

Portfolio

김우성

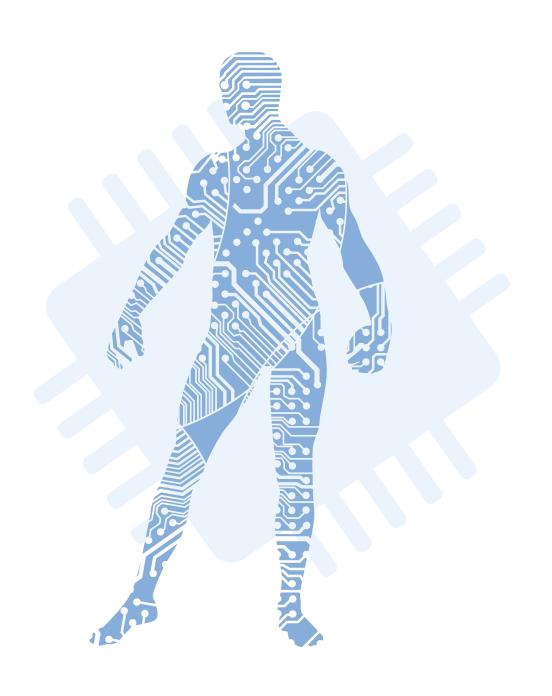
Index

01 Profile

02 Timeline

03 Tech Stack

04 Projects



Profile



Work Experience

2020.01 ~ 2020.03 티맥스 A&C

2020.10 ~ 2022.03 한양대학교 산학협력단

AI 솔루션센터

(전문연구요원)

2022.04 ~ 2023.07 아키드로우 (전문연구요원)

2023.11 ~ 안랩 주임연구원

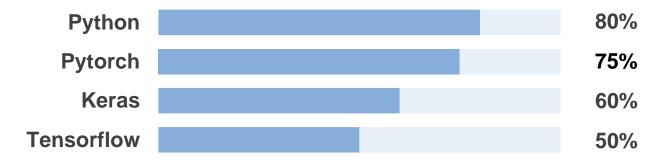
MACHINE LEARNING



김우성

2015년 11월 AI를 해보는 것을 결심한 이후 학부, 대학원, 회사 까지 직접 연구와 실제 업무를 진행하고 있습니다. 언젠가는 영화 "Golden Compass"의 "Demon" 과 같은 실제 동반자 AI를 만드는 것이 목표입니다.

