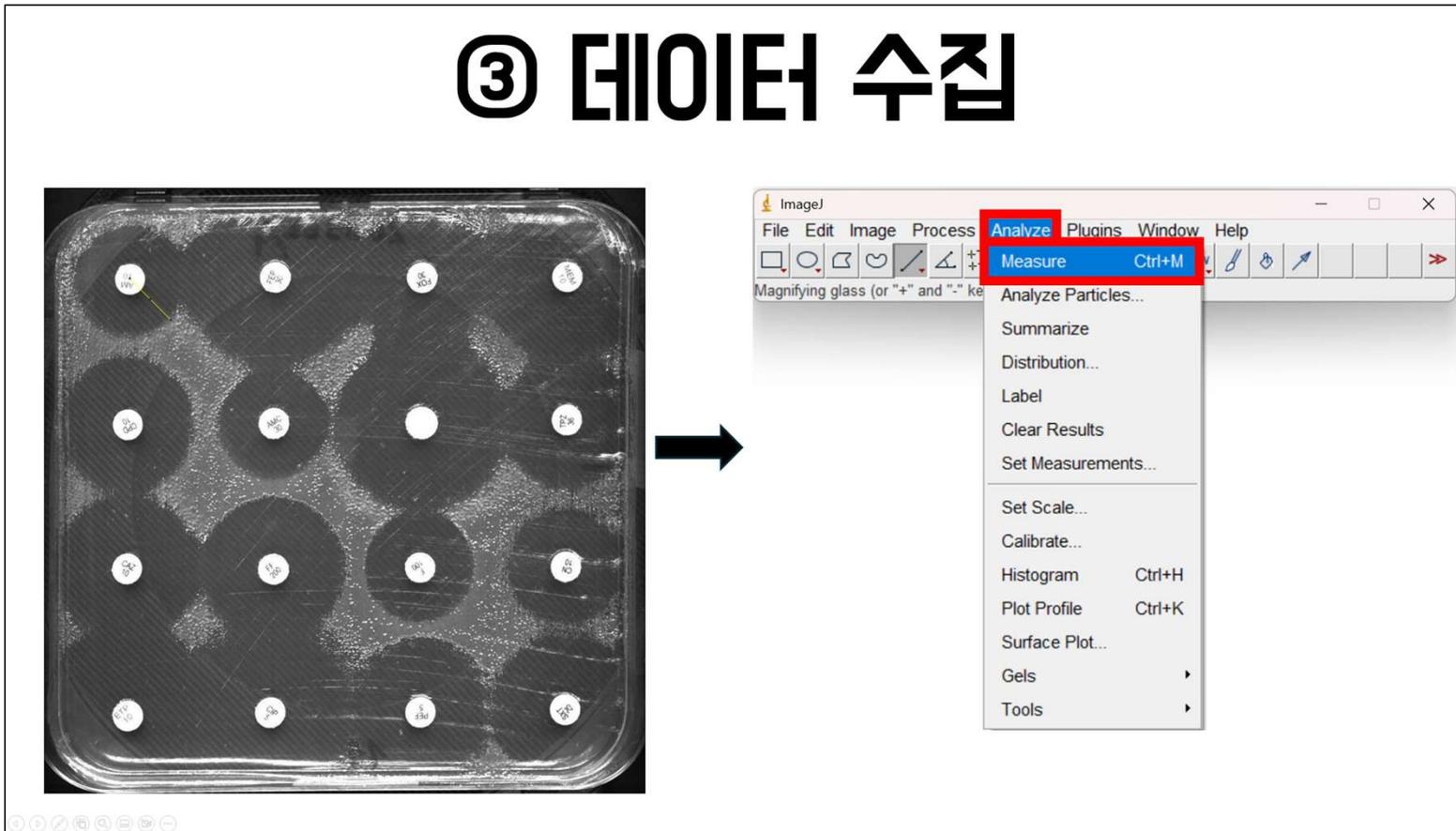
📄



2. AI + 생명과학 융합 교육

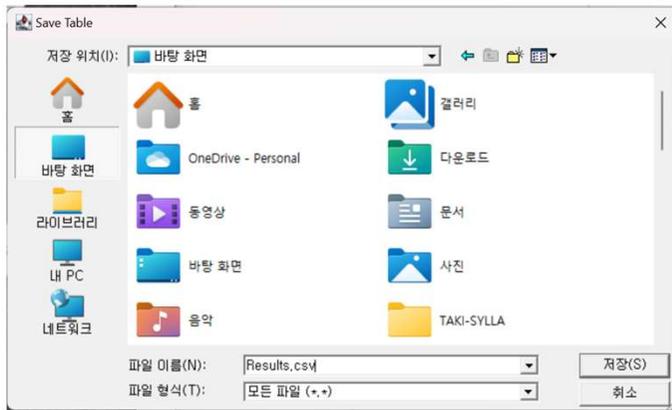
<디스크 확산법 데이터 수집 및 분석>

③ 데이터 수집



2. AI + 생명과학 융합 교육 〈디스크 확산법 데이터 분석〉

③ 데이터 수집

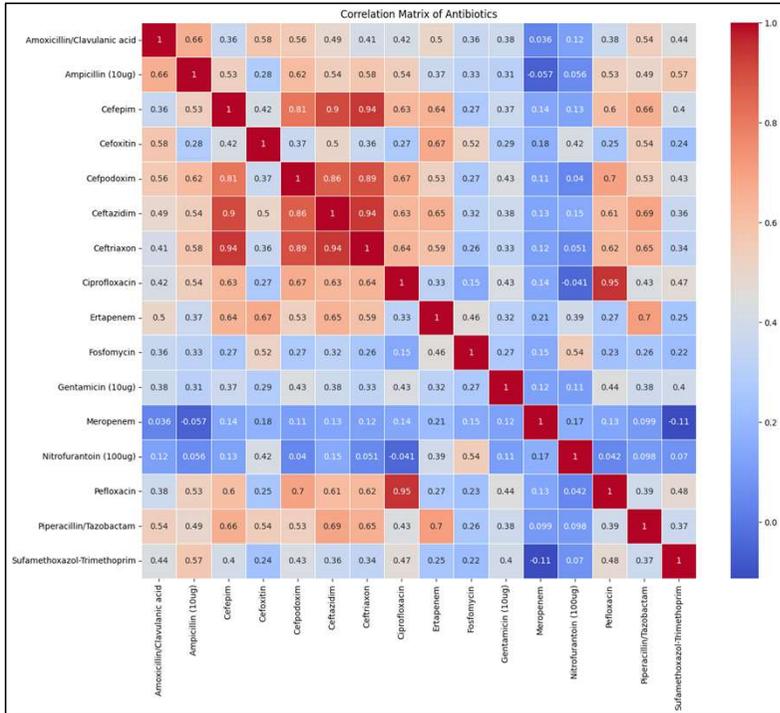


	Area	Mean	Min	Max	Angle	Length
1	2.54	115.679	42.158	255	-4	15.776
2	3.987	99.766	49.543	255	-4	24.791
3	3.378	113.828	62.813	255	-134.69	21.073
4	3.784	102.345	44.179	255	-134.72	23.552
5	2.895	111.447	56	255	9	18.008
6	2.286	120.338	72.583	255	13	14.198
