
[비NCS - 개방형 인공지능 API의 활용]

차 례

학습모듈의 개요	1
학습 1. 인공지능과 머신러닝	
1-1. 인공지능 정의	2
1-2. 인공지능 과거/현재/미래	8
1-3. 머신러닝 정의	12
1-4. 통계와 확률	16
1-5. 지도/비지도 학습과 강화학습	21
• 교수·학습 방법	26
• 평 가	27
학습 2. 딥러닝	
2-1. 딥러닝 정의	28
2-2. 뉴럴 네트워크	31
2-3. 단/다층 퍼셉트론	35
2-4. 학습 알고리즘과 신경망 분류	38
• 교수·학습 방법	43
• 평 가	44
학습 3. 인공지능 Open API	
3-1. IBM Watson Platform	45
3-2. Naver Clova Platform	51
• 교수·학습 방법	55
• 평 가	56

개방형 인공지능 API의 활용 학습모듈의 개요

학습모듈의 목표

인공지능의 정의와 발전에 대해 학습하고 인공지능에서 파생되어 나오는 머신러닝과 딥러닝의 원리에 대한 지식을 습득하여 개방형 인공지능 API를 효율적으로 활용할 수 있다.

선수 학습

프로그래밍 기초, 데이터베이스 구현 및 SQL 활용.

교육훈련 대상 및 이수시간

능력단위	학 습	학습 내용	교육훈련 대상 및 이수시간(hour)			
			고등학교	전문대학	대학교	대학원
개방형 인공지능 API의 활용 (비NCS)	1. 인공지능과 머신러닝	1-1. 인공지능 정의	24	24	24	24
		1-2. 인공지능 과거/현재/미래				
		1-3. 머신러닝 정의				
		1-4. 통계와 확률				
		1-5 지도/비지도 학습과 강화학습				
	2. 딥러닝	2-1. 딥러닝 정의	24	24	24	24
		2-2. 뉴럴 네트워크				
		2-3. 단/다층 퍼셉트론				
		2-4. 학습 알고리즘과 신경망 분류				
	3. 인공지능 API	3-1. IBM Watson Platform	32	32	32	32
		3-2. Naver Clova Platform				

핵심 용어

인공지능, AI, 머신러닝, 딥러닝, 인공신경망, 퍼셉트론

학습 1 인공지능과 머신러닝

학습 2	딥러닝
학습 3	인공지능 API

1-1. 인공지능 정의

학습목표

- 인공지능이라는 용어 및 기술적 정의를 파악함으로써 인공지능의 활용분야 및 발전 가능성에 대해 분석할 수 있다.

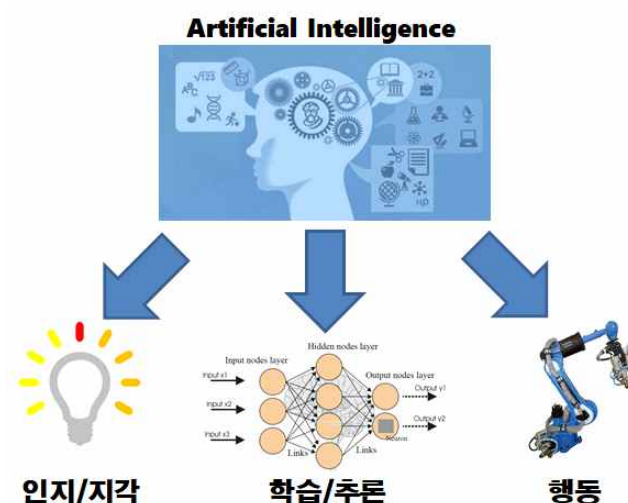
필요 지식 /

① 인공지능이란?

1. 인공지능의 개념

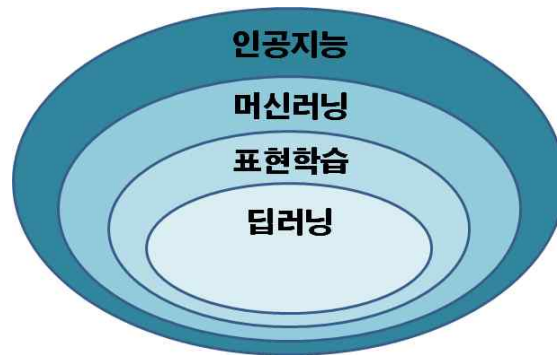
(1) 인공지능이란?

인공지능은 지능적 기계 특히 지능적 컴퓨터 프로그램을 만드는 과학과 공학이다. 컴퓨터를 사용해서 인간 지능을 이해하는 작업들과 관련되어 있으며 생물학적인 방법에만 국한되지 않는다. 결론적으로 인공지능이란 사람과 유사한 지능을 가지도록 인간의 학습능력, 추론능력, 지각능력, 자연어 이해능력 등을 컴퓨터 프로그램으로 실현하는 기술이다.



인공지능은 인간처럼 사고하는 시스템, 인간처럼 행동하는 시스템, 이성적으로 사고하는

시스템, 이성적으로 행동하는 시스템이라는 4개의 분류에 대부분의 정의가 포함되며 인공지능의 범주 안에 머신러닝, 딥러닝 등이 포함된다.



(2) 인공지능 용어의 시작

생각하는 기계에 대한 초기 연구는 30년대 후기에서부터 50년대 초기에 유행한 아이디어에서 영감을 얻어 발전하였으나 실제로 사용된 인공지능이라는 용어는 1956년 다트머스 대학에서 열린 컨퍼런스에서 존 매카시(John McCarthy)가 처음으로 사용하였다.

2. 인공지능에 대한 오해

인공지능이 발전하면서 잘못된 방법으로 사용하면 로봇화, 감시화가 진행되어 인공지능에 의해 만들어진 제어된 경제가 태어날 것이라고 많은 사람들이 오해하였다. 하지만 인공지능은 인간의 지성을 확장하는 유력한 수단이며 인공지능을 이용한 번역등을 통해 다른 언어를 사용하는 사람끼리 실시간으로 의사소통을 하는 등의 오히려 인간적인 기술로써 활용이 가능하다.

3. 인공지능의 활용분야

- (1) 문자/음성/이미지인식 및 판독 - 광학문자인식(OCR:Optical character recognition), 음성인식(Speech Recognition), 이미지인식(Image recognition), 문자음성변환(TextToSpeech), 음성문자변환(SpeechToText)
- (2) 기계번역 - 자동번역(Machine Translation), 규칙 기반 기계번역 또는 통계기반 기계번역을 통해 서로 다른 언어 간의 의사소통이 가능해지도록 하는 기술
- (3) 자율주행 - 자동차를 비롯한 열차, 비행기, 선박등의 모든 교통수단 및 이동체(드론, 로봇 등)의 자율주행
- (4) 미래예측 - 과거로부터 현재까지 계속해서 쌓여오고 있는 데이터를 활용하여 상황 또는 상태에 따른 사건의 예측으로 산업현장에서의 재해예측, 기상예보, 경제 시

플레이션, 바이오해저드 시뮬레이션 등

- (5) 기타 - 인간과 똑같이 의사소통 할 수 있는 대화형 소프트웨어, 체스/바둑 등의 게임 시뮬레이션, 산업현장의 로봇 등

② 인공지능 발전 단계

1. 약인공지능(Weak AI)

약인공지능은 인간의 학습능력 일부를 구현하여 제한적이며 부분적으로 지능적인 행동을 할 수 있도록 소프트웨어적으로 구현한 것이다. 약인공지능은 인간의 이성 및 욕구를 그대로 구현하는 것이 목적이 아닌 기존 인간이 수행하던 작업의 일부를 컴퓨터로 수행하게 만드는 것이다. 현재까지 인간이 구현한 인공지능은 모두 약인공지능에 속한다고 할 수 있다.

2. 강인공지능(Strong AI)

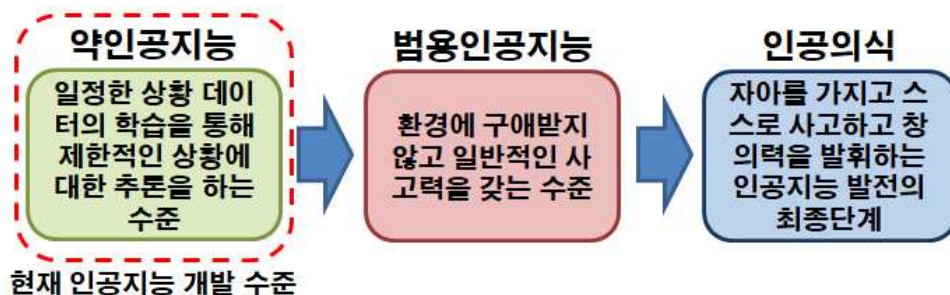
(1) 범용인공지능(Artificial General Intelligence)

특정한 조건하에서만 적용할 수 있는 약인공지능과 달리 모든 상황에 일반적으로 적용할 수 있는 AI를 말한다. 학습환경 또는 적용환경이 달라지더라도 별도의 소프트웨어나 설정의 변경이 없이도 학습하고 업무를 수행하는 인공지능으로 약인공지능 연구의 목표라고 할 수 있다.

(2) 인공의식(Artificial Consciousness)

기계의식(machine consciousness), 인조의식(synthetic consciousness)라고도 불리며 범용 인공지능의 다음 형태라고 할 수 있다. 일반적으로 인공지능에 대해 알지 못하는 사람이 상상하는 인공지능의 형태이며 현재까지는 SF영화나 소설의 소재로 활용되는 정도로 인지와 학습의 경계를 넘어 자아를 갖고 창의성을 발휘하는 단계이다.

인공지능 발전 단계 및 목표



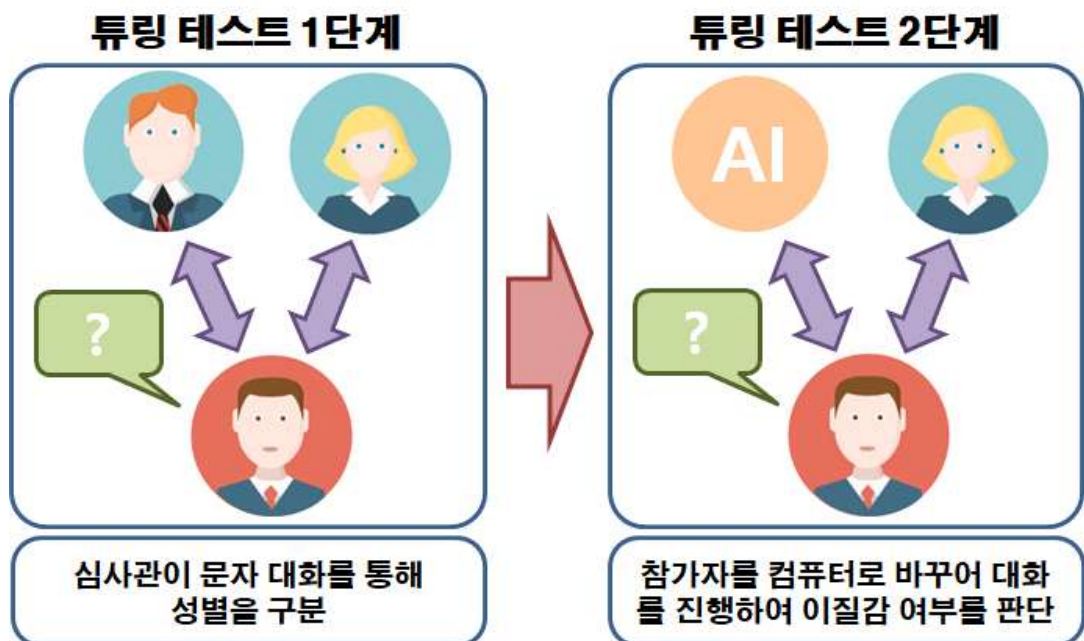
③ 튜링테스트

1. 앨런 튜링의 튜링테스트

1950년에 앨런 튜링은 'Computing Machinery and Intelligence'라는 논문에서 '컴퓨터의 반응을 인간과 구별할 수 없다면 컴퓨터는 생각할 수 있는 것'이라고 주장하면서 컴퓨터가 지능을 가지고 있다는 사실을 판단하기 위한 방법으로 이미테이션 게임이라고도 불리는 튜링 테스트를 제안하였다. 이러한 튜링 테스트는 현재까지도 인공지능의 사고 능력에 대한 기준으로 종종 사용되고 있으나 튜링 테스트만으로는 인공지능이 사고하고 있다는 증명이 되지 못한다는 반대의 견해도 다수 존재하고 있다.

2. 튜링테스트의 내용

앨런 튜링이 초기에 제안한 튜링 테스트는 3명의 참가자가 참여하여 2단계에 걸쳐 진행되었다. 3명의 참가자는 남자, 여자, 심사원으로 구성되어 1단계에서는 심사원이 각 참가자와 문자로 대화를 나누고 참가자의 성별을 구분한다. 2단계에서는 남자 참가자를 컴퓨터로 대신하여 진행하고 심사원이 1단계와 같은 반응을 보이는지 테스트하였다. 튜링 테스트 고안 당시에는 참가자를 대체할 인공지능이 존재하지 않았기 때문에 아이디어 차원에서만 제안되었으나 프로그래밍 기술이 발전하면서 이러한 튜링 테스트를 인공지능의 기술 수준을 가늠하는 척도로 활용하였으나 사람의 지능정도를 인지하는 것은 주관적인 판단이 포함된다는 반론이 제기되며 맹목적인 추종을 경계하는 목소리도 생겨났다. 하지만 튜링 테스트는 인공지능에 대한 최초의 철학적 제안이라는 점에서 가치를 지닌다.