Skills



Timeline

2010

선린인터넷고등학교 프로그래밍 첫 입문 2015

소프트웨어기술과 산업 융합전공

복수전공 및 AI 관련 공부 시작 2024

현재 Ahnlab 재직

C

2013

고려대학교 학사과정

고려대학교 전기전자전파공학부 입학 C

2017

고려대학교 석사과정

고려대학교 일반대학원 석사과정 입학 C

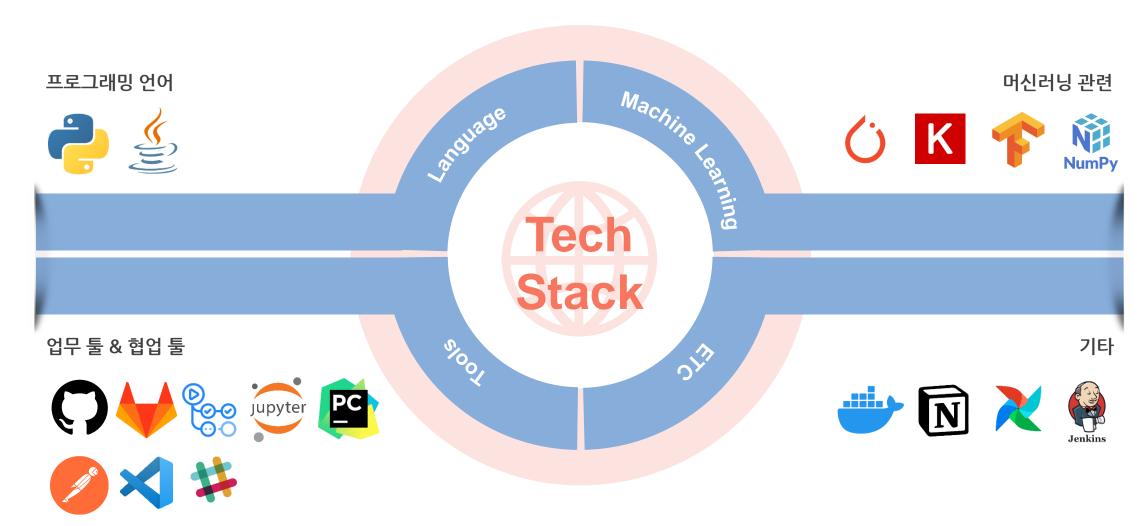
2020

석사 졸업

고려대학교 일반대학원 석사과정 졸업



Tech Stack







한경 Al Insight

식자재 주문 매칭 알고리즘이 가져온 놀라운 결과

) #

강상기의 산업지능화로 가는 길<2> AI로 대박 난 식자재 유통사

일반

H사는 식자재 유통 전문 회사다. 호텔과 대형식당 등 고객사로부터 식자재 주문 리스트를 받아 납품 가능한 식자재 견적서를 작성, 제출함으로써 식자재 공급계약을 맺는다. 문제는 견적서를 작성하기 위해 많은 영업사원이 매일 수작업으로 수만 건의 식자재 항목을 검색하는 비효율적 업무방식이다. 센터에서는 H사의 내부 식자재 정보와 고객사의 주문 정보를 자동 매청하는 식자재 대칭 지능화 알고리쯤 모델을 개발하여, 견적 업무의 효율성을 획기적으로 개선하였다.

● **Al Insight** 입력 2021.07.22 03:30 | 수정 2021.07.22 06:17

자동 매칭을 통한 업무 효율화 및 생산성 향상

식자재의 경우 동일한 종류라 하더라도 유사 품목이 많다. 계다가 고객사는 공급 가능한 내부 보유 식자재의 정확한 품목 명칭과 스펙을 모르는 상태에서 주문서를 발주한다. 그러다보니 유통사의 입장에서는 견적이 가능한 가장 유사한 식자재를 매칭하는데 상당한 시간을 들일 수밖에 없다. 예를 들어 보자. 바사의 납품가능 식자재 품목명 데이터베이스에는 해산물, 오징어, 한국산, 냉동, 짜개용처럼 체계적으로 기록되어 있지만, 고객사의 주문서는 제각각이다. 어떤 곳은 한국산 오징어로 또 다른 곳은 국산, 냉동 오징어로 어떤 고객사의

실시간 인기기사

- 1 日 언론 "자동차마저...한국 현대차에 뺏기...
- 2 키스하려 허리 굽힌 순간 '악' 비명...무릎 탈...
- 이마트 온섬 앞에 찍아니...논방적 앉은 누...
- 4 "영탁, 150억 요구"...'영탁막걸리' 모델 재계...
- 5 '가전은 LG' 매출 터졌다...세계 1위 등극 '대...

이 시각 관심정보 🗚

가장 많이 본 기사



"영탁, 150억 요구"...'영탁막걸리 재계약 불발

LG천자 매출 타졌다...전세계 1위 '대기록'
"결혼하고 오히려 행복이 반 토막 났습니다'
묘 언론 '자동차마저...또 현대차에 맺기나' 탄식 키스 하려 하리 궁한 손간 '악 비명...무슨 일?" "핵심이 열탁 이긴다'...가의 사라진 마스크 쓰기 '후 판매 중안 따내자...삼상LG가 들여다됐다 AI 관련 최초로 맡게 된 프로젝트입니다.

식품 관련 대기업에서 의뢰한 프로젝트이며 자연어 데이터를 기반으로 작업하였습니다.

