강의자료 9-10

컨볼루션 신경망은 딥러닝에서 가장 성공한 모델이다.

컴퓨터 비전은 인공지능의 가장 중요한 연구 분야 중 하나이다.

딥러닝 이후 컴퓨터 비전 연구 패러다임은 수작업 규칙기반에서 대용량 영상 데이터 기계학습으로 변화하였다.

동물의 감각 기관은 광수용 세포의 뭉치인 수용장으로 구성되어 있으며 광수용 세포는 센싱한 빛의 강도를 화학 신호로 변화하여 수평 세포와 양극 세포로 전달한다. 수평 세포와 양극 세포는 신호를 통해 발화 여부를 결정한다.

허블과 비셀의 고양이 실험에서 에지 방향에 따라 반응하는 뉴런이 정해져 있고 같은 방향에 반응하는 뉴런은 같은 열에 배치됨을 발견했다.

LeNet-5는 실용적인 성능을 입증한 최초의 컨볼루션 신경망 모델이다.

예전 컴퓨터 비전에서는 개와 고양이 사진을 구별하는 문제를 풀기 어려워 캡차로 활용하였다

하지만 컨볼루션 신경망 이후로 해당 문제는 캡차로서의 기능을 상실했다.

AlexNet은 ILSVRC2012에서 오류율 15%로 우승하여 대회 이후로 컴퓨터 비전 연구자들은 딥러닝으로 전환

컨볼루션 신경망이 순환 신경망 또는 강화 학습과 결합하여 자연 영상 분석과 게임 학습 등을 실현했다.

컨볼루션 연산은 특징 추출이나 신호 변환에 사용되며 수용장과 커널의 선형 결합으로 이루어져 있다. 식에서 z는 입력신호, u는 커널, h는 커널의 크기를 의미한다.

컨볼루션은 커널에 따른 특징맵 추출, 원본 영상과 같은 크기의 특징맵 생성, 원본 영상 자체에 연산함에 따른 정보 손실이 없음의 특성을 가지고 있다.

컨볼루션층은 표준 컨볼루션에 덧대기, 보폭, 바이어스를 추가로 고려하여 구성되었다.

컨볼루션층은 다중 커널(덧대기)을 사용한다. 커널을 32, 64, 128개를 사용하여 다중 특징 맵을 추출한다.

풀링층(보폭)은 커널 안에 있는 화소 중 최대값을 취해 최대 풀링에 삽입한다, 상세함을 줄여 요약 통계량을 추출한다, 보폭을 s로하면 특징맵이 s배 만큼 줄어든다.

컨볼루션층의 특징 ? => 부분 연결성, 가중치 공유, 빌딩 블록

컨볼루션 신경망은 커널을 학습한다, 컨볼루션 신경망과 다층 퍼셉트론은 같은 손실함수와 옵티마이저를 사용한다.

컨볼루션 신경망에서 컨볼루션층과 풀링층은 특징 추출, FC층은 분류를 담당하는 통째 학습 방식이다.

텐서 플로 클래스 1. models(Sequential) 2. layers(Dense,Conv2D… 3. loss 4. optimizers

딥러닝의 전략 – 큰 신경망 구조를 사용하되 다양한 규제 기법(데이터 증대, 드롭아웃, 가중치 감쇠,앙상블, 배치 정규화)을 적용하여 과잉 적합을 방지한다.

큰 훈련 집합 사용은 과잉 적합을 방지하지만 비용이 많이 듬, 이에 딥러닝에서는 인위적으로 데이터를 늘리는(영상 이동,회전,좌우반전) 데이터 증대를 적용한다.

드롭아웃은 일정 비율의 가중치를 임의로 선택하여 불능으로 만들고 학습하는 규제 기법이다.

불능이 될 엣지는 샘플마다 독립적으로 랜덤하게 선택한다.

가중치 감쇠는 성능을 유지한 채로 가중치 크기를 낮추는 규제 기법이다.

객관적인 성능 평가 방법에는 교차검증, 제거조사가 있다.

전이학습이란 어떤 도메인의 데이터로 학습한 모델을 다른 도메인의 데이터를 인식하는데 활용해 성능 향상을 기대하는 기법이다.

강의자료 11

인공지능 제품도 사람처럼 센싱-인식-행위를 통해 결과와 상호작용을 수행해야 쓸모가 있다.

로봇은 에이전트, 환경, 지식 베이스가 명확히 구분되어 있다.

지식 베이스는 지식 표현을 위한 규칙기반, 프레임, 의미망, 온톨로지 으로 구축된다.

지능에이전트의 라이프 사이클은 문제정의-모델제작-디프로이-순환

지식 표현 방법론은 규칙기반(if-then), 프레임(슬롯-쌍), 의미망(그래프), 온톨로지

의미망(지식 그래프)는 현재 가장 널리 쓰이는 지식 표현 방법이다.

지능 에이전트는 틈새 없는 협동과 능동성이 있어야한다.

강의자료 12장

시계열 데이터란 시간 정보가 들어있어 시간 축을 따라 신호가 변하는 동적 데이터를 의미한다.