현재 사용되고 있는 튜링테스트는 독립된 공간에 컴퓨터, 사람, 심사원이 들어가 설치된 컴퓨터 화면을 통해 문자를 주고받은 후, 컴퓨터와 사람 둘 다에게 문자를 주고받은 심사원이 어떤 상대가 컴퓨터인지 구별한다. 만약 심사원이 구별하지 못하면 컴퓨터는 튜링테스트를 통과하게 된다.

수행 내용 / 인공지능 정의의 이해

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 인공지능의 개념을 파악하고 용어 및 활용분야를 확인한다.
- ② 인공지능의 발전단계와 분류를 확인한다.
- ③ 튜링테스트의 내용과 튜링테스트로 얻을 수 있는 정보에 대해 논의한다.

수행 tip

- 인공지능 용어의 정확한 의미와 분류에 대하여 파악한다.

1-2. 인공지능 과거/현재/미래

학습목표

- 인공지능의 발전 추이를 파악함으로써 인공지능의 발전 단계 및 현재 발전 수준에 대해 말할 수 있다.

필요 지식 /

① 인공지능의 시작

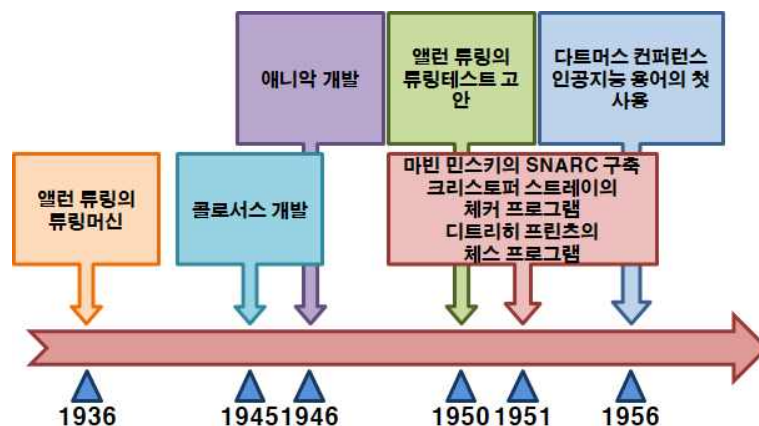
‘생각하는 기계’라는 주제에서 시작된 인공지능은 초창기 심리학에 대한 실험적인 접근을 목적으로 하고 있었으며 언어 지능이 무엇인지를 밝혀내는 것이 주 목표였다.

1936년 앨런 튜링은 독일의 수학자 데이비드 힐버트의 결정문제(decision problem)을 증명하기 위한 튜링 머신을 창안하였고 이는 영국의 범용 컴퓨터인 콜로서스나 미국의 존 폰 노이만 방식의 컴퓨터인 에니악에 사용된 기본 모델이 되었다.

2차 세계대전 발발 후 독일군의 이니그마 암호문을 해독하기 위해 영국은 1943~1945년에 진공관을 이용한 콜로서스를 개발한다. 콜로서스를 통해 영국군은 도청된 무전 메시지에서부터 군사정보를 얻어내어 2차 세계대전 승리의 단초를 얻게 되었다. 1943~1946년에는 미국이 탄도계산을 위한 에니악을 개발하여 약 10년간 탄도계산, 난수연구, 우주선연구, 풍동설계, 일기예보 등에 활용되었다.

1950년 앨런 튜링은 컴퓨터의 지능여부를 판단하는 튜링테스트를 제안하였고 이후 50년대 후반에서 60년대까지 탐색추리, 자연어처리, 마이크로월드와 같은 많은 인공지능에 대한 성공적인 프로그램과 새로운 발전방향이 나타났다.

이렇듯 인공지능의 발전은 ‘생각하는 기계’를 만들기 위한 연구로부터 시작하여 톱니바퀴로 연결된 기계식 계산기에서 진공관을 이용한 전기식, 트랜지스터, 반도체로 이어지는 컴퓨터의 발전과 그 궤를 함께하여 왔다.



② 인공지능 발전의 정체

1958년 로젠블라트가 발표한 인공신경망 모델인 퍼셉트론은 발표 초기 인공지능의 급격한 발전을 가져오리라는 기대를 받으며 세간의 이목을 집중시켰으나 1969년 마빈 민스키와 세이무어 페퍼트의 저서를 통해 퍼셉트론이 'AND' 또는 'OR' 같은 선형 분리가 가능한 문제에서는 적용할 수 있지만 'XOR'문제에는 적용할 수 없다는 한계점을 수학적으로 증명하였다. 이에 따라 인공지능 연구에 대한 비판과 함께 연구비의 축소로 이어져 재정적인 위기를 가져왔다. 이처럼 60년대 말, 70년대 초에 인공지능 분야에서 발생한 일련의 비관적인 사건들은 일시적인 인공지능의 침체기를 불러오는 계기로 작용했다. 이것이 첫 번째 인공지능 발전의 암흑기 이다.

1980년대에 들어서면서 산업계에 본격적으로 도입된 전문가 시스템의 활약으로 인공지능 연구는 새로운 전환점을 맞는다. 전문가 시스템이라는 것은 사람이 보유한 전문적인 지식과 경험을 잘 정리해 적재적소에 가장 알맞은 정보를 제공함으로써 비전문가들도 전문가 수준으로 업무를 처리할 수 있게 해주는 시스템을 말한다. 이러한 전문가 시스템은 1980년대까지 각광을 받으며 사용되었으나 1980년대 후반 개인용 컴퓨터의 성능이 획기적으로 개선되면서 고가의 전문가 시스템의 성능에 뒤지지 않게 되자 전문가 시스템은 비용에 비해 효용성이 떨어지게 되었다. 또한 전문가 시스템에 새로운 정보를 업데이트하려면 그 절차가 매우 복잡하고 까다로웠다. 이러한 이유로 산업계 측면에서 점차 전문가 시스템의 매력이 떨어지면서 서서히 그 성장 동력도 줄어들고 인공지능의 확산에 제동이 걸리게 되었다.

③ 현재의 인공지능

최근 인공지능 분야에서 주목하고 있는 기술은 인공신경망 기반의 딥러닝과 로봇틱스다. 딥러닝은 머신러닝의 접근법 중 하나인 신경망 모형 패러다임에 그 뿌리를 두고 있다. 단일 퍼셉트론에서 해결하지 못한 비선형 문제를 다층 퍼셉트론으로 해결하면서 주목을 받았으나, 효율적인 학습모델의 부재로 별다른 진전을 보지 못했다. 70년대 발표된 역전파 알고리즘의 논문이 인공지능 정체기에 빛을 보지 못하고 8년후에 학술지에 공개되면서 80년대 중반에 연결주의론의 부활로 이어졌다. 이후 역전파 학습에서 가장 일반적으로 사용되는 경사감소법에서 경사감소소멸 현상이 나타나면서 인공신경망 모델의 결과값이 국부적인 최소값을 벗어나지 못하거나 최적값으로 수렴하는 데 수많은 반복 계산이 발생한다. 1990년대에 이러한 경사감소소멸 문제는 여러 연구에 의해 해결이 되었다.

④ 인공지능의 미래

오늘날의 인공지능 기술은 앞에서 설명한 바와 같이 다양한 분야에서 이뤄진 수많은 연구가 결합된 결정체다. 인공지능에 연관된 학문은 거의 모든 분야를 망라한다. 각 시대마다 등장한 천재들은 끊임없이 '가설->증명->구현->개선'의 과정을 겪으면서 수많은 실패

와 좌절, 그리고 궁극적인 해결안을 찾아내면서 지금의 인공지능으로 진화시켰다.

최근 인간의 뇌를 모방한 딥러닝 기법이 광범위하게 인공지능 분야에 적용되면서 다양하고 파괴적인 성공 사례를 보여주고 있다. 수십 페타플롭스의 고성능 컴퓨터에 잘 설계된 알고리즘이 프로그래밍되어 매일 엄청난 규모로 생산되는 디지털 데이터를 학습하게 된다면 상상하지 못한 상황이 벌어질 수도 있다.

여기에 만약 컴퓨터가 스스로 알고리즘을 개선할 수 있다면 인간이 제어할 수 있는 수준을 벗어날 수도 있다. 이러한 이유로 일론 머스크, 빌 게이츠, 스티븐 호킹 등과 같은 사람들은 초지능 컴퓨터의 도래를 경고하였다.

레이 커즈웨일은 2045년 정도가 되면 인공지능 기술이 폭발적으로 팽창하는 시기가 될 것이라고 예상하지만 현재 벌어지고 있는 기술의 융복합 추세를 보면 특이점 시점이 생각보다 빠르게 도래할 지도 모른다.

수행 내용 / 인공지능의 과거와 현재 그리고 미래

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 인공지능의 발전 과정을 확인한다.
- ② 인공지능의 발전이 정체된 원인에 대해 확인한다.
- ③ 인공지능의 발전에 따라 미래에 발생할 수 있는 일에 대해 논의한다.

수행 tip

- 인공지능 발전 과정에 대해 이해한다.

1-3. 머신 러닝 정의

학습목표

- 머신러닝 용어와 정의 알고리즘에 따른 분류를 구분하여 설명할 수 있다.

필요 지식 /

① 머신러닝이란

1. 머신러닝 용어

머신러닝이라는 용어는 IBM의 인공지능 분야 연구원이었던 아서 사무엘이 1959년에 자신의 논문에서 처음으로 사용했다. 여기서 머신이란 프로그래밍이 가능한 컴퓨터를 뜻한다. 아서 사무엘은 머신러닝을 ‘기계가 일일이 코드로 명시하지 않은 동작을 데이터로부터 학습하여 실행할 수 있도록 하는 알고리즘을 개발하는 연구 분야’ 라고 정의하였다.

2. 머신러닝의 정의

Tom M. Mitchell은 자신의 저서 Machine Learning(1998)에서 머신러닝의 정의를 다음과 같이 하였다.

“만약 작업 T에 대해 기준 P로 측정한 성능이 경험 E로 인해 향상되었다면, 그 프로그램은 작업 T에 대해 기준 P의 관점에서 경험 E로부터 ‘배웠다’라고 말할 수 있다.”
“A computer program is said to learn from experience E with respect to some task T and some performance measure P, if its performance on T, as measured by P, improves with experience E”

자동번역의 예를 들어보면

T : 자동번역, P : 번역률 또는 의미의 일치성, E : 번역예시 데이터를 통한 반복

이라고 할 때 자동번역에서 번역예시 데이터를 반복시켜 단어 간의 관계 또는 문맥의 관계를 데이터로 추출하여 저장하고 이를 다른 번역에 적용시켜 번역의 정확도를 향상시켰다면 자동번역이 학습했다고 말할 수 있다.

머신러닝을 수행할 때 입력값을 처리해 결과값을 도출하는 방법을 표현(representation)이라고 하고 결과값의 적합성을 판단하는 것을 평가(evaluation)라고 하며 결과값의 적합성을 높이기 위해 조정하는 것을 최적화(optimization)이라고 한다. 이러한 표현, 평가, 최적화를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

학습(Learning) = 표현(representation) + 평가(evaluation) + 최적화(optimization)

이렇게 학습을 완료한 후 새로운 데이터에 대해 학습한 결과를 반영하여 결과값을 예측하는 것을 일반화(generalization)라고 한다.

결과적으로 머신러닝은 어떤 데이터들로부터 연관관계를 파악하고 파악한 결과를 좀 더 적합하도록 최적화하여 이후에 발생하는 데이터를 예측할 수 있도록 일반화하는 과정이라고 볼 수 있다.

② 머신러닝의 분류

머신러닝은 여러 알고리즘에 따라 분류된다.

주제별 알고리즘	
선수지식	<ul style="list-style-type: none"> ● 베이즈 이론
모형화	<ul style="list-style-type: none"> ● 인공 신경망 ● 결정 트리 학습법 ● 유전 알고리즘 ● 유전자 프로그래밍 ● 가우스 과정 회귀 ● 선형 분별 분석 ● K-최근접 이웃 알고리즘 ● 퍼셉트론 ● 방사 기저 함수 네트워크 ● 서포트 벡터 머신
모수 추정 알고리즘	<ul style="list-style-type: none"> ● 동적 프로그래밍 ● 기댓값 최대화 알고리즘
생성 모형을 이용한 확률 분포 함수의 모형화	<ul style="list-style-type: none"> ● 베이즈 네트워크와 마르코프 임의장을 포함한 그래프 모형
근사 추론 기법	<ul style="list-style-type: none"> ● 몬테 카를로 방법 ● 아다부스트

이 중 대표적으로 사용되는 알고리즘에는 K-최근접 이웃 알고리즘(kNN), 서포트 벡터 머신, 의사결정 트리가 있다.

1. K-최근접 이웃 알고리즘(k nearest neighbor)

K-최근접 이웃 알고리즘(kNN)은 지도학습(Supervised Learning)의 한 종류로 레이블이 있는 데이터를 사용하여 분류 작업을 하는 알고리즘으로 데이터로부터 거리가 가까운 K개의 다른 데이터의 레이블을 참조하여 분류한다. 주로 거리를 측정할 때 유클리디안 거

리 계산법을 사용하여 거리를 측정하는데, 벡터의 크기가 커지면 계산이 복잡해진다.

kNN 알고리즘의 장점은 간단하여 구현하기 쉽고 수치 기반 데이터 분류 작업에서 성능이 좋다는 점이 있으며 단점으로는 학습 데이터의 양이 많으면 분류속도가 느려지고 벡터의 크기가 크면 계산량이 많아진다는 점이 있다.