- 프로젝트 목적
 - 식자재 주문서에 맞는 상품 자동 매칭
- 역할(기여도)
 - 매칭 알고리즘 개발 (100%), 서버 구축(10%)
- 진행 기간
 - 2021.10 ~ 2022.01
- 성과
 - 알고리즘 사용을 통한 업무 시간 단축 및 업무 효율성 향상

Problem

- 식자재 상품을 요청서에 맞춰 제공할 때, 담당 직원의 주관이 개입하여 매칭 결과가 자주 달라짐.
- 업무 숙련에 상당시간이 소요됨
- 엄청난 양의 식자재 상품으로 검색 및 매칭 업무 시간이 지나치게 많이 걸림.

Solution

- AI 기반 자동 매칭을 통하여 객관적인 매칭 결과 사용
- 자동화를 통한 업무 효율 향상 및 난이도 절감
- 자동화를 통한 업무 시간 절약

₩ 사용 언어 및 패키지

Python, genism, Django, postgreSQL

플랜트 4110 시화(급식유통) ▼ 배치구분 1배치 ▼ 우선순위 매청율 ▼											순위일괄적용	
No	상품명	규격	단위	기존가	윌 사용량	선택	선택	품목코드	상품명	단가	유사도	공급업체명
1	냉동삶은감자(1kg)	11g*10pk/ box	팩	2,620	1	1순위		329109	감자(중국산/냉동/삶은/1cm다이	1,359	1.0	글로벌냉동식품(주
						2순위		304644	감자(중국산/냉동/2~3cm난절/조	1,368	1.0	글로벌냉동식품(주
						3순위		332721	감자(스페인산/냉동/삶은/다이스	1,550	0.9	(주)푸른원
						4순위		329764	알감자(베트남산/냉동/조림용/유	1,609	0.7	(주)푸른원
						5순위		329765	알감자(베트남산/냉동/탈피/1kg)	1,930	0.7	(주)푸른원
						신규		Q				
2	깐양파(유알/KG)	KG	kg	2,037.03°	54	1순위		301177	깐양파(국산/상급/150~200g)KG	1,653	1.0	바이로컬
						2순위		301176	깐양파(국산/상급/100∼150g)KG	1,596	1.0	농업회사법인 주식회
						3순위		301817	깐양파(국산/선별/대/200~250g)KG	1,687	1.0	농업회사법인 (주)곡
						4순위		304435	양파(깐양파/중국산)kg	2, 280	1.0	(주)제이푸드윌드
						5순위		300408	대파(국산/상급)KG	4, 758	0.8	바이로컬
						신규		Q				
3	깐대파(kg)	kg	kg	5, 200	22 -	1순위		300401	깐대파(국산/상급)KG	5, 259	1.0	정다운푸드 주식회사
						2순위		300408	대파(국산/상급)KG	4, 758	1.0	바이로컬
						3순위		332011	대파(중국산/냉동/하프컷/2kg)EA	3,420	0.9	글로벌냉동식품(주)
						4순위		304746	깐대파(국산/특급/1kg내외)KG	5,504	0.8	정보농산
						5순위		330023	대파다이스(국산/3mm/2kg)EA	10,944	0.8	(주)제이푸드윌드
						신규		Q				
4	양배추(3통/망)	3통/망	하	21,800	20 -	1순위		331348	배추(국산/망/특/3입)BOX	8, 482	1.0	농업회사법인 (주)사
						2순위		300754	배추(국산/상급/1.5kg미만입고불가)	1,095	1.0	농업회사법인 주식회
						3순위		331350	양배추(국산/상급/2.5kg내외)EA	1,943	0.9	농업회사법인 (주)곡
						4순위		301133	양배추(국산/상급/1.5kg미만입고불기	775	0.9	바이로컬
						5순위		332771	배추(중국산/푸른원/냉동/1kg)EA	1,049	0.9	(주)푸른원
						신규		Q				
						1수의		339481	고초/베트나/냉도/200alH의\EA	2.043	1.0	(조)프로위

● 개발 시 Problem

- 동시 작업등을 고려한 속도 문제
- 관련 업계에서 자주 쓰이지만 대중적으로 사용되지 않는 용어들의 문제
- 대소문자 및 특수문자 등 다르게 표현한 문제
- 다양하게 표현된 제품의 용량 매칭 문제

Result

- 1건 매칭에 0.1초정도로 속도를 개선
- 동의어, 유의어 단어사전 제작을 통한 단어 문제 해결
- 정규식을 활용한 용량 인식 개선





도면 이미지를 3D 도면으로 바꾸는 기능의 핵심인 부분을 담당하는 CV 모델입니다.

