Park Seong Jae

Kwangwoon Univ.

- Dental CT
- Cardiac MRI

HUINNO

- ECG classification
- Beat detection
- PhysioNet Challenge
- Wave captioning
- 공통 Library 개발

Mercury Project

- Ad. Creative Generation (Diffusion)
- CDP : User Match

Dental CT

Metal Artifact Reduction & Compressive sensing

치아의 금속물로부터 발생한 artifact 제거 및 저선량 촬영 영상을 복원하는 model 개발

Data

- 피실험자로부터 얻은 artifact-free image (Voxel 크기 상이)
- 실제 CT image의 획득 과정을 시뮬레이션하여 생성한 augmented image

Method

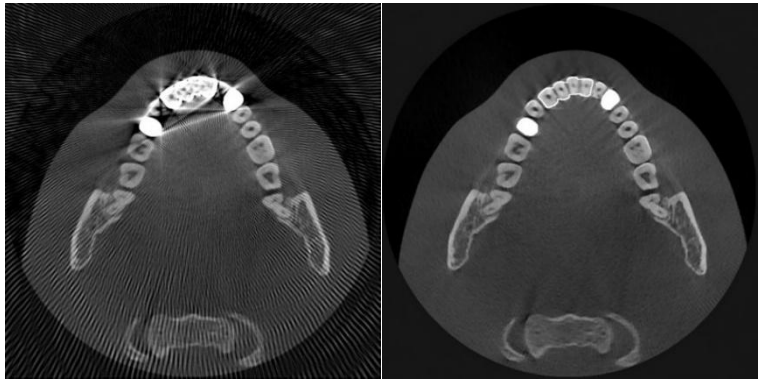
- Metal artifact 시뮬레이션을 위해 피부, 치아, 금속의 물성 값 적용 및 attenuation 함수 적용
- 저선량 촬영을 위해 CT의 회전각 조절
- U-net이 artifact image를 학습하는 residual learning 전략 채택

Result

- 실제 치과용 CT 기기에 적용

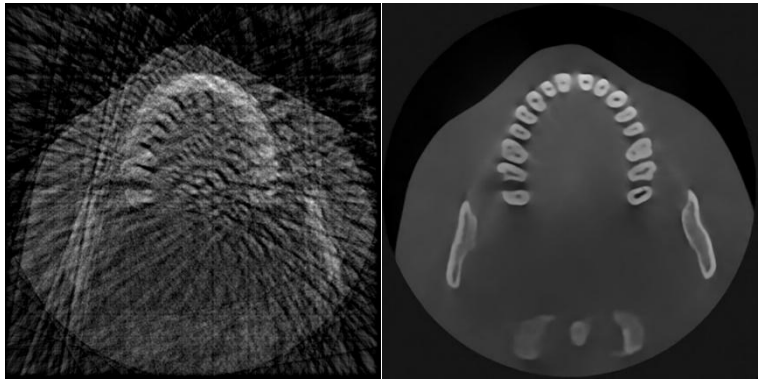
MAR

Artifacted | Reconstructed



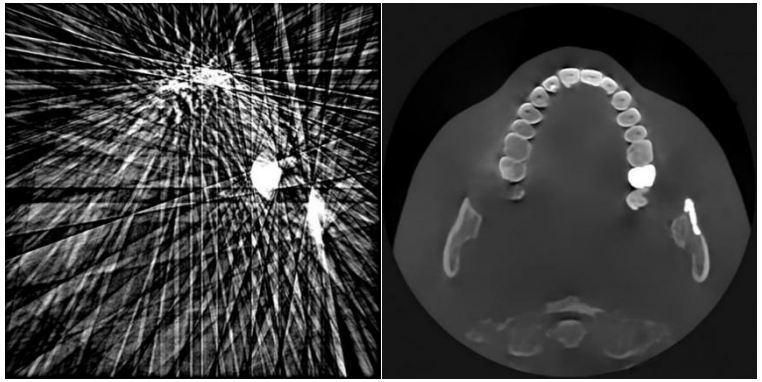
CS

Artifacted | Reconstructed



MAR + CS

Artifacted | Reconstructed



Cardiac MRI

Compressive Sensing

MRI의 압축 센싱으로 인한 artifact를 제거하는 model 개발 및 효율적인 전이학습 방법 연구

Data

- 모집한 피험자로부터 얻은 고품질 소규모 data &공개된 저품질 대규모 data

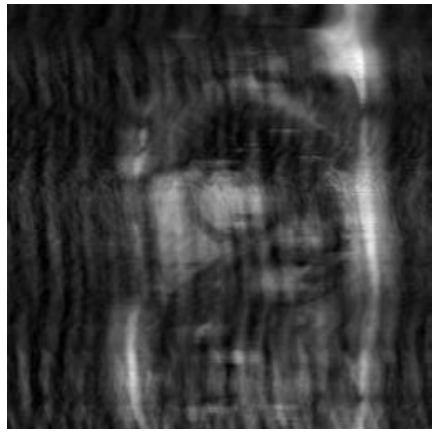
Method

- MRI 영상의 획득 과정을 시뮬레이션하여 K-space (주파수 영역)에서 phase axis sparse sensing.
- Open dataset을 활용하여 고품질 data에서의 성능을 높이는 혼합 전이학습 방법 제안 (Paper)
- U-net의 architecture를 수정하여 동일 성능, 연산 효율화된 model 제안 (Paper)