2. 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)

서포트 벡터 머신은 퍼셉트론의 개념을 가져와 데이터를 분류하는 알고리즘이다. 서포트 벡터 머신은 훈련 데이터로 퍼셉트론 함수를 사전에 정의한 후, 테스트 데이터를 토대로 분류를 하면서 학습을 하는 형태이다. 퍼셉트론 함수를 기반으로 분류하는 모델이므로, 해당 함수의 형태에 따라 선형 분류 및 비선형 분류로 나뉘지게 된다. 이미지 인식, 패턴 인식, 텍스트 분류 등에 주로 사용된다.

3. 의사결정 트리(Decision Tree)

의사결정 트리는 한 번에 하나씩의 설명변수를 사용하여 예측 가능한 규칙들의 집합을 생성하는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 데이터를 분석하여 이들 사이에 존재하는 패턴을 예측 가능한 규칙들의 조합으로 나타내며, 그 모양이 트리구조로 나타난다. 분류와 회귀에 모두 활용이 가능하며 계산복잡성 대비 높은 예측성능을 보이고 변수 단위로 설명력을 지닌다는 장점이 있으나 결정경계(decision boundary)가 데이터 축에 수직이어서 비선형 데이터 분류엔 적합하지 않다는 단점이 있다.

③ 머신러닝과 데이터마이닝

머신러닝은 종종 데이터 마이닝과 혼용되기도 하는데, 머신러닝에서 사용하는 분류나 예측, 군집과 같은 기술, 모델, 알고리즘을 이용해 문제를 해결하는 방법을 데이터 마이닝에서도 똑같이 사용하기 때문이다. 컴퓨터과학 관점에서는 머신러닝이라고 하고, 통계학 관점에서는 데이터 마이닝 이라고 한다. 그 둘의 차이점은 데이터 마이닝은 가지고 있는 데이터에서 현상 및 특성을 발견하는 것이 목적인 반면, 머신러닝은 기존 데이터를 통해 학습을 시킨 후 새로운 데이터에 대한 예측값을 알아내는 데 목적이 있다는 점이다.

머신러닝	훈련 데이터를 통해 학습된 알려진 속성을 기반으로 예측에 초점을 둠
데이터 마이닝	데이터의 발견되지 않은 속성을 발변하는 것에 집중. 데이터베이스의 지식 발견 부분의 분석절차에 해당

수행 내용 / 머신러닝 정의의 이해

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 머신러닝 용어 및 정의에 대해 확인한다.
- ② 알고리즘에 따른 머신러닝의 분류를 확인한다.
- ③ 머신러닝과 데이터마이닝의 차이점을 확인한다.

수행 tip

- 머신러닝 용어의 확인 및 알고리즘에 대한 이해.

1-4. 통계와 확률

학습목표

- 머신러닝 알고리즘의 기본이 되는 상관분석과 회귀분석의 원리에 대해 설명할 수 있다.

필요 지식 /

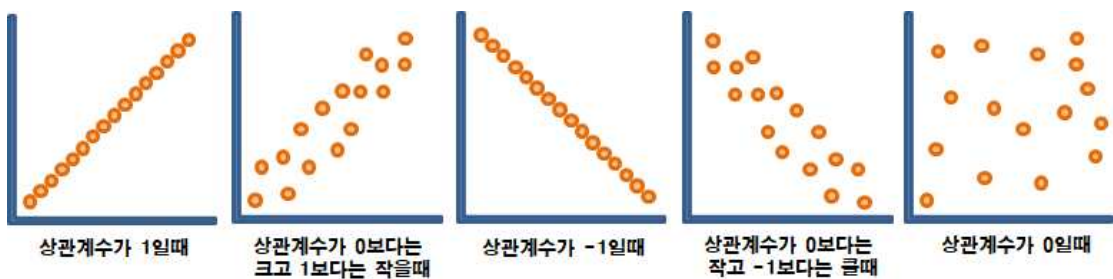
① 상관분석과 회귀분석

1. 상관분석

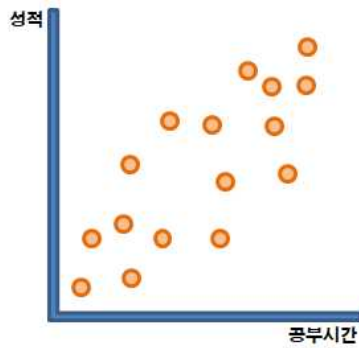
상관분석은 종속변수와 독립변수 간에 어떤 선형적 관계를 갖고 있는지, 즉 얼마만큼 밀접하게 관련되어 있는지 분석하는 것이다. 상관분석에서는 변수간 상관성 여부만 확인할 뿐, 인과관계에 대해서는 분석하지 않는다. 상관분석에서는 상관관계의 정도를 나타내는 상관계수를 구하는 것을 핵심으로 한다.

종속변수(dependent variable)	우리가 알고 싶어하는 결과값
독립변수(independent variable)	결과 값에 영향을 주는 입력값
상관계수(Correlation coefficient)	변수간의 관계 정도

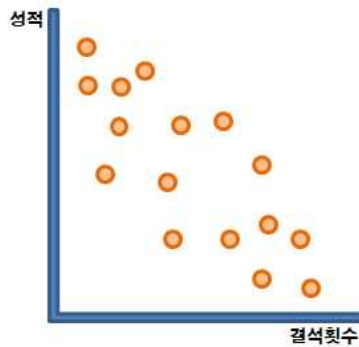
상관계수는 -1부터 1사이의 값으로 나타내며 값이 작을수록 상관관계가 약하다는 뜻이 아니라 0에 가까울수록 상관관계가 약한 것으로 보며 1에 가까울수록 양의 상관관계, -1에 가까울수록 음의 상관관계가 강하다고 표현한다.



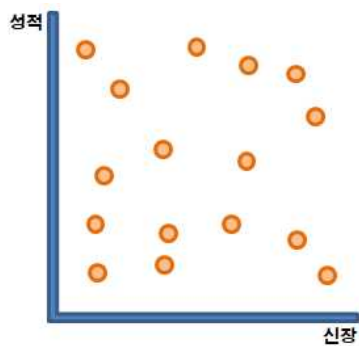
예를 들어 학생성적과 다른 환경적 요인간의 상관도를 분석하기 위해 그래프로 표현했다고 하면



공부시간과 성적을 기준으로 여러 학생의 데이터를 그래프로 나타냈을 때 대체적으로 공부시간이 긴 학생일수록 성적이 좋은 것으로 나타났다면 공부시간과 성적은 양의 상관관계가 있다고 할 수 있을 것이다.



변수를 바꾸어 성적과 결석횟수를 기준으로 그래프로 나타내었을 때 결석횟수가 적을수록 성적이 대체로 높고 결석횟수가 많을수록 성적이 대체로 낮았다면 성적과 결석횟수에는 음의 상관관계가 있다고 볼 수 있다.



성적과 신장의 상관관계를 분석하기 위해 그래프로 나타내었을 때 왼쪽과 같은 그래프로 나타났다면 데이터의 분포를 보았을 때 성적과 신장은 큰 상관관계를 갖지 않는다고 볼 수 있다. 이런 경우 상관계수는 0에 가까워진다.

2. 회귀분석

회귀(regression)는 데이터의 상관관계를 분석하여 새로운 데이터를 적용하였을 때 최소 제곱법 등의 방법을 적용하여 기존 데이터가 군집되는 경향과 예측범위 내에 있음을 확인하는 분석방법이라고 할 수 있다. 회귀분석은 측정된 변수들의 데이터로부터 관계를 함수식으로 설명하며 독립변수의 값에 의해 종속변수의 값을 예측한다.

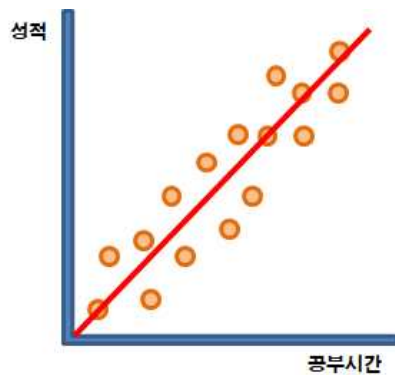
결정 계수(coefficient of determination)	선형 모형이 주어진 자료에 적합한 정도를 재는 척도로 독립변수를 가지고 얼마나 의미 있게 종속변수를 예측할 수 있는지를 판별 0부터 1사이의 값을 가지며 0.65이상이면 의미있는 회귀식으로 본다.
-------------------------------------	---

하나의 종속변수와 하나의 독립변수 사이의 관계를 분석할 경우를 단순회귀분석(simple

regression analysis), 하나의 종속변수와 여러 독립변수 사이의 관계를 분석할 경우를 다중회귀분석(multiple regression analysis)이라고 한다.

회귀분석은 몇가지의 가정을 전제조건으로 한다.

1. 오차항은 모든 독립변수 값에 대하여 동일한 분산을 갖는다.
2. 오차항의 평균은 0이다.
3. 수집된 데이터의 확률 분포는 정규분포를 이루고 있다.
4. 독립변수 상호간에는 상관관계가 없어야 한다.
5. 시간에 따라 수집한 데이터들은 외부요인이나 환경에 따른 영향을 받지 않아야 한다.

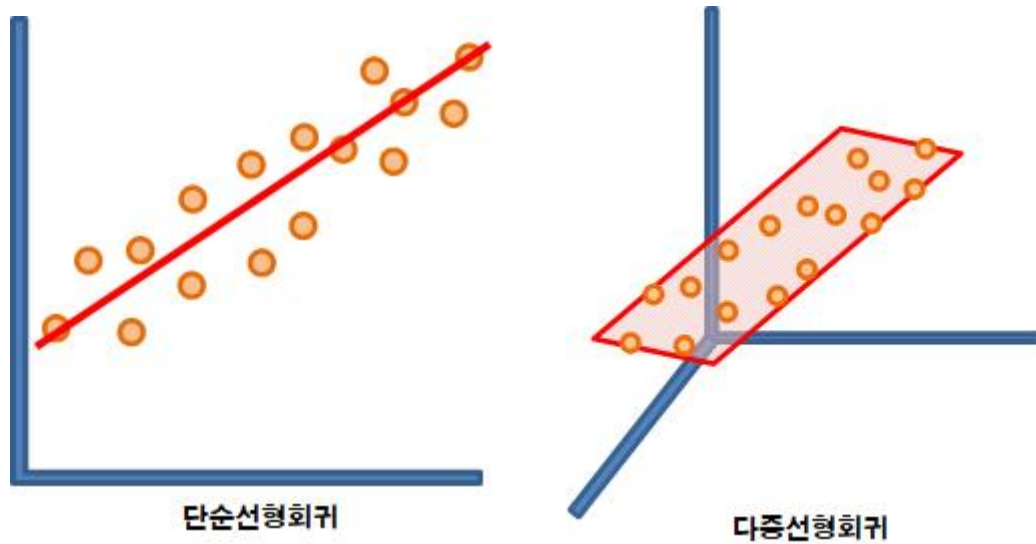


성적과 공부시간의 상관관계를 분석하여 왼쪽과 같은 분포가 나타났을 때 분포된 데이터의 평균값을 구해 붉은선과 같은 경향성을 보이는 함수를 구하는 것을 회귀라고 볼 수 있다.

회귀분석은 오늘날 가장 많이 사용되는 통계 모델로 자리 잡고 있으며 머신러닝에서는 지도학습 중 하나인 예측 모델로 이용되고 있다.

(1) 선형회귀

선형회귀는 독립변수가 1차항으로 독립변수와 종속변수가 2차원(단순선형회귀)에서는 직선형태로 3차원(다중선형회귀)에서는 평면형태로 나타난다.



단순선형 회귀는 종속변수에 대하여 하나의 독립변수를 가지고 구할 때 사용되며 다중선형 회귀는 여러 독립변수를 적용시킬 때 사용된다. 대체적으로 독립변수가 여러종류가 사용될수록 더욱 의미 있는 분석을 할 수 있다.

(2) 로지스틱회귀

선형회귀의 종속변수는 일반적으로 연속적인 정규분포를 가진다. 만약 종속변수가 예/아니오, 1/0, 합격/불합격 같은 범주형으로 표현될 때는 선형회귀분석 대신 로지스틱 회귀 분석 방법을 사용한다.

로지스틱 회귀 분석이라고 부르는 이유는 출력값이 $[0,1]$ 을 경계로 결정되는 로지스틱 함수를 회귀식으로 사용하기 때문이다. 로지스틱 회귀는 명칭에 '회귀'라는 용어가 사용되고 있지만 실제로는 예측을 의미하는 회귀분석보다는 분류 모델에 가깝다.



수행 내용 / 통계학과 확률론을 활용한 머신러닝

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 상관분석의 개념과 논리를 확인한다.
- ② 회귀분석의 개념과 논리를 확인한다.
- ③ 선형회귀와 로지스틱회귀의 차이점을 확인한다.

수행 tip

- 데이터의 구조별로 적용해야 하는 분석 방법에 유의한다.

1-5. 지도/비지도 학습과 강화학습

학습목표

- 지도/비지도 학습과 강화학습의 개념을 이해하고 그 차이점을 설명할 수 있다.

필요 지식 /

① 지도/비지도 학습

1. 지도학습

지도학습은 문제에 대한 정답의 예시를 반복적으로 제공하여 비슷한 유형의 인자값이 다른 문제가 주어졌을 때 정답을 추측할 수 있도록 하는 학습방법이다.

