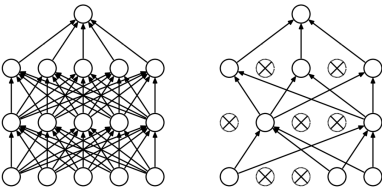
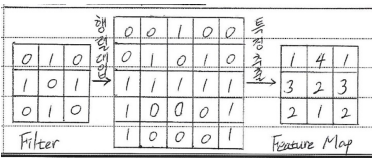

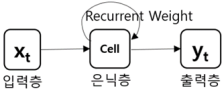
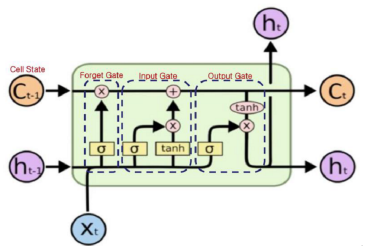
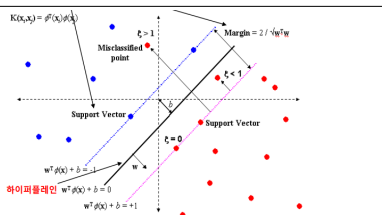
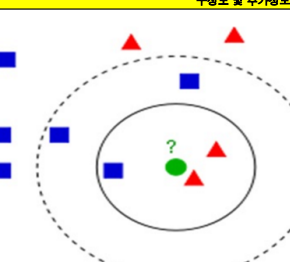
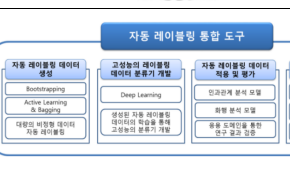
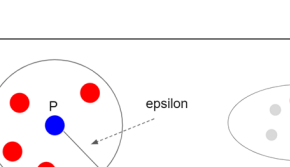

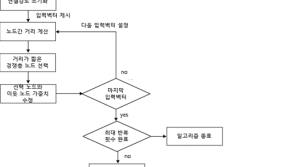
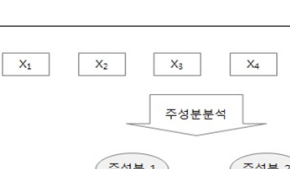
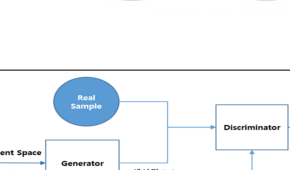
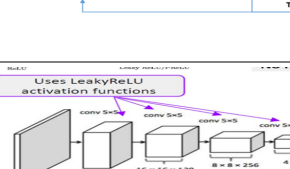

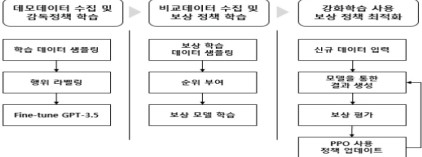


NO	로직	중요로직	키워드, 두름	기분	서브노트	구성도 및 추가정보
1	기계학습분류	감독학습/지도학습 (Supervised Learning)	분류 스케치알 선신	0	<p>훈련데이터(Training Data)로부터 하나의 학습을 유추해내기 위한 기계학습(Machine Learning)의 한 방법 ex)고양이와 외 모습에 대한 특징을 학습시키고 유튜브에서 고양이 영상을 찾는 경우, 스팸메일</p> <p>[알고리즘] -분류(Classification): 주어진 데이터 집합을 정해진 몇개의 클래스로 분류 >SVM(Support Vector Machines): 경계선 근접데이터 분석(SV) >K-NN(K-Nearest Neighbor): 거리가 먼 속성을 가진 클래스의 할당 >CNN(Convolutional Neural): Convolution, Pooling layer, Fully-connected layer >RNN(Recurrent): 셀에 정보저장, 은닉층 >회귀(Regression): 학습된 데이터를 통해 주어진 입력에 대한 출력을 예측하는 방식 >신경망분석: 종속변수와 관계이상의 독립변수 관계 모델링 >신경망(Neural networks) 분석</p> <p>[평가] -교차검증(Cross Validation) -정밀도(Precision)와 재현율(Recall) 측정</p>	
2	기계학습분류	무감독학습	군속 인디펜스 피카 적간	0	<p>입력값에 대한 목표치가 주어지지 않는 기계학습</p> <p>[군집화] Clustering -K-means: n개의 데이터를 K개의 군집으로 분류하기 위해 거리 기반 반복 계산 >중심점이 변하지 않을때까지 계속 반복, K개수설정>초기중심점, 군집, 중심재설정, 재할당, 반복 -DBSCAN: 중심이동, 밀도기반 군집화, 밀도 -EM Clustering: 정규분포 기반 E-Step, M-Step 반복 군집화, 최적파라미터 찾기 -SOM: 자기조직학습, 차원축소, 클러스터링 동시수행</p> <p>[차원축소] Reduce Dimension -PCA(Principal Component Analysis): 주성분분석, 3차원 > 2차원 -ICA(Independent Component Analysis): 주어진 특징에서 새로운 특징 추출</p> <p>[적대적 학습] -GAN: 생성자(Generator)와 판별자(Discriminator)가 서로 경쟁하는 과정을 통해 정보를 학습 -DCGAN: Deep Convolutional GAN</p>	
3	기계학습분류	강화학습 (Reinforcement Learning)	Reward, 의사결정 유입 역강화 학습	0	<p>어떤 환경에서 정의된 에이전트가 현재의 상태를 인식하여, 선택 가능한 행동들 중 보상을 최대화하는 행동 혹은 행동 순서를 선택</p> <p>[특징] -Reward -순차적의사결정: 관측순서에 따른 영향</p> <p>[알고리즘] -Q-Learning: state/action > Q Table > Q-Value(Reward) -Deep Q-Learning: state > Q Network(신경망) > 여러개 Q Value</p> <p>[역강화학습(Inverse Reinforcement Learning)] -보상함수를 구하는 학습: 최적 선택을 할 경우를 감안하여 계산 -보상함수구현 어려움: 실제계에서 특정 모델에 대한 보상 함수를 구하는 것은 매우 복잡한 문제 -보상함수다중속성: 보상 함수는 단일 속성이 아닌 다중속성으로 구성되는 경우가 대부분 -미지보상추가고려: 보상 함수를 정의할 때 미지의 보상 속성까지 추가적으로 고려</p>	
4	지도학습	딥러닝	다층신경망구조 심다층	0	<p>다량의 레이블이 없는 원데이터로부터 데이터 부분들의 관계를 통해 레이블을 자동으로 생성하여 지도학습에 이용하는 학습 방법</p> <p>-컴퓨터가 마치 사람처럼 스스로 학습할 수 있는 인공지능 기술 -고양이를 알려주지 않고 고양이들 분류해냄</p> <p>[특징] -미지도학습기반 전처리기술발전: 군집화기반, 노이즈 감소 -CNN전화(가중치, 편향, Dropout), RNN전화(음성인식, 자연어), 하드웨어개선(GPU)</p> <p>[알고리즘] -DNN(심층신경망): 여러개의 히든레이어(다층 퍼셉트론) -CNN(순환신경망): 대미 + 차원축소 -RNN(순환신경망): 신경망 연결에 순환구조, 히든레이어를 저장 후 이용</p>	
5	지도학습 - 신 경망분석	퍼셉트론(Perceptron)	단층다층, 신경망분석 입출력을 명시할게	0	<p>인간의 신경망과 유사하게 만든 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 퍼셉트론 학습 능력을 가진 신경망 모델</p> <p>[유형] -단층퍼셉트론: AND, OR, NAND -다층퍼셉트론: XOR처리 가능, 은닉층추가, bias(편향)</p> <p>[구성요소] -입력Layer: 기초데이터입력 ->가중치, Bias(편향), Net Input Function(가중치 입력값 곱), 활성화 함수, Critical Point(활성화 최소값) -출력Layer: 출력값</p> <p>[활성화함수] 일정 범위값 변환 전달, 단조 증가 함수 -단층함수: $f(x) = x$, 선형출력 -시그모이드함수: $y = 1 / (1 + e^{-x})$, 0과 1사이, 0.5기준 -ReLU함수: $\text{ReLU}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$, 0보다 크면 x -계단함수: $\text{NET} = \begin{cases} 1 & \text{if NET} \geq T \\ 0 & \text{if NET} < T \end{cases}$, 기준값 T기준 0 아니면 1 -tanh 함수: -1과 1사이 값을 생성</p>	