7	4.038	111.326	58.038	255	-134.74	25.129
8	2.997	108.097	48.854	253.914	-134.65	18.594
9	3.022	111.35	63.717	255	44.65	18.819
10	2.997	107.303	66.598	255	13	18.706
11	2.463	118.371	65.528	255	13	15.325
12	2.794	112.9	59	255	9	17.371
13	3.733	99.475	58.233	255	44.72	23.326
14	3.86	106.658	60.55	255	44.73	24.002
15	3.251	109.234	58.023	255	13	20.284
16	3.048	114.118	67.924	255	13	18.931

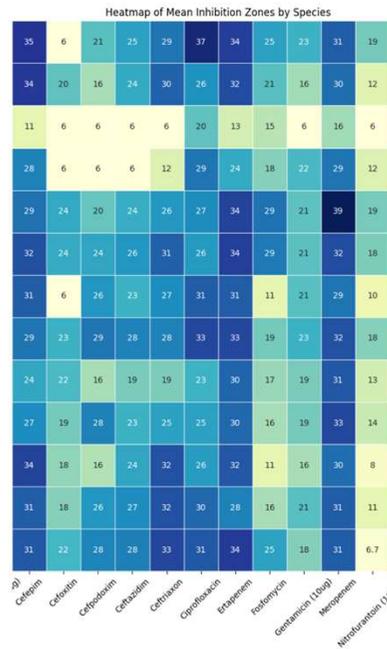
복사(Ctrl + C) 후 선생님이 나눠준 unprocessed.csv에서 Ctrl + Alt + V