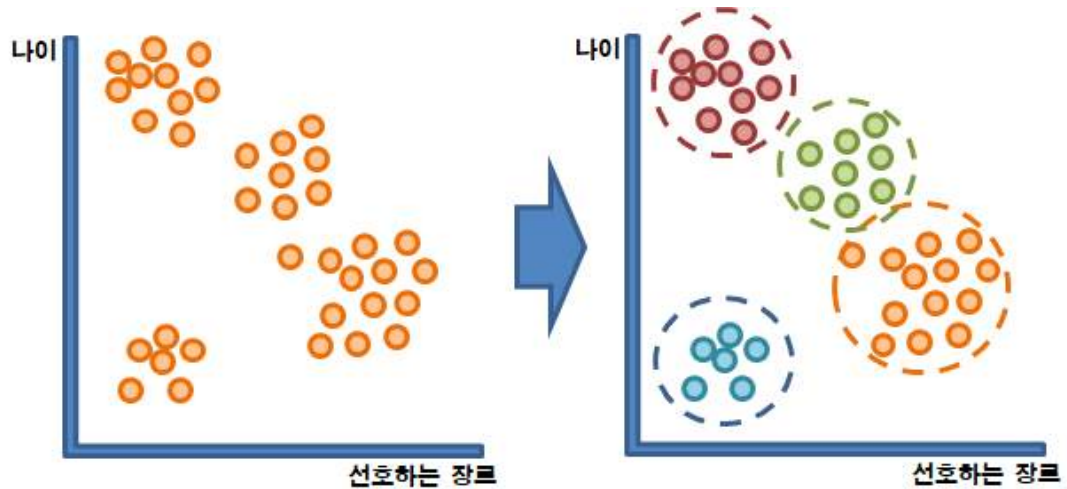
예를 들어 $1+1=2$, $1+2=3$, $2+2=4$ 라고 학습시킨 뒤 $1+3=?$ 의 값을 구하도록 하거나 사과 사진의 다수 학습시킨 뒤 여러 과일 사진 중에 사과의 사진을 찾게하는 것과 같은 방법이다. 이때 명시적인 정답을 Label이라 한다.

지도학습은 다수의 사례가 있고 명확한 결과값이 존재하는 데이터를 학습시킬 때 주로 사용된다.



2. 비지도학습

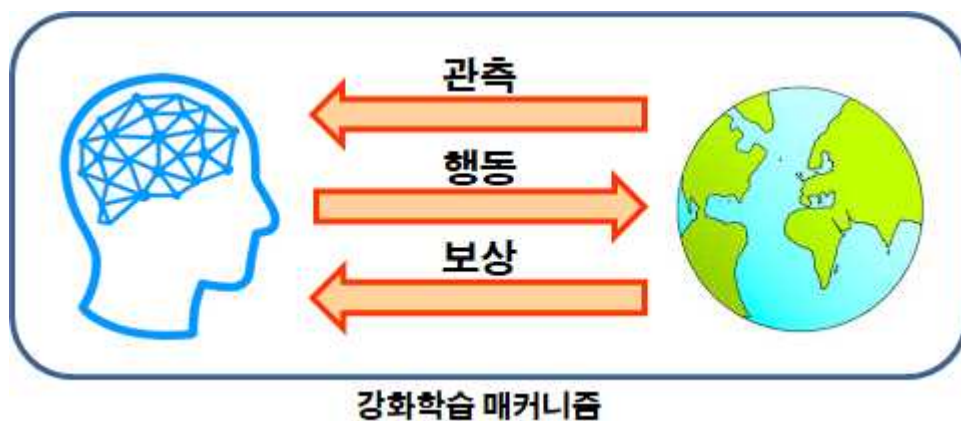
비지도학습은 명확한 정답이 제시되지 않는 문제로 데이터의 숨겨진 특징이나 구조를 학습시킬 때 사용된다. 예를 들어 20대 남성의 영화 선호도를 추정하고자 할 때 20대 남성이 선호하는 영화의 장르를 분류하여 군집시키고 대체적으로 액션영화를 선호한다는 추정 결과를 얻어내는 경우이다. 최근 사용되고 있는 예시로는 사용자의 인터넷 검색 데이터를 가지고 최근 사용자가 관심을 가지는 키워드를 추출하여 관련된 상품에 대한 광고를 게시하는 등의 기술이 사용되고 있다.



2 강화학습

강화학습은 지도학습에 속한 모델로 분류하기도 하고 강화학습 자체의 독립적인 영역으로 분류하기도 한다. 지도학습으로 분류되는 이유는 학습중에 사람을 포함한 환경으로부터 피드백, 즉 지도를 받기 때문이다. 한편 독립적으로 분류되는 이유는 상화학습이 가지고 있는 최적의 의사결정 프로세스가 지도학습의 대표적인 방식인 레이블 기반을 통한 판별식을 구하는 방식과는 구별되는 학습 모델이기 때문이다.

지도학습 또는 비지도학습과 같은 머신러닝에서는 사전에 사람이 정해진 문제 해결 시나리오대로 계산을 수행하는 반면, 강화학습은 주어진 문제만을 지도받을 뿐 그 해결방법은 시행착오를 통해 스스로 찾아내는 것으로 사람의 행동 양식과 매우 유사하다.



3 마르코프 프로세스(Markov Process)

마르코프 의사결정 프로세스는 마르코프 특성을 기반으로 하는 의사결정 프로세스로 강화학습의 프레임워크이다.

$$P[s_{t+1} \mid s_t] = P[s_{t+1} \mid s_1, \dots, s_t]$$

P는 확률, s_t 는 시간 t 에서의 상태를 나타낸다. 과거 상태 $[s_1, \dots, s_t]$ 모두를 고려했을 때 상태 s_{t+1} 가 나타날 확률과, 상태 s_1 만을 고려했을 때 상태 s_{t+1} 가 발생할 확률은 동일하다는 의미이다.

시간의 흐름에 따르는 사건들이 있을 때 현재 상태에서 예상되는 다음 상태는 과거의 사건과는 무관하다는 것이다. 즉, 지금 취할 행동에 영향을 주는 것은 과거의 사건이 아니라 미래의 상태와 그에 따른 보상이다. 이러한 마르코프 프로세스를 과거를 기억하지 않는다고 해서 메모리리스 프로세스라고 한다. 마르코프 프로세스는 상태와 상태변이확률로 표현된다. 상태변이확률이란 어떤 상태에서 다음 단계의 상태로 이동할 때의 확률로서 다음과 같이 정의한다.

$$p_{ss'} = P[s_{t+1} = s' \mid s_t = s]$$

여기서 s 는 시간 t 에서 상태를 나타내고, s' 는 다음 단계의 상태를 말한다. 즉, p_{ss} 는 상태 s 에서 상태 s 로 변이할 때의 확률이다.

4 마르코프 보상 프로세스(MRP:Markov Reward Process)

현재 상태의 가치는 현재 상태의 보상과 다음 단계 상태의 확률적 평균 가치의 합으로 계산된다. 따라서 각 상태의 가치를 정량화하기 위해서는 마르코프 프로세스에 추가적으로 보상의 개념이 필요하다. 보상이란 어떤 상태에서 다음 단계의 상태로 이동하는 행동을 취할 때 환경으로부터 피드백 받는 스칼라 실수값으로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$R_t = E[r_{t+1} \mid s_t = s]$$

MRP에서 고려해야하는 중요한 사항으로 미래가치의 현재가치로의 환산이 있다. 즉, 현재 가치는 미래가치가 축적된 것인데 이때 ‘미래가치를 현재기준으로 어느 정도의 가중치로 고려할까’라는 판단이다. 이때 사용하는 가중치를 감쇄계수 γ 라고 하고 0과 1 사이의 값을 갖는다. 만약 감쇄계수가 0이면 미래상태의 가치를 전혀 고려하지 않는 것이고 감쇄계수가 1이면 모든 미래상태의 가치를 현재와 같은 비중으로 고려한다는 뜻이다.

감쇄계수가 정의되었으면 모든 상태의 가치를 결정하는 상태가치함수 $v(s)$ 를 구할 수 있다. 상태가치함수는 어떤 상태 s 에서 미래에 발생할 수 있는 상태의 보상값을 모두 더한 값이다. 이때 미래에 있을 보상값을 현재가치로 환산하기 위해 감쇄계수 γ 를 적용한다.

$$v(s) = E[R_t \mid s_t = s]$$

$$R_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1}, \gamma \in [0,1]$$

5 마르코프 결정 프로세스(MDP:Markov Decision Process)

마르코프 보상 프로세스에 행동이라는 의사결정 항을 추가한 것이 마르코프 결정 프로세스다. 즉, MRP에서는 상태(s), 상태변이확률(P), 보상(R), 감쇄계수(γ)를 다뤘다면 MDP에서는 여기에 행동(A)이 추가된다.

MDP에서는 에이전트가 어떤 상태를 만나면 행동을 취하게 되는데, 각 상태에 따라 취할 수 있는 행동을 연결해주는 함수를 정책(π)라고 한다. π 는 상태(s)와 행동(a)의 쌍인 $\pi(s,a)$ 로 표현한다. 정책함수는 상태와 행동의 관계를 미리 정할 수도 있고 확률적으로 표현할 수도 있다. 확률적으로 표현된 정책은 모든 행동을 취할 확률을 합하면 1이 되어야 한다.

$$\sum_{a \in A} \pi(s,a) = 1$$

수행 내용 / 지도/비지도 학습과 강화학습의 이해

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 지도학습의 개념을 확인한다.
- ② 비지도학습의 개념을 확인한다.
- ③ 강화학습 알고리즘의 구조를 확인한다.

수행 tip

- 상황별 적합한 학습방법을 구분해 본다.

교수 방법

- 인공지능의 기본 개념과 용어 활용분야 및 분류에 대해 설명한다.
- 머신러닝의 용어 및 정의, 관련 알고리즘에 대해 설명한다.
- 머신러닝을 위한 통계와 확률의 분석방법에 대해 설명한다.
- 머신러닝의 학습방법의 종류와 차이에 대해 설명한다.

학습 방법

- 인공지능의 기본 개념에 대해 이해하고 분류를 구분한다.
- 머신러닝의 정의를 이해하고 알고리즘을 분석한다.
- 통계와 확률에 대한 수학적 이해도를 높이고 분류 방법에 대해 학습한다.
- 머신러닝 학습방법 별 적용 케이스에 대해 분석한다.

학습1 평 가

평가 준거

- 평가자는 학습자가 수행준거 및 평가항목에 제시되어 있는 내용을 성공적으로 수행 하였는지를 평가해야 한다.
- 평가자는 다음 사항을 평가해야 한다.

평가 내용	평가 내용	성취수준		
		상	중	하
인공지능 정의	인공지능의 개념을 설명할 수 있으며 분류를 할 수 있다			
인공지능 과거/현재/미래	인공지능의 발전 단계를 설명할 수 있다			
머신러닝 정의	머신러닝의 개념에 대해 설명할 수 있다.			
통계와 확률	상관분석과 회귀분석의 개념을 설명할 수 있다.			
지도/비지도 학습과 강화학습	지도학습, 비지도학습, 강화학습의 차이점을 설명할 수 있다.			

평가 방법

- 포트폴리오

평가 내용	평가 내용	성취수준		
		상	중	하
인공지능 정의	인공지능 개념 및 분류 숙지 수준			
인공지능 과거/현재/미래	인공지능 발전 단계 식별 능력			
머신러닝 정의	머신러닝 개념 및 분류 숙지 수준			
통계와 확률	케이스 별 적절한 분석 방법 적용			
지도/비지도 학습과 강화학습	지도학습, 비지도학습, 강화학습의 차이점 숙지 수준			

피 드 백

- 핵심 용어 및 학습 목표 피드백
 - 인공지능 개념 및 분류를 숙지한다.
 - 인공지능 발전 단계를 식별할 수 있도록 연습한다.
 - 머신러닝 개념 및 분류를 숙지한다.
 - 상관분석과 회귀분석의 개념을 정리한다

학습 1	인공지능과 머신러닝
학습 2	딥러닝
학습 3	인공지능 API

2-1. 딥러닝 정의

학습목표 • 딥러닝의 정의 및 역사, 미래에 대해 설명할 수 있다.

필요 지식 /

① 딥러닝 정의

딥러닝은 여러 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화를 시도하는 기계학습 알고리즘의 집합으로 정의되며, 큰 틀에서 사람의 사고방식을 컴퓨터에게 가르치는 기계 학습의 한 분야라고 이야기할 수 있다.

딥러닝은 머신러닝의 3가지 패러다임에서 신경 모형 패러다임에 속한다. 연결주의론에서 장애물로 여겨졌던 비선형문제, 다층 신경망에서의 효과적인 학습모델, 역전파 시 지역최소값의 함정, 신경망의 층 수가 늘어날 때 수렴의 어려움, 문제의 규모가 커질 때 나타나는 컴퓨터 성능의 한계, 레이블된 디지털 데이터의 부족 등의 문제가 기술의 발전으로 점차 해결되면서 최근 인공지능 분야에서 가장 주목받는 기술 분야로 자리잡고 있다.

2~3개의 층으로 되어있는 신경망을 쉘로우 러닝이라고 칭하고 그 이상인 것을 딥러닝이라고 한다. 신경망의 층 수가 10개 이상이면 Very Deep Learning이라고 한다. 딥러닝에서 입력층과 출력층 사이에 있는 층을 은닉층이라고 하며 이러한 이유로 딥러닝을 심층 신경망이라고도 한다.