6	지도학습 - 신 경망분석	파라미터/하이퍼 파라미터	파라미터 설정 하위정확도 메트릭	0	<p>[파라미터(Parameter)] 모델이 학습으로 결정 -목적: 최적모델링을 위한 수반 -종류: 인공지능알고리즘, SVM의 SV, 신경회로에서 결정계수 -조정가능</p> <p>[하이퍼파라미터(Hyperparameter)] 사용자, 휴리스틱 기반 결정 -목적: 모델링 최적화 파라미터 도출 -종류: 학습률, 경사하강법 반복횟수, 활성화 함수 -조정가능</p> <p>[하이퍼파라미터의 튜닝 방법] Manual Search -휴리스틱 조합(직관), 탐색의 단순성(도출한 조합 중 최적) Grid Search -모든 조합 탐색, 시행착오 한계(전수탐색한계) Random Search -랜덤샘플링(범위내 무작위 반복), 탐색 범위 부여(최대최소) Bayesian Optimization -관측데이터 기반 F(x)추정(Bayes 정리활용), Acquisition Function(학습 기반 입력 후보추출)</p>	
7	지도학습 - 신 경망분석	활성화 함수	함시할게 맞소	0	<p>[활성화함수] 일정 범위값 변환 전달, 단조 증가 함수 -항등함수: $f(x) = x$, 선형출력 -시그모이드함수: $y = 1 / (1 + e^{-x})$, 0과 1사이, 0.5기준 -ReLU함수: $\text{ReLU}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ x & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$, 0보다 크면 x -계단함수: $\text{NET} = \begin{cases} 1 & \text{if NET} \geq T \\ 0 & \text{if NET} < T \end{cases}$, 기준값 T기준 0 아니면 1 -tanh 함수: -1과 1사이 값을 생성</p> <p>[원핫인코딩과 소프트맥스] -원핫인코딩: 원데이터를 수치화 데이터로 변경, 원핫 인코딩(One-hot Encoding) >피치값의 유무에 따라서 새로운 고유값 추가, 해당하는 원본 1로 처리 >색상값 수치화, 수학적 최소벡터 >차원의 저주문제: 차원이 증가할수록 학습데이터 줄어듦 성능 떨어짐 -출력층에서 정규화(0-1로 처리)처리 소프트맥스 >0-1사이의 실수, 확률값 >출력의 총합은 항상 1</p>	
8	지도학습 - 신 경망분석	경사 하강법 (Gradient decent)	확배미	0	<p>학습의 기울기(경사)를 구하여 기울기가 낮은 쪽으로 계속 이동시켜 극 값에 이를 때까지 반복시키는 1차 근사값 발견을 위한 최적화 알고리즘</p> <p>[구성요소] +데이터 -Initial Weight: 초기가중치 -Gradient: 기울기(경사) -Global Cost Minimum: 최저값 -Stop Condition: 학습완료조건</p> <p>+알고리즘 -확률적 경사하강법 (Stochastic Gradient Descent): 하강변화성함 >랜덤하게 하강, 데이터학습시마다 경사, 지역최저점 빠질수 있음 -배치 경사하강법 (Batch Gradient Descent) >하나의 배치로 묶어서 하강, 전체데이터 학습후 하강, 수렴이 안정적 -미니배치 경사하강법 (Mini-Batch Gradient Descent) >전체 배치를 사이즈(사용자임의)로 나누고, 각 배치로 학습, BGD보다 적은 계산</p> <p>*Local Maximum/Minimum & Global Maximum/Minimum 문제 -local minimum문제 대응 위해 initial point 를 다양하게 변경하여 global minimum 찾을 -Gradient Decent는 MLP(Multi Layer Perceptron) 적용시, 학습 layer가 깊어질수록 기울기가 소멸, 학습 효과가 사라지는 Gradient Vanishing Problem 발생</p>	<p>$\Delta w = -\eta \Delta J(w)$ (η : learning rate, $\Delta J(w)$: 집선의 기울기)</p>
9	지도학습 - 신 경망분석	기울기소실 문제 (Vanishing Gradient Problem)	원가 학습가 기가배	0	<p>MLP에서 Hidden Layer의 하단에서는 학습 layer가 깊어질수록 기울기가 소멸, 학습 효과가 사라지는</p> <p>[원인] -활성화함수(시그모이드사유): 소실(0 또는 1에 수렴) / 폭주(임계값을 넘어간 기울기) -가중치축면(가중치영향): 역전파중 가중치폭주 / 모델에적합하지 않는 가중치</p> <p>[해결방법] -학습도움 >메모리기반 LSTM활용: Long Short-Term Memory 통한 장기 의존성 문제 해결, Forget Gate >사전학습기반 DBN(Deep Belief Network)활용: 심층신경망, Pre-Training 수행, 예측값 정 확성 개선 -활성함수개선 >미분값보존 ReLU함수 활용 >음의 값 활용, Leaky ReLU사용 >은닉층에서 시그모이드 함수 지양 -가중치축면 >기울기자름(Gradient Clipping): 임계값 넘지 않도록 >가중치 초기화: 모델의 복잡한 가중치 적용 >배치정규화: 입력을 평균과 분산으로 정규화</p>	

NO	로직	중요로직	키워드, 두음	기본	서브노트	구성도 및 추가정보
10	지도학습 - 신 경망분석	과적합(overfitting)문제	학류분대폭 축소드감분	0	<p>과적합(overfitting)문제: 감독학습(Supervised Learning)에서 과거의 학습데이터에 대해서는 잘 예측하지만 새로 들어온 데이터에 대해서 성능이 떨어져서 일반화가 어려운 문제</p> <p>[발생원인]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 지나친 학습: Overtraining - 지나친 튜닝: Over-fitting due to Noise - 분류문제: 범주 별 데이터셋을 잘 분류하지 못한 경우 - 데이터 부족: Over-fitting due to Insufficient example - 복잡한 모형: unnecessarily complex model <p>[해결방법]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 차원 축소: PCA(Principal Component Analysis): 주성분분석, 3차원 > 2차원 - Regularization(제약): 정규화: 추가 패널티 부여, 출력층사용 - DropOut: 특정 은닉층 제거 또는, 데이터 0으로 만들어 누락 - 감소: 모수(parameter)의 수 감소, 은닉층 감소 - 분석/검증: 앙상블(Cross Validation) 	Overfitting and Underfitting