2. AI + 생명과학 융합 교육

〈디스크 확산법 데이터 분석〉



데이터 해석 도우미



- Cefepim, Ceftazidim, Ciprofloxacin은 여러 세균 종에서 억제대의 직경이 대부분 30mm 이상으로 나타남 → 이 항생제들은 대부분의 종에 대해서 효과적이라고 할 수 있음.
- Nitrofurantoin은 대부분의 종에서 억제대 직경이 낮으므로, 많은 종에서 효과가 낮음을 확인할 수 있음.
- Amoxicillin/Clavulanic acid도 많은 종에서 억제대의 직경이 6~20정도로 낮으므로 내성이 높음을 확인할 수 있음.

2. AI + 생명과학 융합 교육

<SpeciesNet을 활용한 야생동물 분류>



Welcome to SpeciesNet

파일 수정 보기 삽입 런타임 도구 도움말

검색 명령어 + 코드 + 텍스트

SpeciesNet

<AI 기반 야생동물 분류 모델>

경기북과학고등학교 김태영

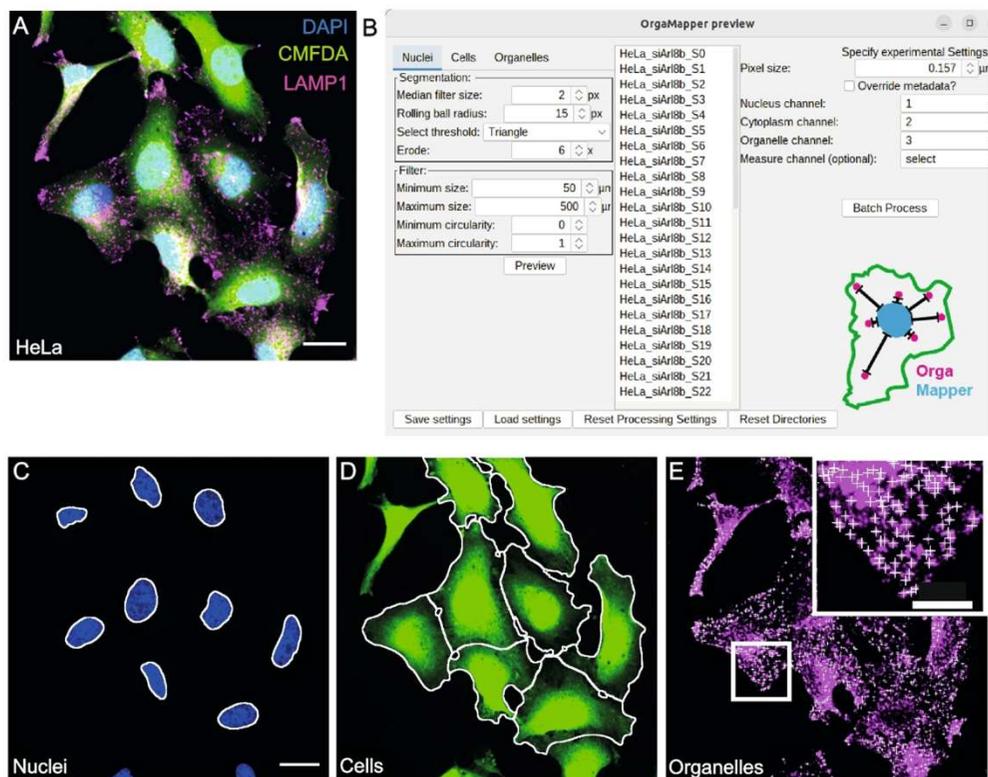
[] # SpeciesNet 패키지 설치
pip install speciesnet

[] # 설
!ytt
GF
!ytt

<https://bit.ly/speciesnet>
(들어가시면 사용 가능합니다!)