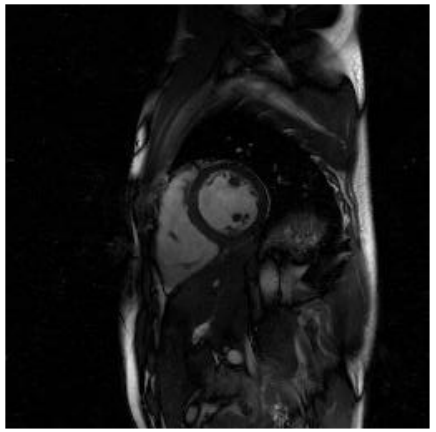
Result

- 국제 학회 컨퍼런스 발표 및 우수 논문상 수상
- SCI, KCI 논문 게재

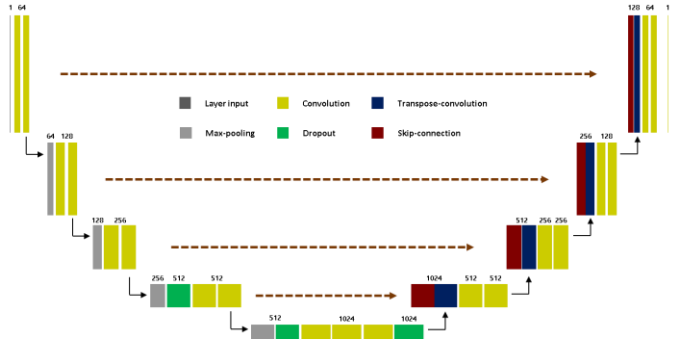
Accelerated x8



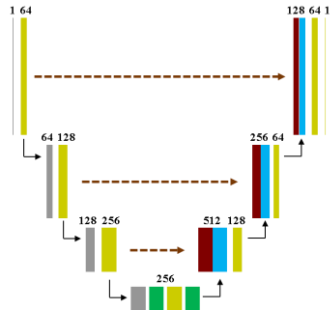
Reconstructed



U-net



u-net



1 – https://doi.org/10.8080/1020200008807
2 - DOI: 10.13104/imri.2021.25.1.10
3 - https://doi.org/10.1049/ell2.12084
4 - https://doi.org/10.1016/j.mri/2021.09.001

ECG classification

심전도 내 부정맥을 분류하는 model.

Data

- 다양한 병원으로부터 획득한 12 channel ECG
- 자사 개발 심전도 patch로부터 획득한 single channel ECG

Challenge

- 비접지 센싱으로 인한 patch data의 품질 저하 (SNR)
- 다량의 고품질인 병원 data에 편향되는 문제
- 병원마다 다른 환자 특성 및 판독사마다 다른 labeling 기준

Method

- 다양한 backbone (ResNet) model에서 module(SE, CBAM 등), layer 등을 grid search.
- Contrastive learning을 통해 source-invariant한 표현 유도 (동일 class, 다른 source)

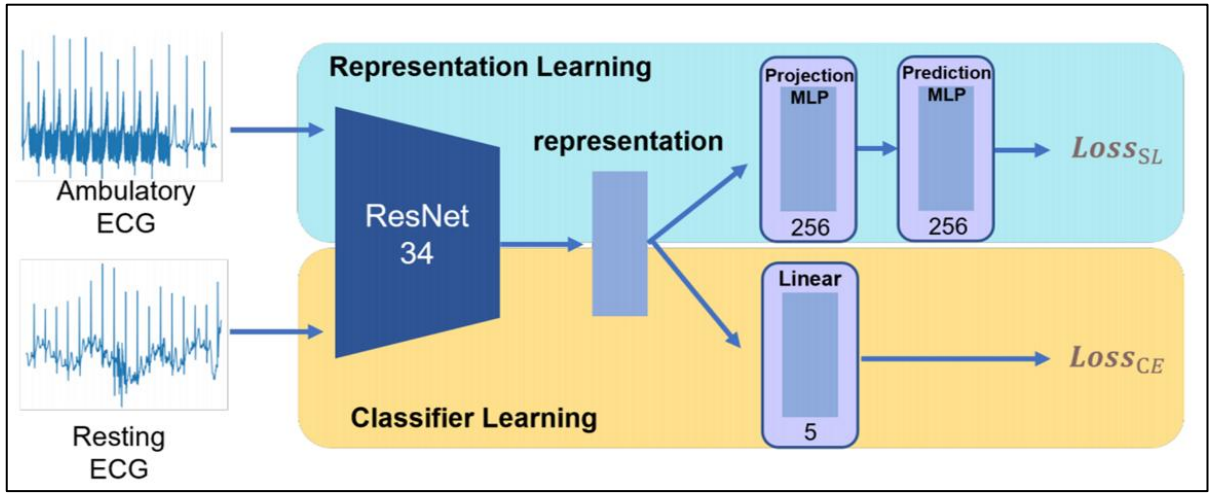
$$L_{total}(x_p, x_h) = \lambda_1 CE(x_p) + \lambda_2 CE(x_h) + L_{contrastive}(x_p, x_h)$$