11	지도학습 - 신 경망분석	드림아웃	Back Propagation, Overfitting 피해시와 일반화역제	0	<p>심층신경망 학습을 위해 오류역전파(Back Propagation) 수행 시, 과적합(Overfitting)문제를 해결하기 위해 은닉층의 일부 노드를 무작위로 비활성화 하는 기법</p> <p>[유형] 피해시하</p> <ul style="list-style-type: none"> - Feed Forward : 은닉 초기 입력노드 대상 - Back Propagation: 은닉 출력 노드 대상 - 시간/공간: 드림아웃 시간/공간적 연관성 고려 - Hybrid: Feed + Back, 입력+출력 <p>[작동원리] 일반화역제</p> <ul style="list-style-type: none"> - DropoutRate: 입력, 피라미터 입력, 0.5일시 50%남임 - 노드 비활성화: 은닉층 원리노드 선택에 확률기초 비활성 - 신경망 학습: 비활성화 상태 학습 - 오류역전파: 비활성화 반복하여 학습수행 - 테스트: 비활성화 복귀하여 테스트 <p>[효과]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 모델 복잡도 내림, 동조현상 회피(중복치리), 앙상블효과 - 과적합방지 <p>[고려사항]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 속도지연: 무작위 제거발생, Batch Normalization을 통한 드림아웃 대체 - 가중치활용: 에러역전달 데이터 미움, 가중치값을 드림되지 않는 노드에 추가적용 	
12	지도학습 - 분 류 (Classification)	CNN	CPF RDB	0	<p>데이터의 대미를 높여서 특징 추출 분력</p> <p>[특징방식]</p> <ul style="list-style-type: none"> - Convolution Layer를 통한 특징(feature) 추출 - Pooling Layer를 통한 차원 축소 - Fully Connected Layer를 통한 최종 분류 <p>[Layer 구성]</p> <ul style="list-style-type: none"> - Convolution Layer -> 합성곱(Convolution) 연산을 통해 Feature를 추출하는 레이어 - Pooling Layer -> Sub Sampling을 통한 차원의 축소 - Fully Connected Layer -> Convolution, Pooling 처리결과 <p>[성능 개선]</p> <ul style="list-style-type: none"> - ReLU: 0-1 활성화 함수, 기울기소실 해결 - Dropout: 인공 신경망의 Overfitting 방지 위해 특정 뉴런 비활성화 학습 수행 - BigData: 과적합(Overfitting) 문제 해결, 여러 데이터의 경험 누적 	
13	지도학습 - 분 류 (Classification)	Pooling Layer	입영언이반결 평리흔확	0	<p>Convolution Layer에서 출력 데이터를 입력으로 받아서 Sub-Sampling을 통해 출력 데이터 (Activation Map)의 크기를 줄이거나 특정 데이터를 강조하는 레이어</p> <p>[특징]</p> <ul style="list-style-type: none"> -> 필터(필터)를 사용하여 입력 데이터를 처리하여 Feature Map을 생성 -> Pooling 연산: Pooling Average, Max -> Pooling 영역 이동: Stride 값 만큼 window를 이동해 Pooling 영역을 재설정 -> 반복: 2 ~ 4를 반복해 채널 별 Activation 출력값 생성 -> 결과 출력: 채널별로 생성된 Activation을 FC Layer의 입력으로 출력 <p>[유형]</p> <ul style="list-style-type: none"> - Average: 평균, 특징이 약함, 결과가 안좋음 - Max: 특징이 강하지만 overfitting 되기 쉬움 -> 약점 보완하기 위해 두 기법 응용 -> Mix: 랜덤하고 평균/최대 반복 -> Stochastic: 임의적 선택 	
14	지도학습 - 분 류 (Classification)	RNN (Recurrent Neural Networks)	순환구조 셀리역시	0	<p>내부에 순환 구조를 가진 입력과 출력을 시퀀스 단위로 처리하고 BPTT(Backpropagation Through Time) 이용하는 인공 신경망 모델</p> <p>[특징]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 유닛간의 연결이 Directed Cycle을 형성해 자신을 가리키며 Recurrent Weight를 포함 - 입력/출력을 시퀀스 단위로 처리하는 신경망 알고리즘 - Cell: 이전 값을 기억하는 메모리 역할 - 은닉층: 처리 후 출력보내고 다시 가중치 값으로 사용 <p>[학습형태]</p> <ul style="list-style-type: none"> - Cell 저장: 이전값을 기억함 - Recurrent Weight: 반복가중치 구조 - BPTT: 오류역전파, 모든 시점에 대한 가중치 공유함, 기울기소실 LSTM으로 개선 - Sequential Data: 시계열의 내용과 함께 문맥 이해, 길어질수록 전달 한계 발생 <p>[역전파 + 시간, LSTM개신]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 기존의 역전파 방식에 시간이 추가되어 BPTT(Backpropagation Through Time)이라는 변형된 학습 방법을 이용 - 다만, 역전파의 거리가 늘어나면 gradient 값이 폭증하거나 사라지는 현상이 발생하는 문제점이 발생(이를 개선한 구조가 LSTM과 GRU임) <p>[구조] 입력 > 은닉 > 출력</p> <ul style="list-style-type: none"> - one to one - 기본 NN 구조 - one to many - 이미지 캡션 (이미지 -> 문장) - many to one - 감정분류 (문장 -> 호/불호) - many to many - 기계번역 (문장 -> 문장), 비디오 캡션 (비디오 -> 문장) 	
15	지도학습 - 분 류 (Classification)	LSTM (Long Short Term Memory)	정연 계열퍼모	0	<p>RNN의 Hidden Layer를 Input Gate, Output Gate, Forget Gate 라는 세가지 게이트를 이용 하여 장기 의존성 문제를 해결한 알고리즘</p> <p>[특징]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 단일 뉴런 네트워크 레이어 - 4개의 상호작용 가능한 GATE 구조 <p>[구성요소]</p> <ul style="list-style-type: none"> - Forget Gate: Cell State에 정보 추가/삭제 - Input Gate: 새로운 정보를 cell state에 저장할지 결정, tanh함수 사용 - Memory Update: 과거 시점에 셀 상태 갱신 - Output Gate: 최종출력값을 결정, cell state를 tanh 함수를 거쳐 -1과 1사이 값을 생성 <p>[GRU] Gated Recurrent Unit</p> <ul style="list-style-type: none"> - LSTM과 같은 구조 - Gate 2개(update, reset), 빠른 	