Pytorch와 Flask 모델이 활용되었습니다.

- 프로젝트 목적
 - 국내 도면 이미지를 자체 소프트웨어의 3D 도면으로 변환
- 역할(기여도)
 - ML 모델 학습(100%)
 - Torch Serving 모델(70%)
 - 사내 Flask 모델에 API 추가 (100%)
- 진행 기간
 - 2022.9 ~ 2022.11
- 성과
 - 기존의 도면 변환 서비스의 성능 비약적 향상 및 작업자 효율 향상

Problem

- 다양한 정보가 있는 도면에서 벽 부분 만 인식 해야함.
- 추론 결과를 사내 소프트웨어의 도면 자료형에 맞추어서 결과를 변환해야 함.
- 노이즈로 인한 보정 과정의 필요성

Solution

- 사내 구축된 도면 데이터를 통한 Segmentation 데이터 구축 및 활용
- 추론된 결과를 Graph 기반으로 변하여 사내 자료형에 맞게 변환

₩ 사용 언어 및 패키지

• Python, Flask, mmSegmentation, Shapely, sknw



● 개발 시 Problem

- 사내 프로그램의 곡선 미지원으로 인한 대응 필요
- Graph 인식 패키지의 기능 미비로 인한 대응 필요
- ML 추론 결과에 대한 보정

Result

- 곡선의 경우 부득이하게 직선 여러 개로 변형
- Graph 패키지 외에 Shapely 등 다른 패키지 사용을 통한 어느정도의 해결
- 도면 이미지 인식 성능이 기존에 비해 비약적으로 향상



Image Description Result

• 생성 결과



◦ 화이트톤의 심플하고 깔끔한 공간. 화이트톤의 가구와 함께 화이트로 통일감을 준 홈오피스 예요. 깔끔하면서 모던한 느낌을 가질 수 있어요. 좁은 공간을 활용하기 위해 책상과 의자를 • 성과 두었어요.

인테리어 템플릿을 기반으로 한 프로젝트 입니다. 렌더샷을 입력시 해당 렌더샷에 어울리는 제목과 본문을 작성합니다.

- 프로젝트 목적
 - 입력 렌더샷에 어울리는 템플릿 제목과 설명서 생성
- 역할(기여도)
 - ML 모델 학습(100%), A/B 테스트 구현(100%)
- 진행 기간
 - 2023.02 ~ 2023.04 현재 진행중
- - 관련 기술 개발 요청에 따른 개발 완성 및 데모 완성

Problem

- 사내 인테리어 템플릿 콘텐츠의 수 부족현상
- 템플릿을 제작하는 디자이너 인원수의 부족

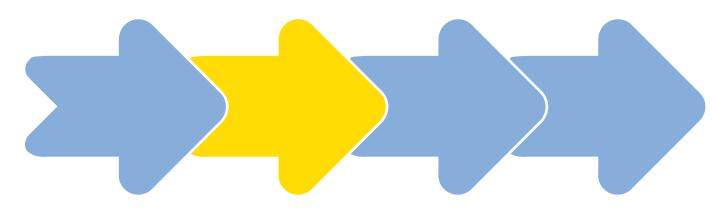
Solution

- 사내 구축된 렌더샷 이미지를 및 제목 & 템플릿 텍스트 데이터 활용
- 사내 데이터만 사용하여 디자이너가 직접 만든 것과 유사한 텍스트 데이터 생성

₩ 사용 언어 및 패키지

• Python, Flask, Pytorch, transformers, Streamlit(데모 시연용)