$$L_{contra}(x_p, x_h) = \lambda_3 MSE(f(x_p), x_h) + \lambda_4 MSE\left(x_p, f(x_h)\right)$$

x_h: 병원 data
x_p: patch data

Result

- [trivial] 병원data 대비 patch (target) data의 비율에 따른 성능 향상 관측 ($S^- \rightarrow C^* \rightarrow C^{**}$)
- [key] patch data가 적은 경우 일반 학습 대비 성능 우위 확인 ($S^* < C^*$)
- 사내 부정맥 진단 서비스의 보조 model로 채택.



Model architecture

TABLE II
COMPARISON OF TWO LEARNING METHOD

Learning method		S^-	S*	C*	S**	C**
F1-score	Normal	0.7854	0.7574	0.7976	0.8384	0.8196
	APC	0.8046	0.8020	0.8096	0.8345	0.8105
	VPC	0.8696	0.8746	0.8762	0.9038	0.8828
	AF	0.5963	0.5715	0.6367	0.7234	0.6722
	SVT	0.4765	0.4725	0.4899	0.6575	0.5481
Average F1-score		0.7065	0.6956	0.7220	0.7915	0.7467

$^-$ The model was trained without target dataset
* The model was trained via small target dataset
** The model was trained via entire target dataset

Model architecture

10.1109/BigComp57234.2023.00062

PhysioNet Challenge

Journal *Databank*

CinC, PhysioNet에서 주최하는 학계 내 최고 권위 국제대회

{12, 6, 4, 3, 2} – channel ECG를 사용하는 5개 부문으로 구성

Data

- 중국, 유럽 등 각국의 병원에서 제공하는 open ECG dataset.
- 각 dataset마다 class 종류, 측정 길이, 샘플링 주파수 등 다양한 data 특성을 보임
- 모든 data는 대회 외부 판독사들이 30개의 class를 갖는 multi labeled data로 재가공.

Challenge

- 부정맥 다중 분류, taxonomy에 따라 특수한 경우 정상과 부정맥 공존.
- 각 class마다 오분류 시 부분점수를 부여하는 특수 metric
- 4개 부문에서 제한된 정보량을 사용하여 성능 유지 (6, 4, 3, 2 channel)

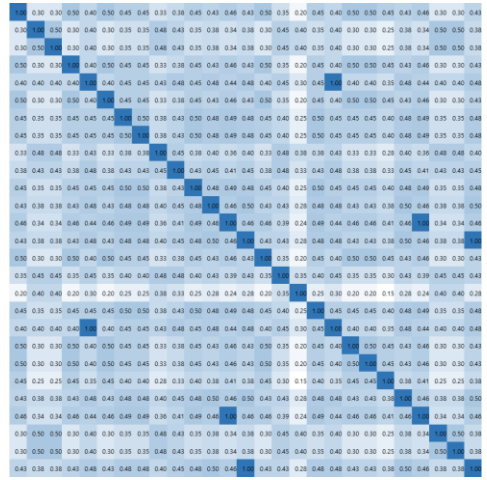
Method

- 환자의 age, gender 등 추가 정보를 결합한 wide network 설계
- 가장 정보량이 많은 12-channel model을 teacher로 사용하는 knowledge distillation.
- ERM 대신 VRM 알고리즘 (Mix-up)을 사용하여 학습 data에 대한 의존성을 감소
- 손실 함수에서 각 class의 BCE에 asymmetric loss를 사용 (metric 최적화)

$$\mathrm{ASL} = \begin{cases} -(1-p)^{\gamma+}\log(p), & \text{if } y \text{ is } 1 \\ -(p_m)^{\gamma-}\log(1-p_m), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

Result

- 2개 부문 우승 (6-channel, 4-channel)
- 3개 부문 준우승 (12-channel, 3-channel, 2-channel)



Arrhythmia Similarity

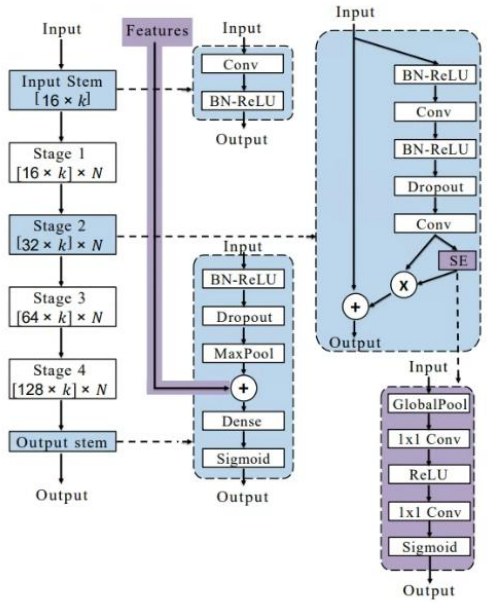


Figure 1: Model overview.

10.23919/CinC53138.2021.9662737

Beat detection

심전도 내 심박 검출 및 이상 심박 분류 model.