16	지도학습 - 분 류 (Classification)	서포트 벡터 머신 SVM(Support Vector Machine)	하서마스 컷트하소	0	<p>학습데이터를 두 개의 클래스로 나누는데 Margin을 최대로 하는 결정적선을 찾는 분류 (classifier) 알고리즘</p> <p>[구성요소] 하서마스</p> <ul style="list-style-type: none"> - 초평면(Hyperplane): 클래스를 구분하는 면(선/곡선), 분류, 회귀분석 - Support Vector: 학습 데이터 중에서 분류 경계에 가장 가까운 곳에 위치한 데이터 - Margin: 학습 데이터 중에서 분류 경계에 가장 가까운 데이터로부터 분류 경계까지의 거리 - Slack Variables: 여유변수, 신경분류를 위해 허용하는 오차변수, Soft Margin SVM사용 <p>[기본요소] 커널핵심</p> <ul style="list-style-type: none"> - 커널함수: 비선형데이터를 3차원공간으로 변환하여 경계면 찾기(2차원>3차원) - 커널트릭: 커널함수 사용자 연산부하를 해결하는 기법 - 하드 마진 SVM(Hard Margin SVM): 오분류 허용안함, 경계오류 발생함수 있음 - 소프트 마진 SVM(Soft Margin SVM): 오분류 허용, 하드마진 적용 어려움으로 주로 이용 - Support Vector Machine 은 선형으로 분리 가능한지 불가능한지 따라 적용하는 방식이 다름 <p>[회귀 분석]</p> <ul style="list-style-type: none"> - 하서마스 컷트하소는 종속변수에 대한 영향의 추정을 할 수 있는 통계기법 - regression analysis 	

번호	목표	종목	키워드, 두들	기분	서비스	구성도 및 추가정보
17	지도학습 - 분류 (Classification)	KNN (K-Nearest Neighbor)	다유계단 평가라다 유마크	0	Sample에 주어진 x에서 가장 가까운 k개의 원소가 많이 속하는 class로 x를 분류하는 비모수적 분류 알고리즘 [특징] 다유계단계 -최고인접 다수결: 기존 데이터 중 가장 유사한 k개의 데이터를 측정하여 분류 -유사도(거리)기반: 유사도(인접 거리, 미칠라노비스의 거리, 코사인 유사도 활용) -Lazy Learning기법: 새로운 입력 값이 들어온 후 분석식, 모델만들지 않음. -단순유연성: 모양이 단순하며 파라미터의 개수가 거의 없음 -NN(Nearest Neighbors) 개선 >KNN은 가장 근접한 k개의 데이터에 대한 다수결 내지 가중평균 방식으로 분류 >가장 유사한 Instance를 찾아서 그와 같은 class에 일방적으로 분류, 학습 데이터 성능 극대화 [추출방식] 평가라다 ①새로운 fingerprint 입력(물음표, 동그라미) 확인 ②거리기반 k개 데이터를 training set에서 추출 ③유출데이터들의 클래스라 및 label 확인 ④다수결(Majority Voting)에 의한 클래스라 매칭 [거리기반알고리즘] 유마크 -유클리디안거리: 점과 점간 최단거리 -마일라노비스의 거리: 두 유출데이터를 판별하는 문제에서 두 점간 사이의 거리 -코사인 유사도: 코사사용 측정된 벡터간 유사한 정도 [장단점] 간단하고 효율적, 성능지원 필요 -장점: 효율성/결과일관성/간단한학습/유연한환경/모델의 유연성/높은 정확도 -단점: 성능가변성/높은 자료요구량/고비용/공간에측 부정확/거리기준 복잡성/노이즈에 약함	
18	비지도학습	데이터 레이블링 (Data Labeling)	네할프르크 생분광판		기계학습 분야에서, 머신러닝이나 딥러닝 모델링 작업 전에 학습 데이터에 특정 값을 부여 해주는 작업 [정의] 네할프르크 -내부 라벨링: 내부 자체 라벨링, 대규모 조직 적합, 리소스부족 -합성 라벨링: 레이블링 프로젝트 생성, 비용이슈 -프로그래밍 방식의 라벨링: 자동화 처리, QA 기술이슈 -아웃소싱: 라벨 전문 그룹 위탁, 고질적 라벨, 비용이슈 -크라우드 소싱: 빠르고 비용절감, 품질 이슈 [레이블링 자동화] 생분광판 -자동레이블링 데이터 생성: 부트스트래핑, 배정, 대량의 비정형데이터 레이블링 -고성능 레이블링 데이터 분류: 딥러닝, 레이블링 고성능 분류 -레이블링 데이터 적용 및 평가: 인과 관계 분석, 응용 도메인을 통한 결과 검증 -유지 및 관리: 데이터 적재, 관리 및 시각화, 품질검수 [특징] -품질: 음성인식 라벨링(대화내용 받아 적기) -이미지: 시각인식 라벨링(이미지, CCTV) -텍스트: 텍스트 라벨링(서적) [장단점] ① Epsilon: 중심으로부터 거리 ② Core Point: ε(Epsilon)이내에 데이터가 m개 이상 존재하는 포인트, 군집의 중심 ③ Border Point: 군집에 속하는 데이터 ④ Connected: core point 와 core point가 방금내에 겹칠 경우 ⑤ Noise Point: 어떤 점의 중심으로도 조건을 만족시키지 못하는 데이터 [특징방식] ① Epsilon: 설정: 두 인스턴스 최대 허용 거리 ② minPts 설정: Epsilon내 인스턴스의 최소 개수 ③ Core point 분류 ④ Border Point 분류	
19	비지도학습	DBSCAN (밀도 기반 클러스터링)	에코보코노 에민코보	0	임의의 클러스터 중심을 이동시키며 중심으로부터 정해진 반경 내에 최소 데이터 포인트 개수를 확인하여 밀도 기반으로 군집화를 수행하는 알고리즘 [특징] -비지도학습: K-Means와 같이 클러스터(군집) 수를 미리 정하지 않아도 됨 -밀도인접: 밀도에 따라 클러스터를 연결, 기하학적 모양을 가지는 군집도 찾을 수 있음 -Noise Point: Noise Point를 통해 Outlier 검출 가능 [구성요소] 에코보코노 -Epsilon: 중심으로부터 거리 -Core Point: ε(Epsilon)이내에 데이터가 m개 이상 존재하는 포인트, 군집의 중심 -Border Point: 군집에 속하는 데이터 -Connected: core point 와 core point가 방금내에 겹칠 경우 -Noise Point: 어떤 점의 중심으로도 조건을 만족시키지 못하는 데이터 [특징방식] ① Epsilon: 설정: 두 인스턴스 최대 허용 거리 ② minPts 설정: Epsilon내 인스턴스의 최소 개수 ③ Core point 분류 ④ Border Point 분류	