시계열 데이터 인식 고전 모델은 ARIMA, SARIMA가 있다.

시계열 데이터 인식 딥러닝 모델은 순환 신경망, LSTM이 있다.

시계열 데이터를 정적 데이터로 변환하여 다층 퍼셉트론, 컨볼루션 신경망에 입력하면 데이터 손실이 크다.

시계열 데이터의 특성으로 요소의 순서, 샘플 길이, 문맥 의존성, 계절성이 있다.

시계열 데이터는 가변 길이 벡터의 벡터로 표현한다.

예측 문제에서 w는 패턴을 자르는 단위, h는 예측 지정 수평선 계수

순환 신경망은 은닉층 노드 사이에 엣지가 있다는 사실을 제외하면 다층 퍼셉트론과 동일하다.

순환 신경망의 한계로는 장기 문맥 의존성 처리의 한계, 계속해서 들어오는 입력의 영향으로 기억력 감퇴가 있다.

LSTM은 게이트라는 개념으로 선별 기억(오래 전 기억)을 확보한다.

성능기준에서 평균절대값오차(MAE)는 스케일 문제에 대처하지 못하지만 평균절대값백분율오차(MAPE)는 스케일 문제에 대처할 수 있다.

자연어 처리는 인간이 구사하는 언어를 자동으로 처리하는 인공지능 분야이며 다양한 응용(언어 번역, 고객 응대 등)이 가능하다.

텍스트 데이터를 신경망에 입력하는 방법인 원핫코드는 사전 크기가 크면 원핫코드는 희소벡터가 되어 메모리를 낭비하며 원핫코드는 단어 사이의 연관관계를 반여하지못하는 문제점이 있고 이는 단어 임베딩을 통해 해결할 수 있다.

단어 임베딩이란 단어를 저차원 공간의 벡터로 표현하는 기법이다.

강의자료 13장

환경과 상호작용하며 환경의 상태를 보고 행동을 결정하고 실행하는 인간을 강화학습을 통해 컴퓨터로 학습할 수 있다.

강화학습의 예시인 다중 손잡이 밴딧 문제는 여러 손잡이 중 하나를 골라 당기면 1$를 잃거나 딴다. 손잡이 마다 승률이 정해져있고 사용자는 확률을 모른다. 해당 문제는 행동-상태변화-보상에서 상태변화가 빠진 행동-보상 사이클을 가지고 있다.

강화학습에서 게임의 시작할 때부터 마칠 때까지 기록을 에피소드라고 말한다.

문제를 해결하는 정책에는 탐험형 정책(처음부터 끝까지 무작위로 손잡이 선택), 탐사형 정책(몇 번 시도 후 승률이 높은 손잡이만 선택)가 있으며 에피소드가 충분히 긴 경우에는 에피소드로부터 승률을 계산하여 이후에는 승률이 가장 높은 손잡이만 당기는 최적 정책을 알아낼 수 있다. 하지만 현실은 주인이 수시로 확률을 바꾸는 등 호락호락하지 않다.

탐욕 알고리즘은 과거와 미래를 전혀 고려하지 않고 현재 순간의 정보만 가지고 현재 최고의 유리한 선택을 하는 알고리즘 방법론이다 즉, 탐사형에 치우진 알고리즘이다.

E-탐욕알고리즘은 E비율만큼 탐험형을 적용한 탐사 탐험 균형 알고리즘이다.

몬테카를로 방법은 현실 세계의 현상 또는 수학적 현상을 난수를 생성하여 시뮬레이션 하는 기법이다.

FrozenLake 문제, 마르코프 결정 프로세스(MDP)

MDP는 상태, 행동, 보상의 종류를 지정하고 행동을 취했을 때 발생하는 상태변환을 지배하는 규칙을 정의한다.

상태 전이에는 결정론적 환경(100%확률 새로운 상태 지정), 스토캐스틱환경(확률 분포에 따른 새로운 상태 지정)

강화학습에서 학습 알고리즘은 누적 보상을 최대화하는 최적 정책을 알아내야한다.

가치함수란 정책의 품질을 평가하는 함수이며 학습 알고리즘은 가치함수를 최대화 시켜야한다.

정책 반복 알고리즘은 계산 시간이 과도하여 잘 사용되지 않는다.

가치 반복 알고리즘은 벨만 최적 방적식을 이용하여 부트스트랩 방식(모든 상태가 부정확한 값으로 출발하여 이웃 상태와 정보를 주고 받으며 점점 수렴하는 방식)을 사용한다.

몬테카를로 방법은 학습기반이지만 부트스트랩이 아니다.

동적 프로그래밍은 학습기반이 아니지만 부트스트랩 방식이다.

학습기반의 장점과 부트스트랩의 장점을 결합한 알고리즘이 시간차 학습이며 Sarsa와 Q러닝 두가지 알고리즘이 있다.

DQN은 딥러닝과 Q러닝을 결합한 신경망 모델이다.

강화학습은 강한 인공지능에 한발짝 가깝게 해주었지만 아직 강한 인공지능은 멀리 위치해있다.