Data

- 정상 심박 및 2 종류의 조기 심박이 있는 병원 data와 patch data.
- Annotation tool 개발 및 직접 labeling한 beat segmentation map

Challenge

- 맥박수 계산에 치명적인 오검출, 미검출
- 연속된 조기 심박이 일정 간격으로 인해 정상 심박으로 오분류되는 문제.
- 심박이 환자마다 고유한 morphology를 보이는 문제

Method

- Small object의 미검출 오류가 큰 detection 대신 segmentation 사용.
- 현실적으로 너무 빠른 추정 심박을 재귀적으로 merge하는 후처리 사용.
- Point-wise prediction을 object 단위로 변환하는 metric 개발 (Bijective Metric)

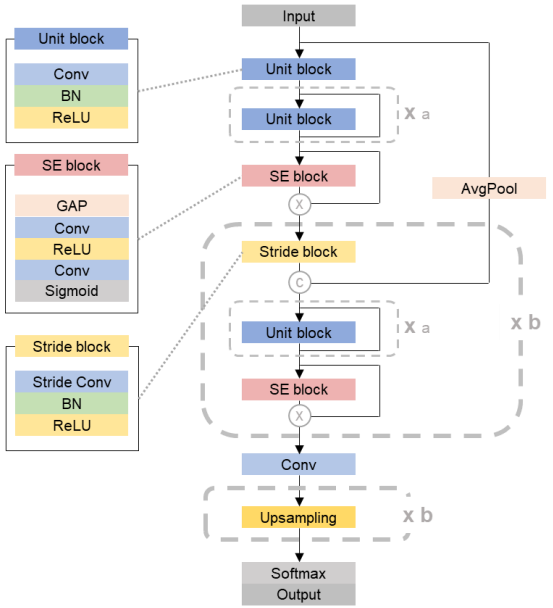
$$Acc = \frac{B_{matched}}{B_{pred} \cup B_{label}} \qquad F_{1-micro} = \frac{1}{N}\sum F_1(P_i, L_i) \ , where\ P_i, L_i \in B_{matched}$$

- Object 단위 평가 지표를 손실함수에도 반영 (topological loss)

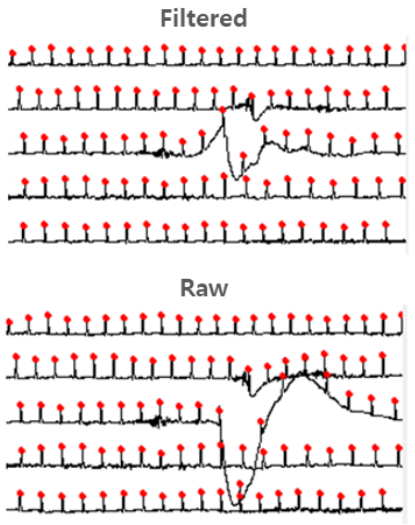
$$L_{total}(f,g) = L_{bce}(f,g) + \lambda L_{topo}(f,g)$$

Result

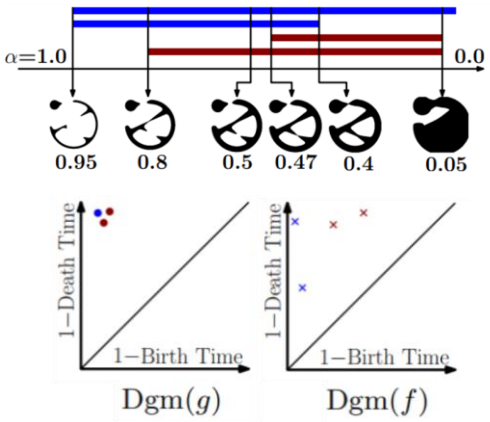
- 심박 검출 정확도 99% 이상 & 심박 분류 정확도 98% 이상 달성
- 고전 알고리즘 (Pan Tompkins) 및 기존 판독기기 (Holter) 대비 성능 향상
- 사내 부정맥 진단 서비스의 main model로 채택 및 국내 인증 완료 & FDA 인증 진행 중



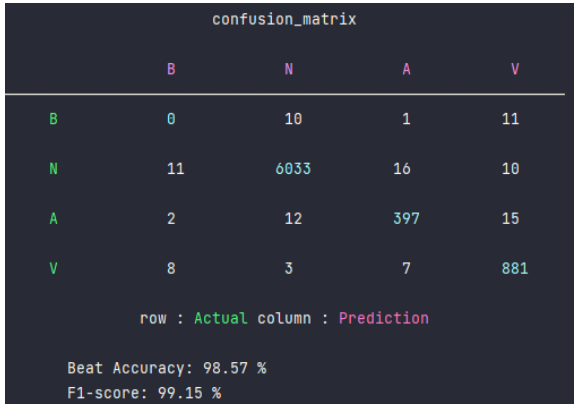
Model Architecture



Beat Detection Example



Topology Loss



Bijective Metric

10.1109/EMBC48229.2022.9871227

Wave captioning

심전도 내 파형 captioning model

부정맥 중 특정 파형 (p-wave)에 크게 의존하는 방실 차단 진단용 프로젝트 연구 & 기획

Data

- 정상 심박, 조기 심박 및 방실차단이 있는 병원 data와 patch data.
- Annotation tool 개발 및 직접 labeling한 wave segment map
- 총 4개의 token : {P, R, T}-wave + no-wave 으로 구성된 자연어 형 label

Challenge

- 낮은 SNR 신호에서 P-wave가 다른 파형 혹은 noise와 합쳐지는 경우 발생.
- OCR, captioning과 유사한 구조. (신호 인식 + 토큰 생성)
- 생성할 토큰의 길이가 맥박 수에 비례하며 분산이 매우 큼.