20	비지도학습	K-Means	거리기반, KCentroid	0	n개의 데이터를 k개의 군집으로 분류하기 위해 거리 기반으로 반복적으로 계산해 나가는 Clustering 알고리즘 [구성요소] -K값: 클러스터링하여 묶을 클러스터의 개수 -Centroid: 클러스터링 중심점 [장단점] -간단해서 빠름, 대용량 적합, 다양성 -가중치 정의 어려움, 초기클러스터링 어려움, 결과나눔 [특징] -차원축소(dimensionality reduction)와 군집화(clustering)를 동시에 수행 -대표데이터의 시각화질의 학습 과정을 모델화한 인공지능형 알고리즘 [특징] -차원축소: Dimensionality Reduction -군집화: Clustering -승차특성: 반복을 통해서 입력 가중치와 유사하게 선택됨 -배분속도: 전방으로 전달해서 즉시 분석, 실시간 학습 가능 [특징방식] -초기화: 초기화, 임의, 가중치, 경쟁중, 노드, 출력중 -입력층(input layer): 입력 벡터를 입력받는 층 -가중치(weight): 입력 값의 연결강도 -경쟁중(competitive layer): 가까운 거리 입력벡터 선택, 반복처리 -노드(node): 경쟁층에서 입력 벡터 유사성에 의해 모이는 영역 -클러스터링(clustering): 데이터의 유사성 기초 분류법 [특징] -입력층: 연결강도 초기화 -경쟁중: 노드간거리계산 > 평균노드선 > 이웃간가중치수정 > 미지입력까지 반복 -확인: 미지 입력 > 최대수치 반복 > 학습종료조건 다시(노드간거리계산)	
21	비지도학습	자기조직화지도 (Self-Organizing Map)	입가늘노를 개선수만		차원축소(dimensionality reduction)와 군집화(clustering)를 동시에 수행 대표데이터의 시각화질의 학습 과정을 모델화한 인공지능형 알고리즘 [특징] -차원축소: Dimensionality Reduction -군집화: Clustering -승차특성: 반복을 통해서 입력 가중치와 유사하게 선택됨 -배분속도: 전방으로 전달해서 즉시 분석, 실시간 학습 가능 [특징방식] -초기화: 초기화, 임의, 가중치, 경쟁중, 노드, 출력중 -입력층(input layer): 입력 벡터를 입력받는 층 -가중치(weight): 입력 값의 연결강도 -경쟁중(competitive layer): 가까운 거리 입력벡터 선택, 반복처리 -노드(node): 경쟁층에서 입력 벡터 유사성에 의해 모이는 영역 -클러스터링(clustering): 데이터의 유사성 기초 분류법 [특징] -입력층: 연결강도 초기화 -경쟁중: 노드간거리계산 > 평균노드선 > 이웃간가중치수정 > 미지입력까지 반복 -확인: 미지 입력 > 최대수치 반복 > 학습종료조건 다시(노드간거리계산)	
22	비지도학습 - 잠재변수 모델	PCA(주성분분석) (Principal Component Analysis)	전공고루 공행복상 피카를 다		고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 환원시키는 기법 선형 변환이 없는 저차원공간(주성분)의 표현으로 변환 [특징] 전공고루 1. 데이터 전처리: 데이터 정규화 수행 2. 공분산행렬 계산: 평균값, 편차를 통한 공분산 계산 3. 고유값, 고유벡터 계산: 공분산행렬 문제를 통한 고유값, 고유벡터 계산 4. 데이터 투영: 저차원 데이터 투영 [기술요소] 공행복상 -공분산: x, y의 흠어진 정도가 얼마나 서로 상관관계를 가지고 흠어졌는지를 나타냄. >서로 상관관계가 없을 경우 공분산은 0. -공분산 행렬: 데이터 좌표성분들 사이의 공분산 값을 원소로 하는 행렬 -Eigen Vector(고유벡터): 행렬 A를 선형변환한 결과가 자기 자신의 상수배가 되게 하는 벡터 -Eigen Value(고유상수): 행렬 A를 선형변환한 결과가 자기 자신의 상수배가 되게 하는 값 [특징방식] 피카를 다 PCA FLDA -PCA(Principal Component Analysis): 주성분분석, 3차원 > 2차원 -ICA(Independent Component Analysis): 주어진 특징에서 새로운 특징 추출 -FDA(Fisher Discriminant Analysis): 국부적인 특징 추출 및 분류화 -LDA(Linear Discriminant Analysis): 데이터를 축소해서 최적화	
23	비지도학습 - 잠재변수 모델	GAN (Generative Adversarial Network)	제디파트 편전봉	0	생성자(Generator)와 판별자(Discriminator)가 서로 경쟁(리대적)하는 과정을 통해 정보를 학습하는 대표적 비지도학습 [특징] -적대적모델: 2개 모델을 통한, 새로운 학습을 만드는 프레임워크 -Min-Max문제: 한쪽은 속이고, 한쪽은 구분하는 싸움을 놓이는 과정 [구성요소] -Generator: Zero-Mean Gaussian 노이즈 기반 Fake Sample 생성 -Discriminator: Real Sample과 Fake Sample 구분, 각 확률 Estimate -Fine Tune Training: Generator, Discriminator 학습 오차 보정 -Training Data: 학습데이터 [GAN특징] -성능평가: Generator와 Discriminator 성능차이, DCGAN활용 -모드전등: 속고 속이는 학습만 진행, 학습 기록 사용 -모드분류: Generator가 Discriminator를 속이는것만 집중	
24	비지도학습 - 잠재변수 모델	DCGAN (Deep Convolutional GAN)	컨네콜을 RLT	0	GAN의 Fully Connected Layer를 제거하고 Convolution Layer와 배치정규화 구조를 사용하여 안정적인 학습이 가능한 알고리즘 -Convolution 적용, Pooling 적용 X [구성요소] -네트워크구조 >Convolution: Filter > Feature Map >배치정규화: 활성화 함수 값의 정규분포화(평균 0, 분산 1), 기울기감소 해결 >Fully-connected hidden layers 삭제 >Pooling Layer 사용안함 -활성화 함수 >ReLU(Rectified Linear Unit): 생성자중 사용 >Tanh: 출력층 사용 >Leaky ReLU: 판별자중 사용, 음수 ReLU [장단점] ① value table Q 초기화 ②장학 기반 Action 선택/수행 ③새로운 상태 및 보상 관찰 ④다음상태 최대보상 업데이트 ⑤새로운 상태 설정, 반복수행 [장단점] -Deep Q-Learning: 기존 Q-러닝에서 O레이블을 딥러닝 CNN으로 변경한 것임 -Markov Chain: 마르코프 체인 (특정 미래 상태의 확률은 오직 과거의 상태에 의존)	