적은 갯수의 신경망으로 이루어진 쉘로우 러닝은 적용범위가 제한적이고 복잡한 문제를 해결하는데에는 무리가 있다. 복잡한 문제를 풀기 위해서는 신경망의 계층 수를 늘리고 뉴런과 연결되는 가지(branch)의 수도 함께 늘려야 한다. 하지만 딥러닝의 신경망 계층 수를 늘리면 연산에 필요한 복잡도가 제곱 크기로 늘어나고 컴퓨터의 계산량도 이에 비례해 늘어나게 된다.

② 딥러닝의 역사

1979년 쿠니히코 후쿠시마는 최초로 신경생리학의 전문지식이 융합된 인공신경망인 네오 코그니트론 모델을 발표했다. 이는 오늘날 딥러닝에서 사용하고 있는 경사감소법, 지도학습 기반의 피드포워드 신경망, 그리고 컨볼루션 신경망 등의 개념과 거의 유사하다. 그는 역전파 기법 대신에 “자율형성” 방법을 사용하였고 그의 신경망은 깊은구조를 갖고 있음에도 범용적인 딥러닝 문제를 심각하게 고려하지 않았다. 대신 역전파가 없는 국부적인 비지도학습 방법을 채택했다. 이 연구는 이후 이미지 인식 분야에 많은 영향을 주었다.

1989년에 얀 르쿤과 데이비드 파커는 오류역전파 알고리즘에 기반하여 우편물에 손으로 쓰여진 우편번호를 인식하는 딥 뉴럴 네트워크를 소개했다. 알고리즘은 성공적이었으나 신경망 학습에 소요되는 시간이 거의 3일이 걸렸고 이것은 다른분야에 일반적으로 적용되기에는 비현실적인 것으로 여겨졌다.

경사감소법을 이용해 에러를 역전파하는 과정에서 경사도가 급격히 감소하는 문제 또는 계산 영역을 벗어나는 현상이 발생한다. 이를 장기간 지연 문제라고 하는데, 1991년 독일의 썬 호크라이터는 지역최소값에 머무르게 되는 원인을 출력층의 정보를 계속 메모리에 저장해서 역전파에 이용하는 장단기 기억법을 개발해서 해결했다.

이 외에도 불연속 시뮬레이션에서 초기 상태를 어떻게 선택하느냐에 따라 수렴이 안되고 진동 또는 발산하는 문제, 트레이닝셋에 너무 가깝게 맞추어 학습되는 과적합 문제, 원론적으로 생물학적 신경망과는 다르다는 이슈들이 끊임없이 제기되면서 인공신경망은 관심에서 멀어졌다.

2000년대에 들어서면서 혁신적인 알고리즘의 개발과 컴퓨터 하드웨어의 발전으로 딥러닝 연구는 거센 물살을 타게 되었다. 토론토대의 제프리 힌튼 교수 연구팀과 같은 일부 기관에서 연구를 지속한 결과 슈퍼 컴퓨터를 기반으로 딥러닝 개념을 증명하는 알고리즘을 병렬화하는데 성공했다. 이와 함께 병렬 연산에 최적화된 GPU의 등장으로 신경망의 연산 속도를 획기적으로 가속하며 진정한 딥러닝 기반 인공지능의 등장을 불러왔다.

③ 딥러닝의 미래

딥러닝의 등장으로 인해 머신러닝의 실용성은 강화되었고, 인공지능의 영역은 확장되었다. 딥러닝은 컴퓨터 시스템을 통해 지원 가능한 모든 방식으로 작업을 세분화한다. 자동차의 자율주행, 예방 의학, 사용자 맞춤형 콘텐츠 추천 등 딥러닝 기반 기술들은 일상에서 이미 사용되고 있거나, 실용화를 앞두고 있다. 딥러닝은 일반AI를 실현할 수 있는 잠재력을 가진 인공지능의 현재이자, 미래로 평가 받고 있다.

수행 내용 / 딥러닝 정의의 이해

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 딥러닝 용어의 정의를 이해하고 신경망 층수에 따른 분류를 확인한다.
- ② 딥러닝의 발전 순서와 역사에 대해 확인한다.
- ③ 딥러닝의 발전 방향에 따른 미래의 딥러닝에 대해 논의한다.

수행 tip

- 딥러닝의 개념에 대한 이해 및 발전 방향의 분석.

2-2. 뉴럴 네트워크

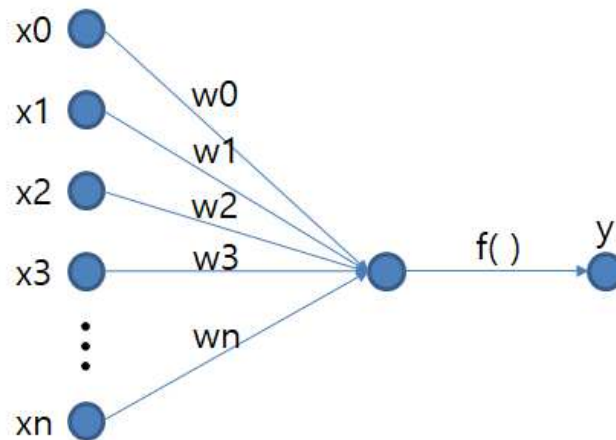
학습목표

- 뉴럴 네트워크를 이루는 뉴런과 뉴럴 네트워크 안에서의 관계에 대해 설명할 수 있다.

필요 지식 /

① 뉴런

인간의 사고와 인지에 관심이 있던 인지과학자와 새로운 계산모델에 관심을 갖고 있던 학자들은 신경해부학적 사실을 토대로 하여 간단한 연산기능만을 갖는 처리기(인공 뉴런)를 고안하였다.



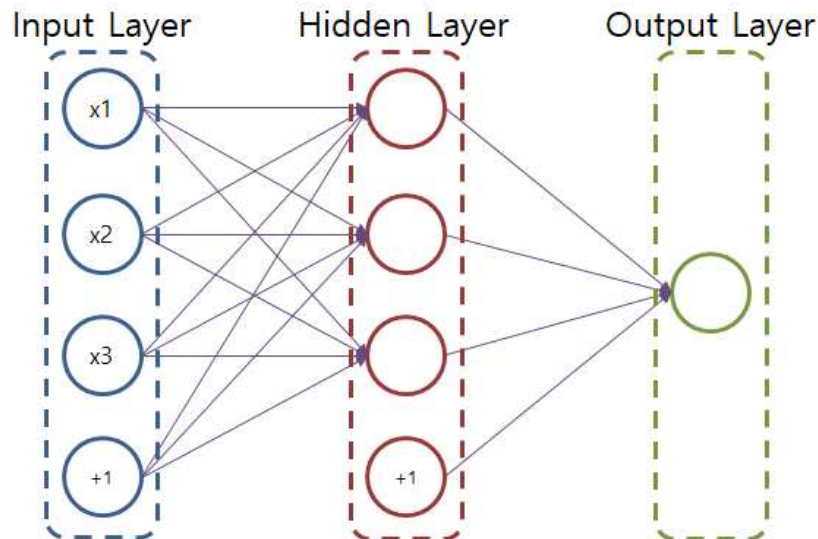
인공신경망을 구성하는 프로세서인 인공 뉴런의 기능은 다음과 같다. 단순히 입력된 신호 $x = [x_1, x_2, x_3 \dots x_n]$ 을 연결가중치 $w = [w_1, w_2, w_3 \dots w_n]$ 과 곱한 값을 모두 더한 다음, 그 결과에 비선형 함수 f 를 취하는 것이다. 이때 동일한 입력 x 를 가했을 때의 출력은 w 에 따라 다른 값이 된다. 따라서 정보는 바로 연결 가중치 벡터 w 에 저장된다고 볼 수 있다. 출력 y 의 값은 다음과 같은 식에 의해 계산된다.

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i - \theta \cdot w_0\right)$$

이때 f 는 비선형 특성을 갖는 함수로서, 이를 활성화함수 또는 전달함수라 한다. 여기에서 θ 는 뉴런 자체의 임계값 또는 바이어스로서 함수 내 인자 값이 임계치보다 작을 때는 뉴런이 활성화 되지 않도록 하는 역할을 한다.

② 뉴럴 네트워크

뉴럴 네트워크는 뉴런이 여러개 모여 망(network)을 이룬 것이며 인공 신경망 이라고도 부른다. 뉴럴 네트워크는 입력층(Input Layer), 은닉층(Hidden Layer), 출력층(Output Layer)로 구분할 수 있으며 은닉층의 경우 여러개로 구성될 수 있고 은닉층의 개수가 많을수록 좀 더 복잡한 내용의 학습이 가능하나 그만큼 연산의 복잡도도 증가하게 된다.



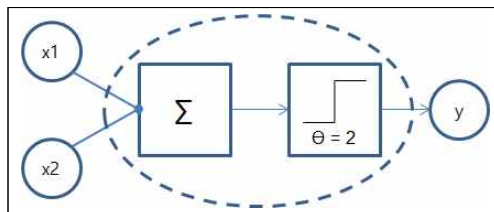
③ 최초의 인공신경망

1943년 워런 맥컬록과 월터 피츠는 생물학적인 신경망 이론을 단순화해서 논리, 산술, 기호 연산 기능을 구현할 수 있는 인공신경망 이론이 담긴 논문을 발표했다. 이 인공신경망 이론은 오늘날 우리가 사용하고 있는 디지털 회로의 논리 게이트와 유사하다. 그들은 이것을 한계 논리 단위(TLU: Threshold Logic Unit)라고 정의했다.

TLU의 신호는 0 또는 1을 가지며, 흥분줄기와 억제줄기라는 두 가지 형태의 신호 줄기가 있다. 억제줄기 중 하나라도 1이라는 신호를 가지면 그 TLU는 0이 된다. 만약 억제줄기가 없거나 1을 가지지 않을 때는 TLU값은 흥분줄기의 값을 모두 더해 임계치, θ 를 넘으면 1이라는 값을 갖는다. TLU의 동작 개념을 AND와 OR 논리 연산자에 적용하면 다음과 같다.

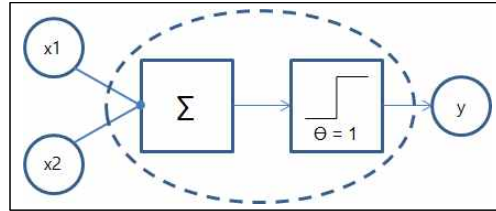
입력 x1	입력 x2	출력 y
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

AND 연산자



입력 x1	입력 x2	출력 y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

OR 연산자



AND 논리 연산인 경우 흥분출기의 값의 합이 임계치인 2보다 크거나 같으면 1이고 그렇지 않으면 0이 된다. OR 논리 연산인 경우에는 마찬가지로 흥분출기의 합이 임계치 1보다 작으면 0이고 크거나 같으면 1이 된다.

맥컬록과 피츠의 TLU에는 가중치의 개념이 적용되지 않았다. TLU에서 가중치의 입력이 필요하면 흥분출기 말단에 여러 가닥의 입력단자를 표현해 가중치의 역할을 대신했다.

4 가중치 개념의 적용

1949년 도널드 올딩 헵은 생물학적 신경망에서 시그널이 발생할 때 신경망에서 나타나는 학습 및 기억 효과를 인공신경망에 적용할 수 있음을 보여줬다. 헵은 생물학적 신경망에서 뉴런 A에서 엑손을 따라 뉴런 B로 신호가 전달될 때 신호전달의 효율성 또는 다른 어떤 목적을 위해 반복적으로 또는 지속적으로 신호가 자극됨을 주시했다. 이 결과로 뉴런 A에서 뉴런 B로 가는 경로, 즉 시냅스 연결이 강화된다. 그는 이를 신경 레벨에서 발생하는 일종의 학습 또는 기억의 과정이라고 보고 인공신경망에서는 가중치라는 개념으로 설명했다. 그는 이러한 현상을 헵스 규칙 또는 헵스 학습이라고 불렀다.

5 인공신경망 최초의 알고리즘

1958년 프랭크 로센블라트는 TLU 이론과 헵스 규칙 연구를 바탕으로 퍼셉트론 이론을 발표했다. 퍼셉트론은 인공신경망 이론을 설명한 최초의 알고리즘이다.

로센블라트는 사람의 시각 인지과정에 영감을 얻어 퍼셉트론 이론을 인공적인 시각인지 과정을 구현하는 데 적용했다. 그의 목표는 사람의 시각 인지 과정과 같이 실제로 어떤 물체를 시각적으로 인지하는 물리적인 장치를 만드는 것이었다. 예를 들면, 여러 가지 단순한 이미지를 시각적으로 감지하고 그것들을 삼각형, 사각형, 동그라미 등과 같은 몇 개의 카테고리로 구분하는 장치 같은 것이다. 사람의 홍채 역할을 하는 400여 개의 빛을 감지하는 센서와 이것들을 증폭시키는 512개의 방아쇠 기능을 하는 부품, 그리고 이를 제어하기 위한 40개의 모터와 다이얼 스위치를 사용했다. 그러나 이러한 복잡한 장치는 단지 8개의 뉴런을 시뮬레이션 할 수 있었다.

수행 내용 / 중추신경계(뇌)의 인공적 구현

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 뉴런의 인공적 구현에 대한 구조를 확인한다.
- ② 뉴럴 네트워크의 구조와 각 계층별 역할에 대해 확인한다.
- ③ 초기 인공신경망의 구조를 확인하고 가중치가 미치는 영향에 대해 논의한다.