Method [PoC]

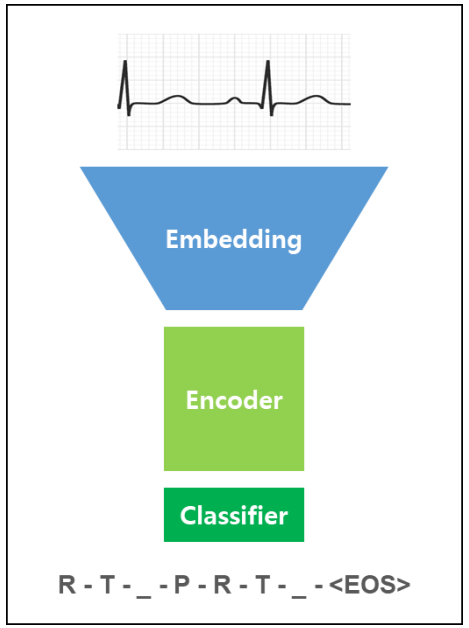
- 전체 중 중심 부분의 신호에 대해 토큰 생성 (토큰 길이의 분산 감소 → 학습 및 성능 안정화)
- 토크나이징 대신 입력 신호를 직접 embedding(CNN)
- embedding에서 SK-convolution을 사용하여 맥박에 의한 다양한 receptive field 대응
- 입력 신호에 대한 non-auto-regression 방식 채택
- Wave 별 출현 빈도를 보정한 weighted cross-entropy 사용.

Result

- BLEU score 80 이상 달성 & Accuracy 70% 이상 달성
- Wave captioning (or detection) 에 대한 feasibility 확인



Wave Captioning Example



Model Architecture

공통 Library 개발

팀 내 연구 & 개발 편의를 위한 Library 개발

Challenge

- **팀 내 구성원이 간편하게 사용하도록 좋은 사용성이 필요.**
- 팀 내 프로젝트 간 평가지표 불일치 & 개발환경과 종속성의 불일치
- 팀 내 자산(model, layer, measure 등) 파편화 및 convention 부재.
- 배포된 model의 API 부재로 불필요한 작업 요청. (ex. Model 서빙)

Feature

팀 내부에서 사용하는 framework (pytorch)만 지원.

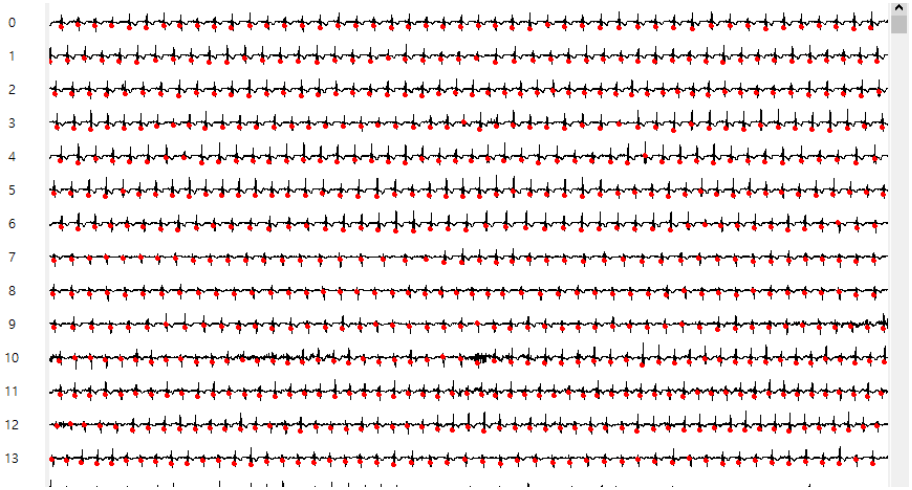
- Layer, Model, Measure 등 다양한 프로젝트에서 사용할 수 있는 구현체 제공.
- 배포된 model의 builder 제공 & inference API 제공
- Model의 weight는 사내 Minio server에 저장, API 호출 시 내부망을 통해 다운로드 가능.
- 간편한 사용을 위해 Trainer를 포함한 code snippet 제공.
- Multi-GPU, logger 등 학습에 필요한 부가 기능 제공
- Python의 tkinter를 활용한 Signal scroll view, Measure viewer 등 시각화 제공.
- Unit test & Build test를 통한 CI/CD

Result

- 팀 내 연구 cycle 가속 & MLOps 지원
- 팀 내 필수 라이브러리



Library



Signal Scroll View

Ad. Creative Generation

Summary

- 배너 광고용 creative image를 자동 생성해주는 pipeline 설계
- 다양한 client(광고주)와 SKU(광고상품)에 대응할 수 있는 template 기반 pipeline