25	강화학습	Q-러닝	Model Free, Q 모델류 희미 반제 대근 초적관입만	0	Q-Learning은 Model이 없이(Model-Free) 학습하는 강화학습 알고리즘 [특징] -강화학습, Model-Free -Q: 현재 상태에서 취한 행동의 보상에 대한 미래의 보상의 종합적인 품질(Quality) 기대값. [구성요소] -정책: 최대보상(최고 Q값에 따른 액션), 미래보상관함(미래 기대) -편미분정책:정책반복(최적 보상 찾기), 제귀함수(현재최고보상, 미래보상) -Q러닝 테이블 기반(편미분정책 반복), 반복적 근사(반복을 통한 Q러닝) -편미분 기대 방정식은 현재 상태의 가치함수와 다음 상태의 가치함수 사이의 관계 [특징] ① value table Q 초기화 ②장학 기반 Action 선택/수행 ③새로운 상태 및 보상 관찰 ④다음상태 최대보상 업데이트 ⑤새로운 상태 설정, 반복수행 [장단점] -Deep Q-Learning: 기존 Q-러닝에서 O레이블을 딥러닝 CNN으로 변경한 것임 -Markov Chain: 마르코프 체인 (특정 미래 상태의 확률은 오직 과거의 상태에 의존)	

	목표	종료역	키워드, 두들	기분	서비스노트	구성도 및 추가정보													
26	모델평가	혼동 행렬 (Confusion Matrix)	혼동 행렬	0	<p>장착된 예측, 분석을 파악하기 위해 예측 값과 실제값의 일치 여부를 행렬로 분류하는 모델 평가 기법</p> <p>[혼동행렬]</p> <ul style="list-style-type: none">-정답- True Positive(TP): 실제 값이 Positive 이고, 예측 값도 Positive 인 경우- True Negative(TN): 실제 값이 Negative 이고, 예측 값도 Negative 인 경우-오답- False Positive(FP) (1종 오류): 실제 값은 Negative 이나, 예측 값이 Positive 인 경우- False Negative (FN)(2종 오류): 실제 값은 Positive 이나, 예측 값이 Negative 인 경우	<table><tr><th colspan="2" rowspan="2"></th><th colspan="2">실제 정답</th></tr><tr><th>Positive</th><th>Negative</th></tr><tr><th rowspan="2">실험 결과</th><th>Positive</th><td>True Positive</td><td>False Positive (Type 1 Error)</td></tr><tr><th>Negative</th><td>False Negative (Type 2 Error)</td><td>True Negative</td></tr></table>			실제 정답		Positive	Negative	실험 결과	Positive	True Positive	False Positive (Type 1 Error)	Negative	False Negative (Type 2 Error)	True Negative
		실제 정답																	
		Positive	Negative																
실험 결과	Positive	True Positive	False Positive (Type 1 Error)																
	Negative	False Negative (Type 2 Error)	True Negative																
27	모델평가	정밀도(Precision)/재현율(Recall)	정재정	0	<p>[정밀도-Precision] TP / TP+FP</p> <ul style="list-style-type: none">- 모델이 True라고 예측한 것 중에서 실제 True인 것의 비율- 정답이 맞는 것을 예측한 경우(TP, FP)에 대한, 정답을 올바르게 예측한 경우(TP)의 비율- 정답이라고 예상했던 것들 중 진짜 정답인 것들의 비율ex) 정보 검색 분야에서 정밀도(precision)는 검색된 문서들 중 관련 있는 문서들의 비율. <p>[재현율-Recall] TP / TP+FN</p> <ul style="list-style-type: none">- 실제 True인 것 중에서 모델이 True라고 예측한 것의 비율- 실제 정답이 맞는 것들에 대해(TP, FN), 정답을 올바르게 예측한 경우(TP)의 비율- 진짜 정답 중에 모델이 정답이라고 예측한 것들의 비율ex)정보 검색 분야에서 재현율(recall)은 관련 있는 문서들 중 실제로 검색된 문서들의 비율 <p>[정확도 Accuracy] Baseline TP+TN / (전체)</p> <ul style="list-style-type: none">- 직관적 모델 성능 지표 <p>[F1 Score] 정밀도 정확도 합반에</p> <ul style="list-style-type: none">-(정밀도 + 정확도) / (정밀도 + 정확도)-높을수록 좋음														
28	파괴적망각	파괴적망각 (Catastrophic Forgetting)	정중중		<p>Single Task(단일 과제) 성능우수, 다른 종류의 Task를 학습하면 이전에 학습했던 Task에 대한 성능이 현저하게 떨어지는 문제(이전 학습망각)</p> <p>[개선알고리즘] 정중중</p> <ul style="list-style-type: none">-정규화: 기존 학습 파라미터 최대한 유지, 평균과 분산-중류(Distillation): 이전파라미터 알맞게 유지, 네트워크전달, 메모리 기반 등-동작구조: Pruning/Masking 기법, Task별 파라미터 지정, 네트워크 지칭, 노드/Layer 추가-현 시점에서는 레이어의 개수가 파괴적 망각에 영향이 크다고 알려져 있어 Drop-Out 방식 효율 적(변수? 동작구조는 추가하는 drop out이 효과적이거나... 많은 쓰자)														
29	기계독해	기계독해 (Machine Reading Comprehension)	질해유답 접촉 지성후		<p>주어진 지문에서 인공지능(AI) 알고리즘이 스스로 문제를 분석하고 질문에 최적화된 답안을 찾아내는 기술</p> <p>[기계독해 과정]</p> <ul style="list-style-type: none">-사용자질문>문서에대한 매트릭스구성>유사도점수부여>답변생성 <p>[검색단계]</p> <ul style="list-style-type: none">-TF-IDF: 어떤 단어가 문서내에서 얼마나 중요하진 여부> Term Frequency-Inverse Document Frequency-TF-IDF 매트릭스구성-BM25 Score: 주어진 쿼리와 문서인관성 행렬 합수 알고리즘 <p>[독해단계]</p> <ul style="list-style-type: none">-도문해: 텍스트를 작은 토큰단위로 나눔-Word Embedding: 단어를 기계가 이해하는 숫자로 변환-Character Embedding: 문자의 구성을 벡터로 생성-Contextual Embedding: 문맥에 따라서 벡터로 생성-Self Attention: 문장 내의 다른 단어를 보고 힌트를 얻어서 현재 단어 반영-Point Network: 결과 출력시 정답에 해당하는 부분 index 출력 네트워크 <p>[기계독해유형] EDM</p> <ul style="list-style-type: none">-Extractive Answer Datasets: 지문에 답변이 존재-Descriptive/Narrative Answer Datasets: 답변문 생성-Multiple-Choice Datasets: 답변 후보군 중 선택 <p>[기계독해평가] 정밀도 재현율 F1</p> <ul style="list-style-type: none">-Exact Match: 정확한샘플/전체샘플-F1 Score: 2*원래F1 / ~ROUGE-L: 재현율 / ~BLEU: 정밀도-HEQ(Human Equivalence Score): 대화식, 신뢰있는답변														