2. AI + 생명과학 융합 교육

〈세포 소기관 식별 및 분석〉



Schmied, C., Ebner, M., Samsó, P., Van Der Veen, R., Haucke, V., & Lehmann, M. (2024). OrgaMapper: a robust and easy-to-use workflow for analyzing organelle positioning. *BMC biology*, 22(1), 220.

3. AI 도구 및 플랫폼 활용 교육

무조건 알아야하는 AI 도구 78개

thread.net
@choi.openai

글쓰기 및 전반적인 작업 ChatGPT, Claude, Gemini, Copilot, Poe		동영상 생성 Runway, Kling, Hailuo, Luma, Pika		회의 / 기록 클로바노트, NotionAI	
이미지 편집 Firefly, EverArt, Leonardo, Magnific, Photoshop, Microsoft Designer, Krea, Playground, Secenario				이미지 생성 FLUX, Ideogram, ImageFX, 미드저니	
디자인 생성 Figma, Ugc, Creatie		웹 페이지 제작 Wegic, Framer, Dora, Uizard, Galileo		AI 만화 / 스토리보드 Anifusion, StoryTribе	
도식화 NapkinAI		3D 생성 Tripo, Meshy		연구 및 리서치 NotebookLM, Consensus	
AI 모델 허깅페이스, Replicate, Fal.AI, Tost.AI		동영상 편집 Capcut, Vrew, Veed, Invideo			
자동화 Dify, make		코드 Cursor		노코드 개발 Replit, Bolt.new, Reweb, V0, Websim, GPT Engineer	
AI 아바타 HeyGen, synthesisia		리서치 & 검색 Perplexity, Genspark, Arc, Felo		PPT 및 디자인 작업 Canva, Gamma	
음악 생성 Suno, Udio, MusicFX		로컬 AI Pinokio, ComfyUI			
음성합성 ElevenLabs		협업 툴 Tidraw		번역 DeepL	
캐릭터 챗 (챗봇) Character.AI, 뽀빠이		추천 API(무료) Groq, Together.AI		오픈소스 프로젝트 SuperVision Transformers (컴퓨터 비전), Transformers (모델 관련)	

6.

고민거리

쏟아지는 질문/고민거리들

“AI의 교육적 효과와 부작용 중에 어느 것이 더 클까? AI 교육이 정말 필요한가?”

“교사의 존재 이유는 무엇인가?”

“무엇을 가르칠 것인가?”

“어떻게 가르칠 것인가?”

쏟아지는 질문/고민거리들

“AI가 생성한 결과물을 비판적으로 판단하는 능력은 어떻게 평가할 것인가?”

“교사의 역할은 어떻게 변화할 것인가? 그리고 정말 변화할 것인가?”

“AI의 교육을 어디까지 교육과정에 포함하고, 어느 수준까지 다루어야 하는가?”

“결과물 뿐 아니라 과정중심평가를 어떻게 강화할 것인가?”

“무엇을 가르칠 것인가?”

- AI의 결과물을 비판적으로 받아들이고, 복잡/비정형적 문제를 정의하고 해결하는 능력
- 창의성 및 융합적 사고, 데이터/AI 리터러시, 협업 및 소통 능력, 질문하는 능력
- 과학 탐구 과정에서 AI를 효과적으로 활용하는 방법
- 과학적 탐구 과정, 증거에 기반한 추론, 반증가능성 등의 과학의 본성(Nature of Science)
- 광범위한 내용이 아닌 필수적인 ‘핵심 개념’을 중심으로
- AI 윤리, 과학기술의 사회적 영향

“무엇을 가르칠 것인가?”

Perspective

Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research

<https://doi.org/10.1038/s41586-024-07146-0>

Lisa Messeri^{1,4} & M. J. Crockett^{2,3,4}

Received: 31 July 2023

Accepted: 31 January 2024

Published online: 6 March 2024

 Check for updates

Scientists are enthusiastically imagining ways in which artificial intelligence (AI) tools might improve research. Why are AI tools so attractive and what are the risks of implementing them across the research pipeline? Here we develop a taxonomy of scientists' visions for AI, observing that their appeal comes from promises to improve productivity and objectivity by overcoming human shortcomings. But proposed AI solutions can also exploit our cognitive limitations, making us vulnerable to illusions of understanding in which we believe we understand more about the world than we actually do. Such illusions obscure the scientific community's ability to see the formation of scientific monocultures, in which some types of methods, questions and viewpoints come to dominate alternative approaches, making science less innovative and more vulnerable to errors. The proliferation of AI tools in science risks introducing a phase of scientific enquiry in which we produce more but understand less. By analysing the appeal of these tools, we provide a framework for advancing discussions of responsible knowledge production in the age of AI.