Template

Prompt, cfg, denoise strength 및 controlnet에서 사용하는 reference image 등이 사전 정의된 preset

- Interactive ⟶ 광고 model과 SKU가 상호작용하는 creative image
- non-interactive ⇢ 광고 model과 SKU가 상호작용하지 않는 creative image



- OCR & Masking
- Inpainting
- Conditioning (controlNet)
- Diffusion
- Face Swap & Detailer

- SKU Detection
- SKU Segmentation
- Affine Transform
- Add Image
- Morphological Ops
- Inpainting

Ad. Creative Generation

ControlNet

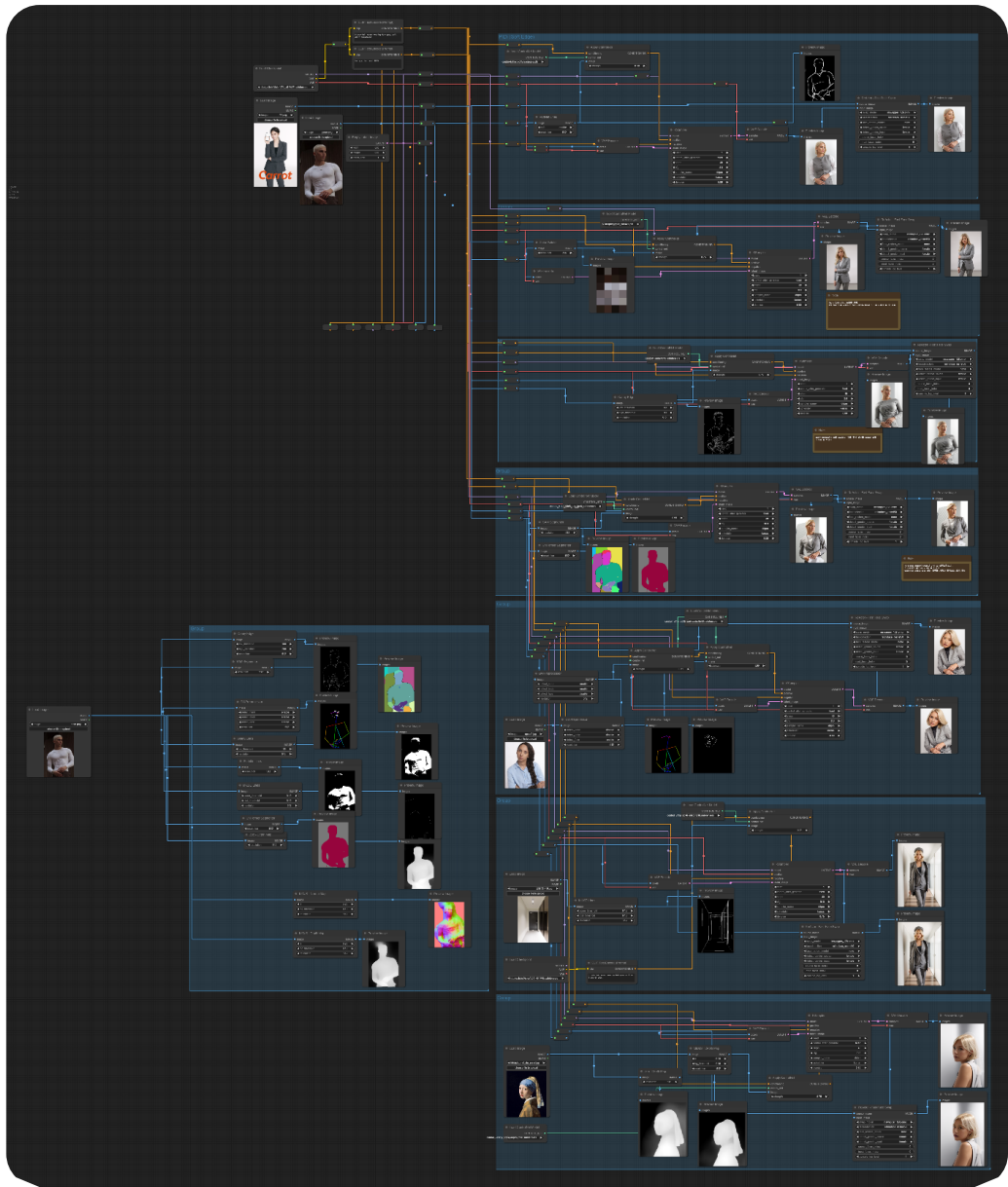
Creative image를 의도와 같이 생성하고 부적절한 요소를 없애기 위한 기능들.