30	ELECTRA	ELECTRA (Efficiently Learning an Encoder that Classifies Token Replacements Accurately)	생성적 GAN, 제디제디		<p>Generator가 문장에서 마스크된 위치에 골수 있는 토큰을 예측하게 하고 Discriminator는 입력 받은 문장이 Generator에 의해 대체되었는지 맞추며 학습하는 모델</p> <ul style="list-style-type: none">-Generator: 데이터 생성, Replace Token 수행-Discriminator: 모든 토큰 진위 판단-Generator Loss: 단문 학습으로 구분할 수 있는 값 생성-Discriminator Loss: 만들어진 정답도 실제와 같다면 답으로 처리 <p>*GAN 과의 차이점은 Generator가 적대적 학습을 하지 않고 생성적으로 학습</p> <ul style="list-style-type: none">*생성 모델이 원본 토큰을 생성하는데 성공, 그 토큰은 'fake'가 아닌 'real'로 간주*시크로이드만 사용(배열, 이진 1이나, 숫자 등) <p>[학습과정]</p> <ul style="list-style-type: none">-Cross Silo: 지역적으로 떨어진 센터, 1~1000-Cross Device: 수 많은 모바일/기기, 10~100이상-동작은 하지만 데이터 접근 불가 <p>[분류]</p> <ul style="list-style-type: none">-수직: 데이터A 데이터B 영역, 수직으로 중첩-수평: 데이터A 데이터B 영역, 수평으로 교차-전야: 교차한 영역 과별 전야 <p>[학습환경]</p> <ul style="list-style-type: none">-Cross Silo: 지역적으로 떨어진 센터, 1~1000-Cross Device: 수 많은 모바일/기기, 10~100이상-동작은 하지만 데이터 접근 불가														
31	시유형	연합학습	중요화전결	0	<p>분산된 환경에서 데이터의 독립적인 공유 없이 많은 로컬서버들이 중앙서버의 지시를 받아 훈련을 수행하는 학습</p> <ul style="list-style-type: none">-정보보유: 분산서버가 데이터를 내부로내지않음-저지연필요없음>결과로 모델만 전송 <p>[절차]</p> <ul style="list-style-type: none">>중앙서버>최적모델전송>Device 자체데이터로 학습>학습된 모델전송>중앙서버에서 Globalization <p>[분류]</p> <ul style="list-style-type: none">-수직: 데이터A 데이터B 영역, 수직으로 중첩-수평: 데이터A 데이터B 영역, 수평으로 교차-전야: 교차한 영역 과별 전야 <p>[학습환경]</p> <ul style="list-style-type: none">-Cross Silo: 지역적으로 떨어진 센터, 1~1000-Cross Device: 수 많은 모바일/기기, 10~100이상-동작은 하지만 데이터 접근 불가														
32	시유형	GNN	AUR		<p>그래프 신경망, 노드와 엣지로 구성된 그래프 형태 적합</p> <p>[구성요소]</p> <ul style="list-style-type: none">-노드: 노드 분류, 노드회귀-엣지: 연결여부, 연결관계-그래프: 그래프분류, 그래프회귀 <p>[학습단계]</p> <ul style="list-style-type: none">-Aggregate: 이웃노드들의 은닉변수 정보 취합-Update: 타겟노드와 엣지 결합된 노드들의 Update-Readout: 모든 노드 은닉변수 결합하여 그래프단위 은닉변수생성														
33	AI공격	적대적공격	오해전후		<ul style="list-style-type: none">-오염공격(Poisoning)>학습데이터 의의적인 데이터 주입>회피공격과는 다르게 학습과정 공격 <p>-회피공격(Evasion)</p> <ul style="list-style-type: none">>입력데이터에 perturbation(작은변화) 추가>모델이 정답을 피하게게 만들 <p>-전도공격(Inversion)</p> <ul style="list-style-type: none">>모델에 쿼리를 계속 던져서 학습데이터 유추 복원 <p>-추출공격(Extraction)</p> <ul style="list-style-type: none">>모델에 쿼리를 던져 모델 자체를 알아냄, 모델복사														
34	학습용데이터	시학습용데이터 비용산정가이드	비적구 설계인제적비		<p>[비용산정 3요소]</p> <ul style="list-style-type: none">-비용산정요소: 비용발생항목, 용량, 인원, 기간, 장소, 장비-적용그룹요소: 최소적용단위, 단위-데이터구축공정: 구축유형(텍스트,이미지,음성,비디오) 구축 프로세스 <p>[비용산정절차] 설계인제적비</p> <ul style="list-style-type: none">-적용절차: 적용요소정의, 불발산정-투입공수산정: 적용요소별 투입공수-적용인건비산정: 투입공수기초 인건비 산정, 수집, 생성, 가공-재경비산정: 적용인건비기초 재경비 산정, 115~120%-최적경비산정: 적용경비산정, 콘텐트구매, 장비, 장소-최종비용산정: 적용인건비 + 재경비 + 최적경비														
35	학습용데이터	메타학습	거모리, 류샷	0	<p>이른것과 모르면것을 학습자적으로 구분하는 메타인자로부터 시작한 개념, 적은양의 데이터로도 스스로 학습하고 문제에 적용하는 학습방식</p> <p>[유형]</p> <ul style="list-style-type: none">-거리기반학습방식: Prototypical Network, Relational Network-모델기반학습방식: Memory이용, RNN-회피학습방식: Model Parameter 회피화 <p>*휴리스틱 학습</p>														
36	학습용데이터	류샷러닝(Few-Shot)	제원류		<p>소량의 데이터로 효과적인 학습을 하는 학습 방식</p> <p>[유형]</p> <ul style="list-style-type: none">-제로샷러닝: 한번도 관측되지 않은 클래스학습, 호랑이>사자>라이거-원샷러닝: 하나의 샘플만 주어진, 한개의 호랑이, 두번째는 맞출-류샷러닝: 클래스별 소수샘플, 적은수의 호랑이, 다들부터 맞출														