수행 tip

- 뉴런과 뉴럴네트워크에 대한 이해. 가중치의 개념 및 역할에 대한 이해.

2-3. 단/다층 퍼셉트론

학습목표

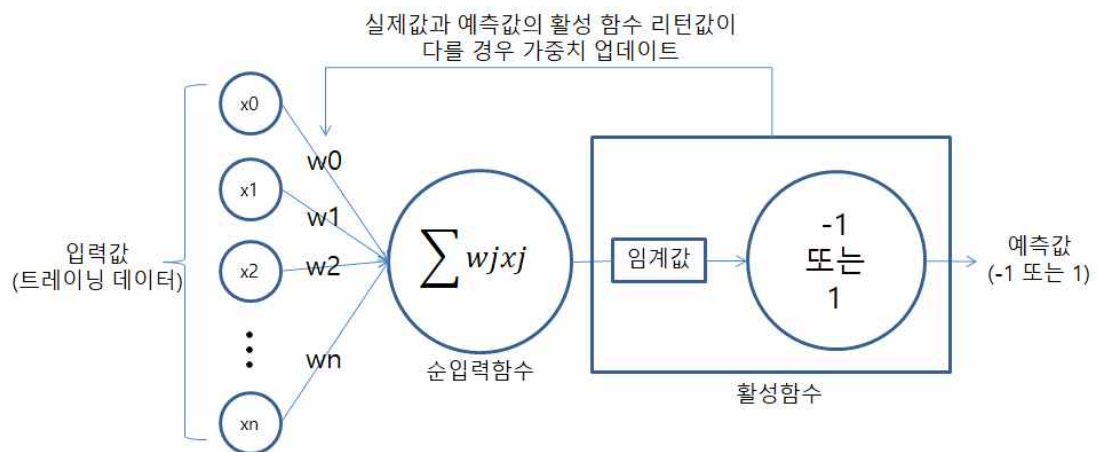
- 단층/다층 퍼셉트론의 구조와 활용을 위한 분류에 대해 설명할 수 있다.

필요 지식 /

① 단층 퍼셉트론

1957년 프랭크 로센블라트는 MCP 뉴런 모델을 기초로 퍼셉트론 학습 규칙이라는 개념을 고안하게 되는데, 로센블라트는 하나의 MCP 뉴런이 출력신호를 발생할지 안할지 결정하기 위해, 뉴런으로 들어오는 각 입력값에 곱해지는 가중치 값을 자동적으로 학습하는 알고리즘을 제안했다.

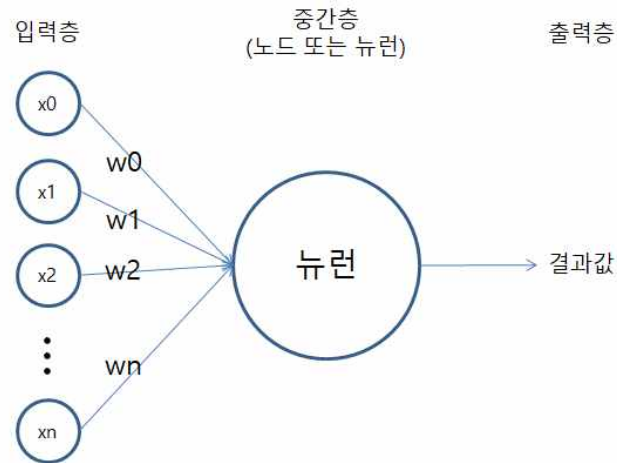
퍼셉트론은 머신러닝의 지도학습이나 분류의 맥락에서 볼 때, 하나의 샘플이 어떤 클래스에 속해 있는지 예측하는데 사용될 수 있다.



$x_0 \sim x_n$ 은 퍼셉트론 알고리즘으로 입력되는 값이며, $w_0 \sim w_n$ 은 각각의 입력값에 곱해지는 가중치이다. 입력값은 보통 분류를 위한 데이터의 특성을 나타내는 값으로 이루어져 있으며, 이 특성값에 가중치를 곱한 값을 모두 더하여 하나의 값으로 만든다. 이 값을 만드는 함수를 순입력함수라고 부른다. 순입력함수의 결과값을 특정 임계값과 비교를 하고, 순입력함수 결과값이 이 임계값보다 크면 1, 그렇지 않으면 -1로 출력하는 함수를 정의한다. 이 함수를 활성함수라고 부른다.

퍼셉트론은 다수의 트레이닝 데이터를 이용하여 일종의 지도학습을 수행하는 알고리즘이다. 트레이닝 데이터에는 데이터의 특성값에 대응되는 실제 결과값을 가지고 있어야 한다. 입력되는 특성값에 대한 실제 결과값을 활성함수에 의해 -1 또는 1로 변환한다.

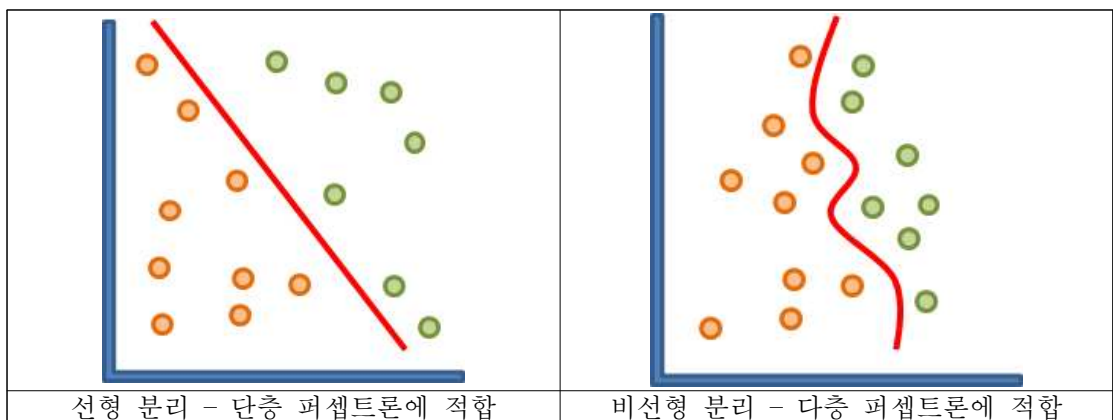
이렇게 변환한 값과 퍼셉트론 알고리즘에 의해 예측된 값이 다르면 이 두 개의 값이 같아질 때까지 특정식에 의해 가중치를 업데이트 한다.



중간층을 노드 또는 뉴런이라 부르며, 입력층은 다른 노드의 출력값이 입력값으로 입력되는 것이고, 출력층은 이 노드의 출력값이 다른 노드로 전달되는 층이다. 이와 같이 중간층이 하나의 노드로 구성되어 중간층과 출력층의 구분이 없는 구조를 단순 또는 단층 퍼셉트론이라 부른다.

2 다층 퍼셉트론

다층 퍼셉트론은 중간층을 구성하는 노드가 여러개이고, 이러한 중간층이 다수로 구성되어 있는 구조를 말한다.



단층 퍼셉트론은 선형 분리문제를 풀 수 있는 알고리즘 이었다. 따라서 결과가 단순히 TRUE/FALSE로 구분되는 문제에 대해서는 풀 수 있었지만 결과값이 다양하게 나올 수 있는 문제들에 대해서는 해결할 수 없었다. 이러한 문제는 다층 퍼셉트론을 적용하여 해결되었다.

수행 내용 / 인공신경망을 구성하는 퍼셉트론

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 단층 퍼셉트론의 원리 및 구조를 확인한다.
- ② 다층 퍼셉트론의 개념과 분리문제와의 관련성에 대해 논의한다.

수행 tip

- 단층 퍼셉트론과 다층 퍼셉트론의 관계. 선형 분리와 비선형 분리에 퍼셉트론 적용 방법

2-4. 학습 알고리즘과 신경망 분류

학습목표

- 딥러닝 학습 알고리즘에 따른 신경망의 분류에 대해 설명할 수 있다.

필요 지식 /

① 딥러닝 학습 알고리즘 개요

딥러닝은 다양한 종류의 심층 신경망 구조가 존재하지만, 대부분의 경우 대표적인 몇 가지 구조들에서 파생된 것이다. 그렇지만 여러 종류의 구조들의 성능을 동시에 비교하는 것이 항상 가능한 것은 아닌데, 그 이유는 특정 구조들의 경우 주어진 데이터 집합에 적합하도록 구현되지 않은 경우도 있기 때문이다.

② 심층 신경망

심층 신경망은 입력층과 출력층 사이에 여러개의 은닉층들로 이루어진 인공신경망이다. 심층 신경망은 일반적인 인공신경망과 마찬가지로 복잡한 비선형 관계들을 모델링할 수 있다. 예를 들어, 사물 식별 모델을 위한 심층 신경망 구조에서는 각 객체가 이미지 기본 요소들의 계층적 구성으로 표현될 수 있다. 이때, 추가 계층들은 점진적으로 모여진 하위 계층들의 특징들을 규한시킬 수 있다. 심층 신경망의 이러한 특징은, 비슷하게 수행된 인공신경망에 비해 더 적은 수의 유닛들 만으로도 복잡한 데이터를 모델링할 수 있게 해준다.

이전의 심층 신경망들은 보통 앞먹임 신경망으로 설계되어 왔지만, 최근의 연구들은 심층 학습 구조들을 순환 신경망에 성공적으로 적용했다. 일례로 언어 모델링 분야에 심층 신경망 구조를 적용한 사례등이 있다. 합성곱 신경망의 경우에는 컴퓨터 비전 분야에서 잘 적용되었을 뿐만 아니라, 각각의 성공적인 적용 사례에 대한 문서화 또한 잘 되어 있다. 더욱 최근에는 합성곱 신경망이 자동 음성인식 서비스를 위한 음향 모델링 분야에 적용되었으며, 기존의 모델들 보다 더욱 성공적으로 적용되었다는 평가를 받고 있다.

심층 신경망은 표준 오류역전파 알고리즘으로 학습될 수 있다. 이때, 가중치들은 아래의 등식을 이용한 확률적 경사 하강법을 통하여 갱신될 수 있다.

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \Delta w_{ij}(t) + \eta \frac{\partial C}{\partial w_{ij}}$$

여기서, η 는 학습률(learning rate)을 의미하며, C 는 비용함수(cost function)를 의미한다.

비용함수의 선택은 학습의 형태(지도 학습, 자율 학습 (기계 학습), 강화 학습 등)와 활성화함수(activation function)같은 요인들에 의해서 결정된다. 예를 들면, 다중 클래스 분류 문제(multiclass classification problem)에 지도 학습을 수행할 때, 일반적으로 활성화함수와 비용함수는 각각 softmax 함수와 교차 엔트로피 함수(cross entropy function)로 결정된다. softmax 함수는 $p_j = \frac{\exp(x_j)}{\sum_k \exp(x_k)}$ 로 정의된다, 이때, P_j 는 클래스 확률(class probability)을 나타내며, x_j 와 x_k 는 각각 유닛 j로의 전체 입력(total input)과 유닛 k로의 전체 입력을 나타낸다. 교차 엔트로피는 $C = -\sum_j d_j \log(p_j)$ 로 정의된다, 이때, d_j 는 출력 유닛 j에 대한 목표 확률(target probability)을 나타내며, p_j 는 해당 활성화함수를 적용한 이후의 j에 대한 확률 출력(probability output)이다.

심층 신경망은 과적합과 높은 시간 복잡도가 문제로 발생한다. 심층 신경망이 과적합에 취약한 이유는 추가된 계층들이 학습 데이터의 rare dependency의 모형화가 가능하도록 해주기 때문이다. 오차역전파법과 경사 하강법은 구현의 용이함과 국지적 최적화(local optima)에 잘 도달한다는 특성으로 인해 다른 방법들에 비해 선호되어온 방법들이다. 그러나 이 방법들은 심층 신경망을 학습 시킬 때 시간 복잡도가 매우 높다. 심층 신경망을 학습시킬 때에는 크기(계층의 수와 계층 당 유닛 수), 학습률, 초기 가중치 등 많은 매개변수(parameter)들이 고려되어야 한다. 하지만 최적의 매개변수들을 찾기 위해 매개변수 공간 전부를 확인하는 것은 계산에 필요한 시간과 자원의 제약으로 인해 불가능하다. 시간 복잡도를 해결하기 위해, 미니 배치(mini batch, 여러 학습 예제들의 경사를 동시에 계산), 드롭 아웃(drop out)과 같은 다양한 '요책'들이 등장하였다. 또한, 행렬 및 벡터 계산에 특화된 GPU는 많은 처리량을 바탕으로 두드러지는 학습 속도 향상을 보여주었다.

[3] 합성곱 신경망

합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)은 최소한의 전처리(preprocess)를 사용하도록 설계된 다계층 퍼셉트론(multilayer perceptrons)의 한 종류이다. CNN은 하나 또는 여러개의 합성곱 계층과 그 위에 올려진 일반적인 인공 신경망 계층들로 이루어져 있으며, 가중치와 통합 계층(pooling layer)들을 추가로 활용한다. 이러한 구조 덕분에 CNN은 2차원 구조의 입력 데이터를 충분히 활용할 수 있다. 다른 딥 러닝 구조들과 비교해서, CNN은 영상, 음성 분야 모두에서 좋은 성능을 보여준다. CNN은 또한 표준 역전달을 통해 훈련될 수 있다. CNN은 다른 피드포워드 인공신경망 기법들보다 쉽게 훈련되는 편이고 적은 수의 매개변수를 사용한다는 이점이 있다. 최근 딥 러닝에서는 합성곱 심층 신뢰 신경망 (Convolutional Deep Belief Network, CDBN)가 개발되었는데, 기존 CNN과 구조적으로 매우 비슷해서, 그림의 2차원 구조를 잘 이용할 수 있으며 그와 동시에 심층 신뢰 신경망 (Deep Belief Network, DBN)에서의 선훈련에 의한 장점도 취할 수 있다. CDBN은 다양한 영상과 신호 처리 기법에 사용될 수 있는 일반적인 구조를 제공하

며 CIFAR 와 같은 표준 이미지 데이터에 대한 여러 벤치마크 결과에 사용되고 있다.