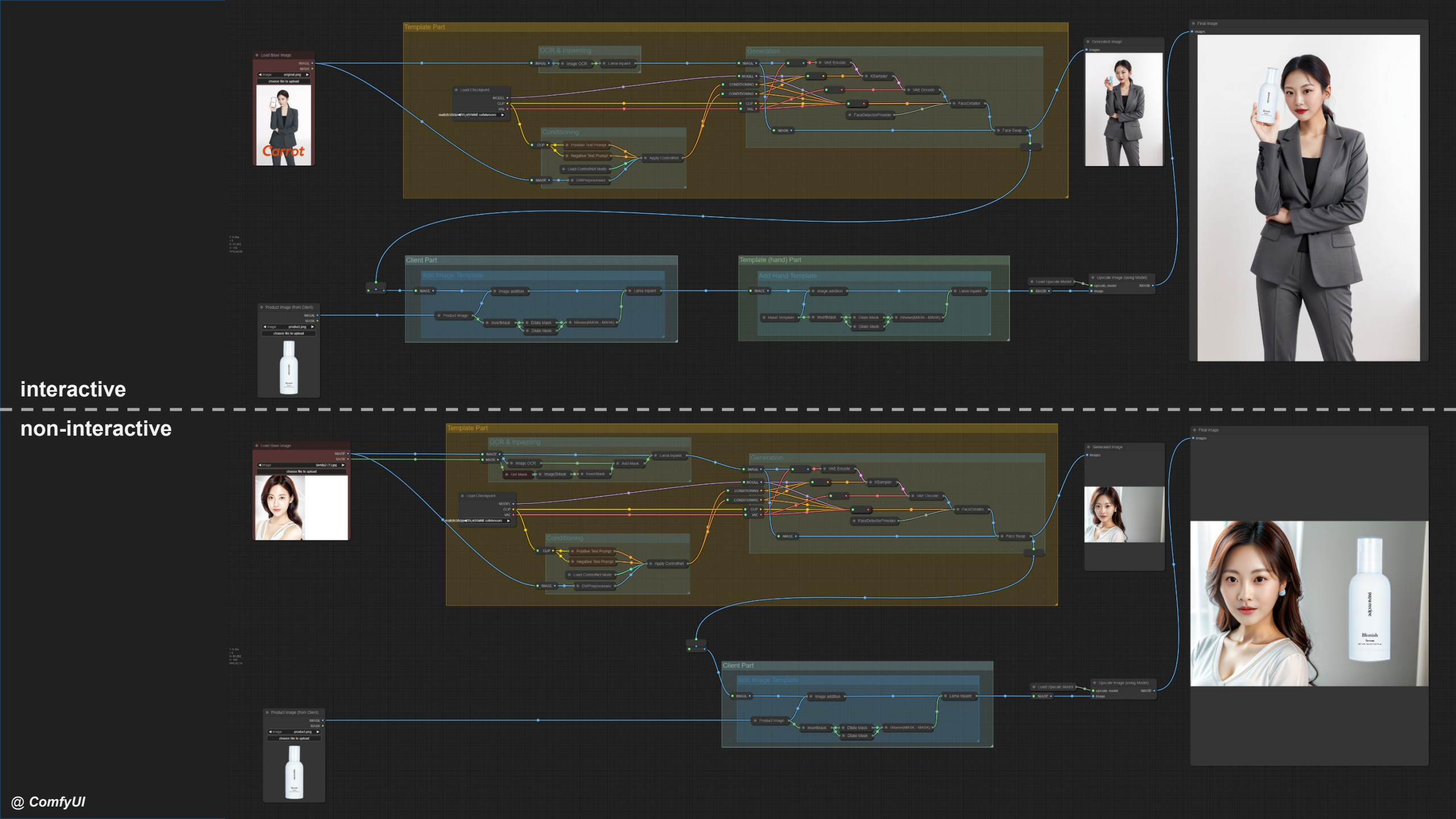
- **Edge based**
- Segment map
- **Depth map**
- **Skeleton**
- **Grid**
- Reference

각 기능들은 ComfyUI web app에서 사용할 수 있는 node 형태로 개발 & 배포

- 각 기능(node)들을 drag & drop 으로 연결할 수 있어 수정 및 개발이 용이
- 작업물을 json 형태로 import & export할 수 있어서 공유가 용이

Base Image	w/o ControlNet	w/ ControlNet
		




interactive
non-interactive
Template Part
OCR & Inpainting
Generation
Conditioning
Client Part
Add Image Template
Template (hand) Part
Add Hand Template
Load Base Image
Product Image (from Client)
Generated Image
Final Image
Load Checkpoint
Positive Text Prompt
Negative Text Prompt
Load ControlNet Mode
DWPreprocessor
Apply ControlNet
Image OCR
Lama Inpaint
VAE Encode
KSampler
VAE Decode
FaceDetailer
FaceDetectorProvider
Face Swap
Image addition
Product Image
InvertMask
Dilate Mask
Hand Template
Load Upscale Model
Upscale Image (using Model)
Carrot
Blemish