37	트랜스포머	트랜스포머	일백일 입다셀할출라 줄리 소	0	<p>라벨링이 필요없는 빠른 AI, CNN, RNN 대체 > 트랜스포머</p> <ul style="list-style-type: none">-라벨링 필요 없음: 라벨링 단산처리-라벨기반: 의미를 찾는 셀프 아텐션 <p>[구성요소]</p> <ul style="list-style-type: none">-Input: Word2Vec / Word Embedding-Encoder/Decoder Block>Self-Attention: 각 단어의 vector간 연관도 점수화, Query, Key, Value 벡터 생성>Multi-Head Attention: 가중치를 두어 다른 조건으로 학습, 더 많은 후보군 제공>Add&Normalization: 추가 및 정규화 <p>>Encoder/Decoder Attention</p> <p>-Output: Linear > Softmax</p> <p>>계산원의 softmax를 적용해 합이 1이 되도록 한다</p> <ul style="list-style-type: none">* NLU의 한계 극복-각 단어들의 query와 key vector 연산을 통해 관계를 유추하여 단어의 거리는 무관-단어들 배열에서사양으로 속속 뚫음														

NO	로빅	중로빅	키워드, 두음	기본	서브노트	구성도 및 추가정보
38	Chat GPT	Chat GPT	감보최	0	GPT-3.5 기반 대화에 최적화된 대화전문 인공지능 -강화학습, 대화연속성 [필차] 감보최 -Step1 감독정책학습: 학습데이터 샘플링, 행위 라벨링, Fine Tune GPT 3.5 -Step2 보상정책학습: 보상학습 데이터 샘플링, 순위부여, 보상모델학습 -Step3 강화학습(최적화): 신규데이터 입력, 결과생성, 보상평가, PPO사용 정책업데이트 [기술요소] -RLHF(Reinforcement Learning with Human Feedback) >Agent(Action), Environment(Observation), Reward(요기서 휴먼 피드백) -PPO(Proximal Policy Optimization): 모델값은 강화학습 [문제점] 편향성, 상식결여, 패턴의존, 제한력, 개인화부족	
39	시뮬리	시뮬리	존공함, 인프라침 공연대역 안주	0	[3대원칙] 인간 존엄성 원칙, 사회의 공공성 원칙, 기술의 합목적성 원칙 [10대 핵심요건] 인권보장, 프라이버시 보호, 다양성 존중, 침해 금지 공공성, 연대성, 데이터 권리, 책임성, 안전성, 투명성	
40	답부	답부	영내실대 수시대 예내예지		사람처럼 인지하는 시각 인공지능 기술 -시각 인공지능 기술을 이용하여 다양한 사회 문제를 해결하기 위해 답부를 사용 [특징] 영내실대 -영상인식(사물과 사람분리), 내용파악(영상속내용파악), 실시간분석, 대응항분석 [기술요소] 수시대 예내예지 +수집기반 --시각정보: 시각데이터자산화, 빅데이터저장, API지원 --대규모처리: 처리파이프라인, 하이브리드스케줄러(GPU) +예측기반 --내용분석: 이미지분석, 시각텍스트노미, 시맨틱추론 --예지활용용: 예측기술, 실시간대응 --지원: 플랫폼	
41	자연어	워드 임베딩	통합및 신뢰및		전체 단어를 간의 관계에 맞춰 해당 단어의 특성을 갖는 벡터로 바꿔주므로 단어들 사이의 유사도를 계산하는 기법 [기술의 발전 측면 기술유형] 통합및 신뢰및 -통계적 기반: TDM(Term-Document Matrix), TF-IDF, One-hot Encoding -신경망 기반: Word2Vec, BERT [임베딩 수준 측면 기술유형] -단어 수준의 임베딩: Word2Vec, FastText, ELMo(Embedding from Language Models) -문장 수준의 임베딩: BERT, GPT	
42	인공지능 평가	ROC Curve Precision-Recall Curve	알목민 정제정		[ROC Curve] 알목민 -ROC 분석: 임계값에서 민감도(Sensitivity)와 특이도(Specificity)의 매개 변수를 표시를 통해 분류 모델의 성능을 보여주는 그래프 +구성 -X축: 특이도(Specificity): FP / (FP+TN) -Y축: 민감도(Sensitivity): TP / (TP+FN) +AUC(Area Under the Curve) -ROC Curve 아래의 면적으로 환산하여 평가하는 방법 [Precision-Recall Curve] 정제정 -X축 정밀도(Precision)이고, Y축이 재현율(Recall)을 기준으로 불균형한 데이터 셋일 때 성능 평가에 유리함 그래프 +구성 -X축: 정밀도(Precision): TP / (TP + FP) -Y축: 재현율(Recall): TP / (TP + FN)	
43	인공지능 문제	편향(biased)	인술대 통고		[유형] -Data 관점: 인간의 편향(Human Bias), 숨겨진 편향(Hidden Bias), 데이터 표본 편향(Data Sampling Bias) -Process 관점: 롱테일 편향(Long-tail Bias), 고의적 편향(Intentional Bias) [이유] -편향된 데이터 학습 -최종 데이터의 디지털 가공 과정 -알고리즘 모델 자체 [대응] -정무측면: 설명을 요구할 권리 규정, 자동화된 의사 결정을 제한할 권리 -기업측면: 기업 시윤리 수립, 정보 품질 진단과 감리, XAI 개발 및 설계, biased 인식 알고리즘 개발	
44	인공지능 문제	인공지능 보안	무기 오해전후		[공격기법] 무기 오해전후 -무결성 측면: Poisoning attack(중독 공격, 오염 공격), Evasion attack(회피 공격) -기밀성 측면: Inversion attack(전도 공격, 학습 데이터 추출 공격), Model extraction attack(모델 추출 공격) [유형별 방어] -무결성 취약점 공격 방어기법 >공통: Defence-GAN >Poisoning Attack: 적대적 훈련 (Adversarial Training), 입력값 제한 >Evasion Attack: 이진 분류기 판별 -기밀성 취약점 공격 방어기법 >공통: Feature Squeezing >Model Inversion Attack: Gradient Masking >Model Extraction Attack: 쿼리 횟수 제한, Distillation [공격사례] -부정적 이용: 주형 오인식, 표지판 변형, 보험 사기, 임상 실험 회피 -공정적 이용: 모델 평가, 일반화 검증	
45	추천시스템	추천시스템	권협업		특정 시점에 특정 사용자가 관심을 가질만한 리스트를 찾아주는 시스템 -전통기시스템, 의사결정시스템에서 발전 [추천 알고리즘] 권협업 -컨텐츠기반: 사용자특기반, 첫사용자 불가 -협업필터링: 타사용자 사용자특기반 -딥러닝융합: 딥러닝 기반 연구중 [평가지표] -비즈니스: 매출, CTR(Click Through Rate) -품질지표: 연관성, 다양성, 새로움, 불예측성, 커버리지	