Project process



01

ML 모델 개발 및 준비

개발 요청에 따른 렌더샷 이미지를 입력받으면, 입력받은 이미지를 기반으로 제목 및 설명을 생성하는 ML 개발

03

서비스를 위한 Project 준비

API 준비(Flask 기반 전용 ML 서버) 및 Front 작업 등을 준비

02

활용 서비스 기획

개발 완료된 것을 기반으로 서비스를 구체적으로 기획

04

서비스 개시

템플릿 인테리어 자동 생성 기능을 활용한 서비스 개시

❸ 개발 시 Problem

- Image2Text 모델이 영어 Pretrained 모델은 존재하나 한글은 존재하지 않았음.
- 성능에 방해를 줄 수 있는 요인(텍스트의 이모지, 머릿글 등등)

Result

- MSCoCo데이터의 한글 번역본을 사전학습한 뒤 전이학습
- 정규식을 사용하여 텍스트를 정제하여 성능에 영향을 주는 것들을 제거

☑ To Do

• 관련 서비스 기획안 통과 시 API 공개





도면 이미지를 3D 도면으로 바꿀 때 문, 창문 등 오브젝트를 검출하는 프로젝트입니다.

Pytorch와 Flask 모델이 활용되었습니다.

- 프로젝트 목적
 - 도면에서 문, 창문과 같은 오브젝트를 검출
- 역할(기여도)
 - ML 모델 학습(80%)
 - Torch Serving 모델(70%)
- 진행 기간
 - 2022.11 ~ 2022.12
- 성과
 - 3D 도면으로 전환 시 자동으로 오브젝트 검출

Problem

- 도면 변환 시 문, 창문 등 오브젝트를 수동 배치하는데 시간이 많이 걸림
- 위와 같은 문제로 인한 다른 작업 지연으로 인한 디자이너들의 업무 할당량 증가

Solution

• 자동으로 오브젝트를 인식하여 배치함으로 업무 시간 단축

₩ 사용 언어 및 패키지

Python, Flask, Pytorch, YOLO, shapely





파랑 : 창문

빨강 : 문

보라 : 문 영역

노랑 : 세면대

옥색:변기

갈색 : 현관문

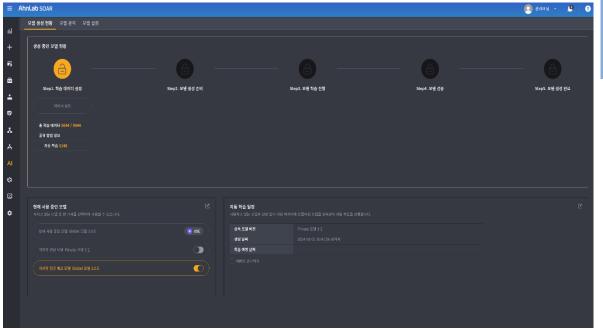
주황: 문의 치수

❸ 개발 시 Problem

- 기존 YOLO 모델은 대각선으로는 검출되지 않음
- YOLO 모델이 추론한 결과값을 사내 소프트웨어의 결과값에 맞추어야 함.
- 여닫이문의 방향을 추론해서 사내 소프트웨어에 알려줘야 함

Result

- YOLO 모델의 파생형 중 대각선 검출 모델을 사용
- Shapely 등 다른 패키지 사용을 통한 추론된 결과값을 변경하여 사용
- YOLO로 여닫이문이 활짝 열렸을 때 위치를 추론하도록 하여 사용





SOAR에서 모이는 네트워크 로그 데이터를 활용하여 자체적으로 공격인지 탐지하는 모델을 고객사가 직접 학습할 수 있도록 하는 ML 센터를 구현하였습니다..

- 프로젝트 목적
 - SOAR ML Center 도입
- 역할(기여도)
 - ML Center Serving (100%)
 - ML Center 백엔드(80%)
- 진행 기간
 - 2023.11.01~ 2024.05.31
- 성과
 - SOAR에 ML 센터 기능 추가

Problem

- SOAR를 사용하면서 쌓이는 고객사 고유의 데이터를 사용하고 싶다.
- 고객사에서 자신들의 데이터로 판별 모델을 만들고 싶다.