@ ComfyUI

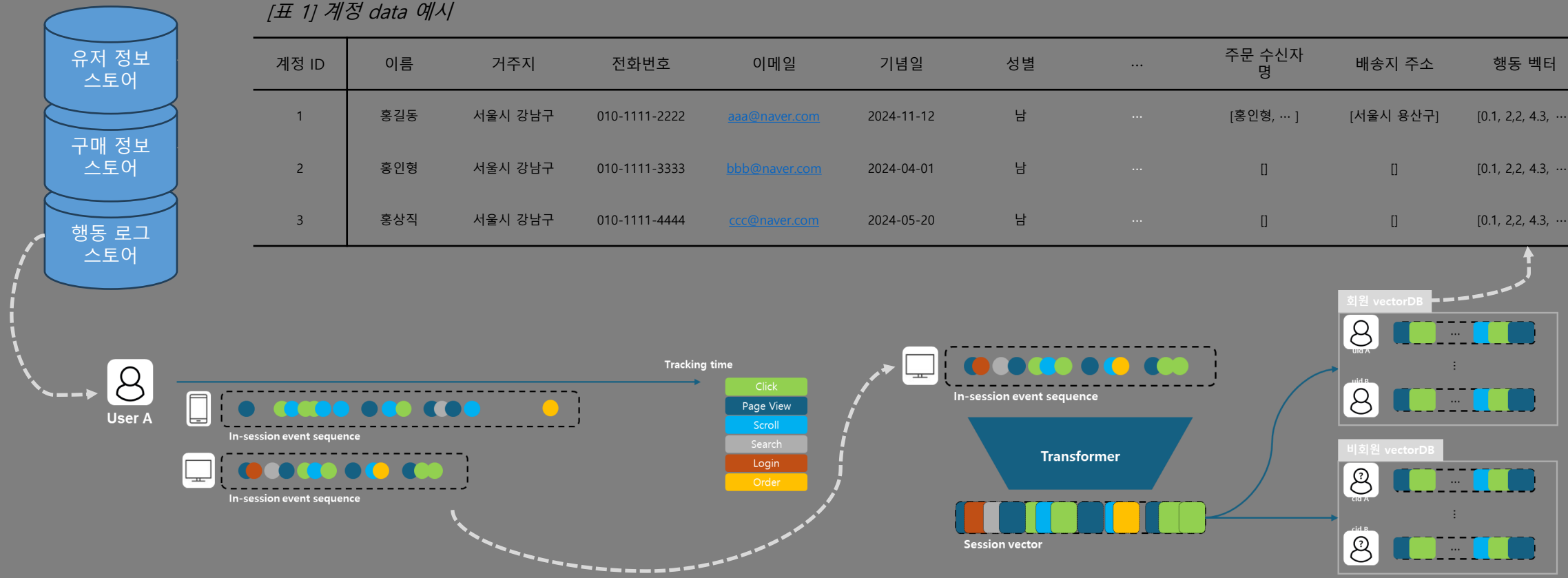
CDP : User Match

고객 데이터 플랫폼 구축을 위한 data matching 시스템 설계

데이터 예시

[표 1] 계정 data 예시

계정 ID	이름	거주지	전화번호	이메일	기념일	성별	…	주문 수신자 명	배송지 주소	행동 벡터
1	홍길동	서울시 강남구	010-1111-2222	aaa@naver.com	2024-11-12	남	…	[홍인형, …]	[서울시 용산구]	[0.1, 2,2, 4.3, …]
2	홍인형	서울시 강남구	010-1111-3333	bbb@naver.com	2024-04-01	남	…	[]	[]	[0.1, 2,2, 4.3, …]
3	홍상직	서울시 강남구	010-1111-4444	ccc@naver.com	2024-05-20	남	…	[]	[]	[0.1, 2,2, 4.3, …]



CDP : User Match

고객 데이터 플랫폼 구축을 위한 data matching 시스템 설계

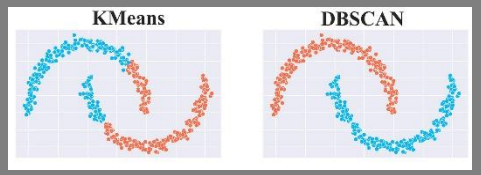
데이터 예시



[표 1] 계정 data 예시

계정 ID	이름	거주지	전화번호	이메일	기념일	성별	…	주문 수신자명	배송지 주소	행동 벡터
1	홍길동	서울시 강남구	010-1111-2222	aaa@naver.com	2024-11-12	남	…	[홍인형, …]	[서울시 용산구]	[0.1, 2,2, 4.3, …]
2	홍인형	서울시 강남구	010-1111-3333	bbb@naver.com	2024-04-01	남	…	[]	[]	[0.1, 2,2, 4.3, …]
3	홍상직	서울시 강남구	010-1111-4444	ccc@naver.com	2024-05-20	남	…	[]	[]	[0.1, 2,2, 4.3, …]

증분형 클러스터링 (DBSCAN) 및 커스텀 거리함수 정의



$$D_{(a,b)} = \sum_{attr} f(a_{attr}, b_{attr})$$

[표 2] 거리 계산 시 요소 별 유사도 계산 함수

	계정 ID	이름	거주지	전화번호	이메일	기념일	성별	…	주문 수신자명	배송지 주소	행동 특징 벡터
일치 시	X	1	2	4	5	0.6	0	…	X	X	X
불일치 시	X	0	0	0	0	-0.6	-10		X	X	X
유사도	X	X	X	X	X	X	X		1개 이상 중복 : 1	1개 이상 중복 : 1.4	코사인 유사도