④ 순환 신경망

순환 신경망은 인공신경망을 구성하는 유닛 사이의 연결이 Directed cycle을 구성하는 신경망을 말한다. 순환 신경망은 앞먹임 신경망과 달리, 임의의 입력을 처리하기 위해 신경망 내부의 메모리를 활용할 수 있다. 이러한 특성에 의해 순환 신경망은 필기체 인식(Handwriting recognition)과 같은 분야에 활용되고 있고, 높은 인식률을 나타낸다. 순환 신경망을 구성할 수 있는 구조에는 여러가지 방식이 사용되고 있다. 완전 순환망(Fully Recurrent Network), Hopfield Network, Elman Network, Echo state network(ESN), Long short term memory network(LSTM), Bi-directional RNN, Continuous-time RNN(CTRNN), Hierarchical RNN, Second Order RNN 등이 대표적인 예이다. 순환 신경망을 훈련(Training)시키기 위해 대표적으로 경사 하강법, Hessian Free Optimization, Global Optimization Methods 방식이 쓰이고 있다. 하지만 순환 신경망은 많은 수의 뉴런 유닛이나 많은 수의 입력 유닛이 있는 경우에 훈련이 쉽지 않은 스케일링 이슈를 가지고 있다.

⑤ 심층 신뢰 신경망

심층 신뢰 신경망(Deep Belief Network, DBN)이란 기계학습에서 사용되는 그래프 생성 모형(generative graphical model)으로, 딥 러닝에서는 잠재변수(latent variable)의 다중계층으로 이루어진 심층 신경망을 의미한다. 계층 간에는 연결이 있지만 계층 내의 유닛 간에는 연결이 없다는 특징이 있다.

DBN은 생성 모형이라는 특성상 선행학습에 사용될 수 있고, 선행학습을 통해 초기 가중치를 학습한 후 역전파 혹은 다른 판별 알고리즘을 통해 가중치의 미조정을 할 수 있다. 이러한 특성은 훈련용 데이터가 적을 때 굉장히 유용한데, 이는 훈련용 데이터가 적을수록 가중치의 초기값이 결과적인 모델에 끼치는 영향이 세지기 때문이다. 선행학습된 가중치 초기값은 임의로 설정된 가중치 초기값에 비해 최적의 가중치에 가깝게 되고 이는 미조정 단계의 성능과 속도향상을 가능케 한다.

DBN은 비지도 방식으로 계층마다 학습을 진행하는데 이때 각각의 계층은 보통 RBM의 형태를 띄고 있다. RBM들을 쌓아 올리면서 DBN을 훈련시키는 방법에 대한 설명은 아래에 제공되어 있다. RBM은 에너지 기반의 생성 모형으로 가시 유닛과 은닉 유닛으로 이루어진 무방향 이분 그래프 형태이다. 가시 유닛들과 은닉 유닛들 사이에만 연결이 존재한다.

RBM이 훈련되고 나면 다른 RBM이 그 위에 쌓아 올려짐으로써 다중 계층 모형을 형성

한다. RBM이 쌓아 올려질 때마다, 이미 훈련된 RBM의 최상위 계층이 새로 쌓이는 RBM의 입력으로 쓰인다. 이 입력을 이용하여 새 RBM이 훈련되고, 원하는 만큼의 계층이 쌓일 때까지 해당 과정이 반복된다.

실험결과에 따르면, CD의 최대가능도 근사가 굉장히 투박함에도 불구하고, 심층 신경망 구조를 학습하기에는 충분히 효과적인 방식이라고 한다.

수행 내용 / 학습 알고리즘과 신경망 분류의 이해

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 공구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 딥러닝의 심층 신경망 구조들에 대해 이해한다.
- ② 심층 신경망의 개념과 구조에 대해 확인한다.
- ③ 합성곱 신경망의 개념과 구조에 대해 확인한다.
- ④ 순환 신경망의 개념과 구조에 대해 확인한다.
- ⑤ 심층 신뢰 신경망의 개념과 구조에 대해 확인한다.

수행 tip

- 알고리즘에 따른 신경망의 구조와 종류.

교수 방법

- 딥러닝의 정의 및 역사에 대해 설명한다.
- 뉴럴 네트워크의 구조와 계층별 역할에 대해 설명한다.
- 퍼셉트론의 개념과 단/다층 퍼셉트론의 차이에 대해 설명한다.
- 학습 알고리즘에 따른 신경망의 분류에 대해 설명한다.

학습 방법

- 딥러닝의 신경망 계층에 따른 분류를 분석한다.
- 뉴런의 구조에 대해 분석하고 알고리즘 및 가중치 적용에 대해 학습한다.
- 단층 퍼셉트론의 구조를 분석하고 단/다층 퍼셉트론의 적용 사례를 논의한다.
- 신경망의 종류를 분석하고 차이점을 식별한다.

학습2 평 가

평가 준거

- 평가자는 학습자가 수행준거 및 평가항목에 제시되어 있는 내용을 성공적으로 수행 하였는지를 평가해야 한다.
- 평가자는 다음 사항을 평가해야 한다.

평가 내용	평가 내용	성취수준		
		상	중	하
딥러닝 정의	딥러닝의 개념을 설명할 수 있다.			
뉴럴 네트워크	뉴런의 구조와 신경망의 계층에 따른 역할을 설명할 수 있다.			
단/다층 퍼셉트론	단층 퍼셉트론의 구조와 단/다층 퍼셉트론의 적용사례의 예시를 들 수 있다.			
학습 알고리즘과 인공신경망 분류	학습 알고리즘에 따른 인공신경망의 분류를 구분할 수 있다.			

평가 방법

- 포트폴리오

평가 내용	평가 내용	성취수준		
		상	중	하
딥러닝 정의	딥러닝 개념 및 분류 숙지 수준			
뉴럴 네트워크	신경망의 계층과 역할의 식별 능력			
단/다층 퍼셉트론	퍼셉트론의 구조와 사용예시 숙지 수준			
학습 알고리즘과 인공신경망 분류	학습 알고리즘에 따른 인공신경망 종류 식별 능력			

피 드 백

1. 핵심 용어 및 학습 목표 피드백
 - 딥러닝의 개념 및 분류를 숙지한다.
 - 신경망의 계층과 역할을 식별할 수 있도록 연습한다.
 - 퍼셉트론의 구조와 사용예시를 숙지한다.
 - 학습 알고리즘에 따른 인공신경망의 종류를 식별할 수 있도록 연습한다.

학습 1	인공지능과 머신러닝
학습 2	딥러닝
학습 3	인공지능 API

3-1. IBM Watson Platform

학습목표

- IBM Watson 서비스의 사용등록을 완료하고 코드를 작성하여 서비스 요청을 할 수 있다.

필요 지식 /

① IBM Watson의 개요

왓슨(Watson)은 자연어 형식으로 된 질문들에 답할 수 있는 인공지능 컴퓨터 시스템이며, 시험 책임자 데이비드 페루치가 주도한 IBM의 DeepQA 프로젝트를 통해 개발되었다. 왓슨은 IBM 최초의 회장 토머스 J. 왓슨에서 이름을 따왔다. 왓슨은 제퍼디 게임에서 영감을 얻어 2005년부터 개발되었다. 그리고 2011년 기능 시험으로서 왓슨은 퀴즈 쇼 제퍼디에 참가하였으며 인간 참가자를 제치고 게임에서 승리하였다. 현재의 왓슨은 종양학 전문 왓슨, 방사선학 전문 왓슨, 내분비학, 법학, 세금 규정, 소비자 서비스 등 전문 왓슨이 따로 있으며 각 시스템에 맞는 전문적인 데이터를 각각 입력받아 학습하고 있다.

② IBM Watson의 제공 서비스

왓슨은 처음 가입한 회원에 한해 30일 간의 테스트 기간을 제공하고 있으며 30일 이후에는 각 서비스마다 책정된 과금 정책에 따라 유료로 이용할 수 있다. 왓슨이 제공하는 서비스로는 Watson Assistant, Discovery, Knowledge Catalog, Knowledge Studio, Language Translator, Machine Learning, Natural Language Classifier, Natural Language Understanding, Personality Insights, Speech To Text, Text to Speech, Tone Analyzer, Visual Recognition, Watson Studio를 제공하고 있다.

③ IBM Watson API 사용 예시 - Speech to Text

IBM Speech to Text 서비스는 IBM의 음성 인식 기능을 응용 프로그램에 추가 할 수 있는 API를 제공한다. 이 서비스는 다양한 언어 및 오디오 형식의 음성을 빠르게 텍스트로 변환하며 모든 응답 내용을 UTF-8 인코딩의 JSON 형식으로 반환한다.

Speech to Text 서비스를 사용하기 위해서는 왓슨으로부터 사용자 계정과 패스워드를 부여 받아야한다.

```
String USER_NAME = "9899ab7d-2a58-4ea9-a922-a3b15cf7d633";  
String PASSWORD = "Fuq7rtOrkoh1";
```

- 서비스 설정 : 서비스 객체를 설정하기 위해 사용자 계정과 패스워드로 서비스에 접속한다.

```
SpeechToText service = new SpeechToText();  
service.setUsernameAndPassword(USER_NAME, PASSWORD);
```

- 서비스 헤더 설정 : 왓슨은 기본적으로 서비스 사용에 대한 로그를 남겨 서비스를 개선하는데 사용하고 있다. 만약 왓슨에서 서비스의 내용을 바꾸길 원하지 않는다면 헤더에 내용을 명시해 주어야 한다.

```
Map<String, String> headers = new HashMap<String, String>();  
//true는 허용 / false는 불허  
headers.put("X-Watson-Learning-Opt-Out", "true");  
service.setDefaultHeaders(headers);
```

- 서비스 모델 검색 : 서비스에서 사용할 수 있는 모든 언어 모델을 검색한다.

```
//서비스 요청 인터페이스 ServiceCall  
ServiceCall<List<SpeechModel>> serviceCall = service.getModels();  
//서비스 요청을 실행해서 얻어온 모델 리스트  
List<SpeechModel> speechModelList = serviceCall.execute();  
  
//왓슨에서 제공하는 모든 언어 모델  
for(SpeechModel model:speechModelList) {  
    System.out.println(model);  
}  
  
//한국어에 해당하는 모델을 가져온다.  
ServiceCall<SpeechModel> serviceCall_koreanModel =  
    service.getModel("ko-KR_BroadbandModel");  
SpeechModel koreanModel = serviceCall_koreanModel.execute();  
System.out.println(koreanModel);
```


- 서비스 옵션 설정 : 사용할 서비스의 옵션을 설정한다.

- 콘텐츠 타입(contentType)
audio/basic (Use only with narrowband models.)
audio/flac
audio/l16 (Specify the sampling rate (rate) and optionally the number of channels (channels) and endianness (endianness) of the audio.)
audio/mp3
audio/mpeg
audio/mulaw (Specify the sampling rate of the audio.)
audio/ogg (The service automatically detects the codec of the input audio.)
audio/ogg:codecs=opus
audio/ogg:codecs=vorbis
audio/wav (Provide audio with a maximum of nine channels.)
audio/webm (The service automatically detects the codec of the input audio.)
audio/webm:codecs=opus
audio/webm:codecs=vorbis

- interimResults
중간 결과를 반환할지 여부를 나타낸다.
true 인 경우 임시 결과는 JSON SpeechRecognitionResults 객체의 스트림으로 반환된다.
false (기본값) 인 경우 응답은 최종 결과만 있는 단일 SpeechRecognitionResults 객체이다

- maxAlternatives
반환 될 대체 성적 증명서의 최대 수. 기본적으로 단일 사본이 반환된다.

- keywords
오디오에서 발견 할 수있는 키워드 목록이다. 각 키워드 문자열은 하나 이상의 토큰을 포함 할 수 있다.
키워드는 최종 결과에서만 발견된다.
키워드를 지정하는 경우 키워드 임계 값도 지정해야한다.
최대 1000 개의 키워드를 발견 할 수 있다.
키워드를 알아볼 필요가없는 경우 매개 변수를 생략하거나 빈 배열을 지정해야 한다.