(Messeri et al., 2024)

“무엇을 가르칠 것인가?”

- Messeri 등 (2024)에 따르면 기존의 AI 위험 논의(편향, 오류, 재현성 등)을 넘어 AI가 인간의 인지적 한계를 파고 들어 ‘스스로 실제보다 더 깊이 이해하고 있다는 착각하게 만들 수 있다’는 위험이 있음
- AI 도구의 효율성이 특정 방법론, 연구 질문, 관점만을 선호하게 만들어 과학 생태계의 다양성을 해치고 ‘단일 문화’를 형성할 위험을 지적함.
- AI 도입이 가져올 생산성 향상이 반드시 과학적 이해의 심화로 이어지지 않으며, 오히려 이해를 저해할 수 있음

1. ‘결과’ 너머의 ‘과정’, ‘원리’ 교육 강화

- AI는 ‘딸깍’하면 결과를 빠르게 도출해 이 결과를 실제 자신이 깊이있게 이해한 것처럼 혼동하는 ‘설명 깊이’의 착각을 유발함.
- 따라서, AI가 어떻게 그 결과를 도출했는지 묻고 탐구하는 능력을 길러야 함. 알고리즘의 원리/가정/한계, 과학적 원리, 통계적 개념, 데이터의 의미 등의 과학적 ‘과정’ 자체에 대한 교육을 더욱 강화할 필요가 있음

2. 비판적 사고 및 AI 리터러시 강화

- AI는 훈련 데이터와 개발자의 관점을 반영
- 오류나 편향된 정보를 생성할 수 있고 이를 객관적인 진실로 받아들이는 ‘객관성의 착각’을 유발함.
- 따라서, AI가 생성한 정보/분석 결과를 맹신하지 않고, 출처/편향성/논리적 오류 등을 비판적으로 검토하고 평가하는 능력을 핵심 역량으로 가르쳐야 함
- 즉, AI의 작동 방식, 강점/약점, 잠재적 편향성, 윤리적 문제 등을 포함하는 ‘AI 리터러시’ 교육이 필수적임

3. 방법론적 다원주의, 창의적 질문 능력 강화

- AI는 특정 유형의 데이터(정량적, 대규모)와 방법론(예측, 패턴 인식)에 강점을 보임.
- 이것에 과도하게 의존하면 과학 연구가 특정 방향으로 편증되는 ‘앎의 단일문화 (Monoculture of knowing)’가 형성될 수 있으며 AI로 쉽게 탐구할 수 있는 범위가 전부라고 여기는 ‘탐색 넓이의 착각(illusion of exploratory of breadth)’을 낳을 수 있음
- 정량적, 계산적 접근법 뿐 아니라 질적 연구, 관찰, 탐구, 역사적 고찰 등 다양한 과학적 방법론을 가르치고 각 방법론의 가치/한계를 이해시켜야 함

3. 방법론적 다원주의, 창의적 질문 능력 강화

- AI가 쉽게 답할 수 없는 새롭고 근본적인 질문, 윤리적 딜레마 등을 포함하는 복잡한 질문을 던지고 탐구하는 능력을 길러야 함. 즉, 'AI가 잘하는 것' 너머의 영역을 탐색할 줄 아는 창의성과 비판적 질문 능력을 강조하여 가르칠 필요가 있다.

4. 협업 능력, 다양한 관점의 가치 강조

- AI가 ‘객관적인 조력자’로 여겨지면서 다양한 배경과 관점을 가진 인간 연구자들의 협업(인지적, 인구학적 다양성)이 간과될 수 있음
- 과학 지식 형성이란 개인의 능력 뿐 아니라 사회적 상호작용과 협업의 산물임을 가르쳐야 함 → 다양한 관점을 가진 동료들과 토론, 비판, 아이디어를 발전시키는 경험 제공할 필요가 있음
- AI를 협업의 도구로 활용하되, 최종 판단/책임은 인간에게 있고 ‘다양한’ 인간의 통찰력이 과학 발전에 필수적임을 강조해야함

LLM은 믿을만한가?