Solution

- 고객사 데이터를 활용하여 학습을 할 수 있도록 한다.
- Ahnlab에서 만든 고성능의 모델을 기반으로 고객사 데이터로 Engine을 전이학습 하여 고객사에 더욱더 적합한 공격 판별 모델을 생성

₩ 사용 언어 및 패키지

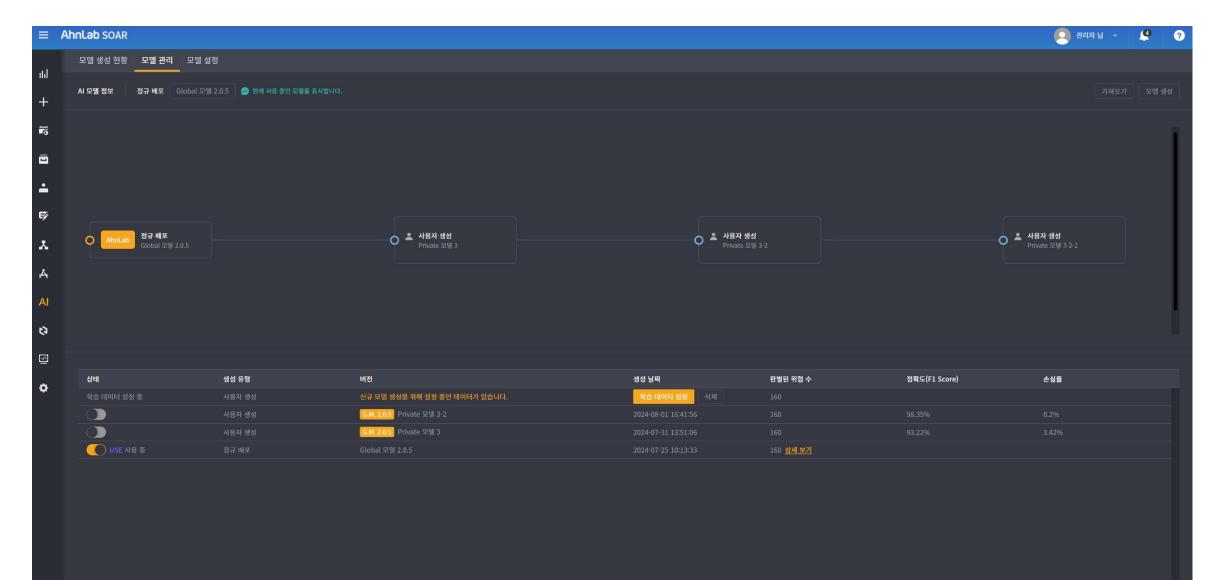
• Python, Flask, Keras, Ray, Celery

● 개발 시 Problem

- 학습이 진행될 때 SOAR의 작동을 방해하지 않아야 한다.
- 한정된 자원을 최대한 활용하여 병렬로 처리하였으면 한다.
- 고객사의 데이터만으로는 고성능을 보장하기 어렵다.

Result

- Celery 도입을 통한 비동기로 작업 처리
- Ray를 도입하여 데이터 전처리와 같이 오래 걸리는 작업의 병렬화를 통한 시간 단축
- 고성능이 보장된 Ahnlab의 모델을 기반으로 전이학습을 통하여 성능 확보





기타 프로젝트

- Auto Furnishing
 - 사내 서비스에서 도면을 생성 후, 인테리어 템플릿을 적용하면 자동으로 가구들을 배치
- Github Action를 통한 Devops
 - API 설명서(Readme).md 파일만 수정시, 자동으로 typora Style의 html로 변환하여 생성
 - 사내 ML Project 의 Coverage 및 단위 테스트 자동 테스트
- 사내 A/B 테스트용 사이트 제작
 - 사내 자체 테스트를 위한 A/B 테스트를 제작하여 Docker를 통한 배포. Streamlit 사용.
- 사내 CAD 지원 서버 개선
 - Flask와 Waitress 를 활용하여 CAD 서버를 개선, PDF 까지 지원하도록 변경
- 구버전 Office 호환 개선(티맥스 A&C)
 - 사내 자체 개발 오피스 프로그램의 구버전 Office 호환 개선(ppt, doc, xls)