- keywordsThreshold
키워드 검색을위한 최소 신뢰값.
신뢰도가 임계 값보다 크거나 같으면 단어는 키워드와 일치하는 것으로 간주된다.
0과 1 사이의 확률을 지정한다.
매개 변수를 생략하면 키워드 스포팅이 수행되지 않는다.
임계 값을 지정하는 경우 하나 이상의 키워드도 지정해야한다.

```
RecognizeOptions options = new RecognizeOptions.Builder()  
    .model("ko-KR_BroadbandModel")  
    .contentType("audio/mp3")  
    .interimResults(true)  
    .maxAlternatives(3)  
    .keywords(new String[]{"colorado",  
                           "tornado",  
                           "tornadoes"})  
    .keywordsThreshold(0.5)  
    .build();
```

- 서비스 실행 후 콜백지정 : 서비스 실행 후 자동으로 처리할 내용을 지정해준다.

```
BaseRecognizeCallback callback = new BaseRecognizeCallback() {
    //문자 변환 시 처리할 내용
    @Override
    public void onTranscription(SpeechResults speechResults) {
        for(Transcript transcript: speechResults.getResults()) {
            String text = transcript.getAlternatives().get(0).getTranscript();
            System.out.println(text);
        }
    }

    //연결 종료 시 처리할 내용
    @Override
    public void onDisconnected() {
        System.exit(0);
    }
};
```

- 서비스 실행 : 설정해놓은 옵션과 서비스 실행 후 처리할 콜백을 지정하여 서비스를 실행한다.

```
try {
    FileInputStream fis = new FileInputStream(
        getClass().getResource("speech.mp3").getPath());
    service.recognizeUsingWebSocket(fis, options, callback);
} catch (FileNotFoundException e) {
    e.printStackTrace();
}
```

4 IBM Watson API 사용 예시 - Test to Speech

IBM® Text to Speech 서비스는 IBM의 음성 합성 기능을 사용하여 다양한 언어, 방언 및 음성으로 텍스트를 자연스러운 발음으로 합성하는 API를 제공한다. 이 서비스는 각 언어에 대해 적어도 하나의 남성 또는 여성 음성, 때로는 둘 다를 지원한다. 오디오는 최소한의 지연으로 클라이언트로 다시 스트리밍된다.

Text to Speech 서비스를 사용하기 위해서는 왓슨으로부터 사용자 계정과 패스워드를 부여 받아야한다.

```
String USER_NAME = "6d8dd150-7f6f-4292-8939-a41e229e1850";
String PASSWORD = "vMofAGHWLykk";
```

- 서비스 설정 : 서비스를 설정할 때 IBM Watson에 등록한 사용자 계정과 패스워드로 서비스에 접속한다.

```
TextToSpeech service = new TextToSpeech();
service.setUsernameAndPassword(USER_NAME, PASSWORD);
```

- 서비스 헤더 설정 : 왓슨은 기본적으로 서비스 사용에 대한 로그를 남겨 서비스를 개선하는데 사용하고 있다. 만약 왓슨에서 서비스의 내용을 바꾸길 원하지 않는다면 헤더에 내용을 명시해 주어야 한다.

```
Map<String, String> headers = new HashMap<String, String>();
//true는 허용 / false는 불허
headers.put("X-Watson-Learning-Opt-Out", "true");
service.setDefaultHeaders(headers);
```

- 서비스 음성 타입 검색 : 서비스에서 사용할 수 있는 모든 음성 타입을 검색한다.

```
//서비스 요청 인터페이스 ServiceCall
ServiceCall<List<Voice>> serviceCall = service.getVoices();
//서비스 요청을 실행해서 얻어온 음성 리스트
List<Voice> voiceList = serviceCall.execute();

//왓슨에서 제공하는 모든 음성 타입
for(Voice voice:voiceList) {
    System.out.println(voice);
}

ServiceCall<Voice> serviceCall2 = service.getVoice("en-US_AllisonVoice");
Voice voice = serviceCall2.execute();
System.out.println(voice);
```

- 서비스 실행 : 설정해 놓은 옵션으로 서비스를 실행한다.

```
try {
    String text = "Hello! My name is Allison. Nice to meet you.";
    InputStream stream
        = service.synthesize(text, Voice.EN_ALLISON, AudioFormat.WAV)
        .execute();
    InputStream in = WaveUtils.reWriteWaveHeader(stream);
    OutputStream out = new FileOutputStream("hello_world.wav");
    byte[] buffer = new byte[1024];
    int length;
    while ((length = in.read(buffer)) > 0) {
        out.write(buffer, 0, length);
    }
    out.close();
    in.close();
    stream.close();
} catch (Exception e) {
    e.printStackTrace();
}
```

수행 내용 / IBM Watson Platform의 활용

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 도구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① IBM Watson 서비스 사용 등록 및 인증코드 부여.
- ② IBM Watson 서비스 설정 및 수행 코드 작성.
- ③ 서비스 수행 결과 확인.

수행 tip

- IBM Watson 제공 서비스의 종류 파악 .

3-2. Naver Clova Platform

학습목표

- Naver Clova 서비스의 테스트 코드를 작성하고 수행 결과를 확인할 수 있다.

필요 지식 /

① Naver Clova의 개요

네이버 클로바(Naver Clova)는 네이버에서 개발한 인공지능 플랫폼이다. 네이버 클로바가 탑재된 제품들은 검색 기능, 날씨 정보, 음악 추천 및 재생, 번역, 영어 프리토킹 등 다양한 기능들을 제공한다. 인공지능 기술 중 하나인 머신러닝(Machine Learning)을 사용하여 지속적인 학습을 할 수 있으며, 웹 기반의 콘솔을 통해 쉽게 사용할 수 있다. 스트리밍 형태로 지원되는 API를 통해 고객의 서비스에 음성인식 기능을 간단히 적용할 수 있다. 안드로이드(Android)와 iOS SDK가 제공되어 다양한 모바일 플랫폼에서도 이용이 가능하다. 한국어 외에도 영어, 일어, 중국어(간체)를 제공한다. 클로바는 다른 서비스 또는 생활 속에서 사용하는 기기와의 연결을 지원한다. 네이버의 인공지능 플랫폼인 클로바와 기기와의 연결로 사용자에게 더 높은 생활 편의성을 제공한다.

② Naver Clova의 제공 서비스

Clova A.I APIs는 클로바 음성 인식 기술(Clova Speech Recognition:CSR), 클로바 음성 합성 기술(Clova Speech Synthesis:CSS), 클로바 얼굴 인식 기술(Clova Face Recognition:CFR)의 서비스를 제공하고 있으며 각각의 서비스는 개별 과금 정책에 따라 이용 요금이 책정되어 있다. 또한 클로바 음성 인식 기술과 클로바 음성 합성 기술은 네이버 클라우드 플랫폼을 기반으로 하여 API가 제공되고 있으며 특히 클로바 음성 합성 기술은 보안상 API 인증을 위해 Client ID와 Android App의 개발 패키지 이름을 이용한다.

③ Naver Clova API 사용 예시 - 클로바 얼굴 인식 기술

Clova Face Recognition API(이하 CFR API)는 이미지 데이터를 입력받은 후 얼굴 인식 결과를 JSON 형태로 반환한다. CFR API는 이미지에 있는 얼굴 인식하여 분석 정보를 제공하는 얼굴 감지 API와 닮은 연예인을 알려주는 유명한 얼굴 인식 API를 제공한다. CFR API는 HTTP 기반의 REST API이며, 사용자 인증(로그인)이 필요하지 않은 비로그인 Open API이다.

CFR API를 사용하려면 개발하려는 애플리케이션을 네이버 개발자 센터에 등록해야 한

다. 이때, 사용할 API에 대한 권한을 설정해야 하며, API 사용 시 필요한 인증 정보를 획득해야 한다.

```
//애플리케이션 클라이언트 아이디값";
final String CLIENT_ID = "HPhM5z3Rlc11bvVauw";
//애플리케이션 클라이언트 시크릿값";
final String CLIENT_SECRET = "6fJyeyCs";
```

- 서비스 URL 연결 설정

```
// 유명한 얼굴 인식
String apiURL = "https://openapi.naver.com/v1/vision/celebrity";
// 얼굴 감지
//String apiURL = "https://openapi.naver.com/v1/vision/face";

URLConnection con = null;

try {
    URL url = new URL(apiURL);
    con = (URLConnection)url.openConnection();
    con.setUseCaches(false);
    con.setDoOutput(true);
    con.setDoInput(true);
} catch (MalformedURLException e) {
    e.printStackTrace();
} catch (IOException e) {
    e.printStackTrace();
}
```

- 파일 전송 설정

```
// multipart request
String boundary = "---" + System.currentTimeMillis() + "---";
con.setRequestProperty(
    "Content-Type", "multipart/form-data; boundary=" + boundary);
con.setRequestProperty("X-Naver-Client-Id", CLIENT_ID);
con.setRequestProperty("X-Naver-Client-Secret", CLIENT_SECRET);
OutputStream outputStream;
try {
    outputStream = con.getOutputStream();
    PrintWriter writer = new PrintWriter(
        new OutputStreamWriter(outputStream, "UTF-8"), true);

    String LINE_FEED = "\r\n";

    // file 추가
    String imgFile = FaceRecognition.class.getResource("face.jpg").getPath();
    File uploadFile = new File(imgFile);
    String paramName = "image"; // 파라미터명은 image로 지정
    String fileName = uploadFile.getName();
    writer.append("--" + boundary).append(LINE_FEED);
```

```

writer.append(
    "Content-Disposition: form-data; name=W" + paramName
    + "W"; filename=W" + fileName + "W").append(LINE_FEED);
writer.append("Content-Type: "
    + URLConnection.guessContentTypeFromName(fileName))
    .append(LINE_FEED);
writer.append(LINE_FEED);
writer.flush();

FileInputStream inputStream = new FileInputStream(uploadFile);
byte[] buffer = new byte[4096];
int bytesRead = -1;
while ((bytesRead = inputStream.read(buffer)) != -1) {
    outputStream.write(buffer, 0, bytesRead);
}

outputStream.flush();
inputStream.close();
writer.append(LINE_FEED).flush();
writer.append("--" + boundary + "--").append(LINE_FEED);
writer.close();
} catch (IOException e) {
    e.printStackTrace();
}

```

- 응답수신

```

BufferedReader br = null;
int responseCode;
try {
    responseCode = con.getResponseCode();
    if(responseCode==200) { // 정상 호출
        br = new BufferedReader(
            new InputStreamReader(con.getInputStream()));
    } else { // 에러 발생
        System.out.println("error!!!!!! responseCode= " + responseCode);
        br = new BufferedReader(
            new InputStreamReader(con.getInputStream()));
    }
    String inputLine;
    if(br != null) {
        StringBuffer response = new StringBuffer();
        while ((inputLine = br.readLine()) != null) {
            response.append(inputLine);
        }
        br.close();
        System.out.println(response.toString());
    }
} catch (IOException e) {
    e.printStackTrace();
}

```

수행 내용 / Naver Clova Platform의 활용

재료 · 자료

- 없음

기기(장비 · 도구)

- 컴퓨터, 빔 프로젝터, 문서 작성 소프트웨어

안전 · 유의 사항

- 실습 후에는 컴퓨터의 전원을 끈다.

수행 순서

- ① 개발 애플리케이션을 플랫폼에 등록하고 API 사용 인증 정보를 획득한다.
- ② 서비스 URL을 설정하고 파일 전송을 하는 코드를 작성한다.
- ③ 서비스를 수행하고 결과를 확인한다.

수행 tip

- Naver Clova Platform 제공서비스의 확인.

교수 방법

- IBM Watson 서비스 사용자 등록 과정을 시연한다.
- IBM Watson의 Text to Speech 서비스의 인증코드 획득 방법을 시연한다.
- IBM Watson의 서비스 수행 코드 작성법을 시연한다.
- Naver Clova 서비스 사용자 등록 과정을 시연한다.
- Naver Clova의 클로바 얼굴 인식 기술 서비스의 인증코드 획득 방법을 시연한다.
- Naver Clova의 서비스 수행 코드 작성법을 시연한다.

학습 방법

- IBM Watson 서비스 사용자 등록 과정을 수행할 수 있다.
- IBM Watson의 Text to Speech 서비스의 인증코드를 획득할 수 있다.
- IBM Watson의 서비스 수행 코드를 작성하고 수행 결과를 확인할 수 있다.
- Naver Clova 서비스 사용자 등록 과정을 수행할 수 있다.
- Naver Clova의 클로바 얼굴 인식 기술 서비스의 인증코드를 획득할 수 있다.
- Naver Clova의 서비스 수행 코드를 작성하고 수행 결과를 확인할 수 있다.

평가 준거

- 평가자는 학습자가 수행준거 및 평가항목에 제시되어 있는 내용을 성공적으로 수행 하였는지를 평가해야 한다.
- 평가자는 다음 사항을 평가해야 한다.

평가 내용	평가 내용	성취수준		
		상	중	하
IBM Watson Platform	IBM Watson 서비스의 사용등록을 하고 코드를 작성하여 코드 수행 결과를 확인할 수 있다.			
Naver Clova Platform	Naver Clova 서비스의 사용등록을 하고 코드를 작성하여 코드 수행 결과를 확인할 수 있다.			

평가 방법

- 포트폴리오

평가 내용	평가 내용	성취수준		
		상	중	하
IBM Watson Platform	IBM Watson 서비스의 정상적인 수행 결과 도출			
Naver Clova Platform	Naver Clova 서비스의 정상적인 수행 결과 도출			

피 드 백

1. 핵심 용어 및 학습 목표 피드백
 - IBM Watson 서비스의 사용등록 과정을 연습한다.
 - IBM Watson 서비스의 구현 코드 작성을 연습한다.
 - Naver Clova 서비스의 사용등록 과정을 연습한다.
 - Naver Clova 서비스의 구현 코드 작성을 연습한다.

참고 자료



- <https://ko.wikipedia.org/wiki/인공지능> . 위키백과 - 인공지능
- <https://ko.wikipedia.org/wiki/딥러닝> . 위키백과 - 딥러닝
- <https://ko.wikipedia.org/wiki/퍼셉트론> . 위키백과 - 퍼셉트론
- <https://www.ibm.com/watson/> . IBM Watson
- <https://clova.ai/ko> . Naver Clova
- 인공지능, 머신러닝, 딥러닝 입문. 김의중