“모든 LLM 모델은 BlackBox이다.”

LLM은 믿을만한가?

- LLM에서의 ‘블랙박스’ 문제란 입력에 대해 출력이 생성되기까지의 내부 의사 결정 과정을 인간이 완전히 이해하거나 해석할 수 없는 상태를 의미한다.
- 원인 : 규모와 복잡성, 창발적 능력, 딥러닝의 작동 과정, 소수 거대 기업의 독점
- LLM의 투명성(transparency) 부족은 학생, 교사, 학부모, 교육 행정가, 정책 결정자 등의 신뢰를 근본적으로 저해

LLM은 믿을만한가?

- LLM은 학습 데이터에 내재된 사회적 편견을 무심코 영속화(perpetuate), 증폭시킬 수 있음 → 인종, 성별, 문화, 사회/경제적 지위, 언어/방언, 장애 유무 등과 같은 편견이 LLM에 ‘스며들 수 있음’
- LLM의 ‘BlackBox’는 이러한 편견 탐지, 원인 진단 및 완화를 매우 어렵게 만들음 → 편향된 교육 콘텐츠 생성, 불공정한 평가 및 채점, ‘차별화된’ 개인 맞춤화 (ex : 특정 집단 학생에 대한 낮은 기대치 설정), 교육 기회의 불평등한 접근, 특정 학생 집단의 소외
- AI 언어 학습 도구는 백인 중산층 미국인 중심적 문화 편향을 재생산하여 소수 집단 학습자의 참여율을 30% 이상 감소시킨다(Lewis et al., 2025)는 연구 결과도 존재

LLM은 믿을만한가?

- LLM의 'Blackbox' 문제는 교육 평가에서 평가의 타당도, 신뢰도 확보에 중대한 영향을 준다.
- 교육자는 LLM이 학생의 과제를 '어떻게' 채점하고 평가하는지 이해할 수 있어야 그 결과를 신뢰하고 공정성을 보장할 수 있지만 'Blackbox'로 인한 불투명성은 이러한 이해를 방해한다.

개별화 교육이 정말 가능한가?

- LLM은 방대한 데이터를 학습하지만, 인간 교사가 가진 학생에 대한 깊은 이해, 교육적 직관, 상황 판단 능력, 정서적 교감 능력을 갖추고 있지 않다
- LLM은 주로 학생의 명시적인 입력이나 측정 가능한 행동 데이터에 기반하므로 학생의 잠재적 학습 동기, 불안감, 자기 효능감과 같은 내면적 상태를 정확히 파악하고 이에 맞춰 섬세히 상호작용하는 데 한계가 있음 → 겉으로 드러나는 행동에만 반응하는 피상적인 수준의 개별화에 머무를 위험

참고문헌

1. Lee, H. P. H., Sarkar, A., Tankelevitch, L., Drosos, I., Rintel, S., Banks, R., & Wilson, N. (2025). The Impact of Generative AI on Critical Thinking: Self-Reported Reductions in Cognitive Effort and Confidence Effects From a Survey of Knowledge Workers.
2. Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021, March). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? 🐦. In *Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 610–623).
3. Shah, R., Irpan, A., Turner, A. M., Wang, A., Conmy, A., Lindner, D., Brown-Cohen, J., Ho, L., Nanda, N., Popa, R. A., Jain, R., Greig, R., Albanie, S., Emmons, S., Farquhar, S., Krier, S., Rajamanoharan, S., Bridgers, S., Ijitoeye, T., ... Dragan, A. (2025). *An Approach to Technical AGI Safety and Security*. [Preprint]. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2504.01849>
4. Jones, C. R., & Bergen, B. K. (2025). Large language models pass the Turing test. arXiv preprint arXiv:2503.23674.
5. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 779–788).
6. Messeri, L., & Crockett, M. J. (2024). Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research. *Nature*, *627*(8002), 49–58.
7. Lewis, A. A. (2025). Unpacking Cultural Bias in AI Language Learning Tools: An Analysis of Impacts and Strategies for Inclusion in Diverse Educational Settings. *International Journal of Research and Innovation in Social Science*, *9*(1), 1878–1892.

감사합니다