

인공지능 언플러그드 *AI Unplugged*

놀이로 배우는 인공지능

인공지능 학습을 위한
활동 및 교수 자료

Annabel Lindner
Stefan Seegerer



들어가면서

인공지능(AI, Artificial Intelligence)이 사회적으로 중요한 주제가 되고 있습니다. 2018년 말, 독일 정부에서 발표한 'AI 전략'과 같은 정책은 이를 나타내는 것 중 하나입니다. (한국 역시 2019년 12월에 '인공지능 국가 전략'을 발표했습니다.) 그러나 더욱 중요한 것은 우리는 시리(Siri)나 알렉사(Alexa)와 같은 인공지능 비서를 사용하는 등 이미 AI 시스템과 자연스럽게 상호작용하고 있다는 사실입니다. 그럼에도 불구하고 한 조사에 따르면 50% 이상의 독일인들이 인공지능이 무엇인지 모르고 있습니다.

이러한 문제를 해결하기 위해 AI 주제와 관련된 언플러그드 활동들을 구성하였습니다. 언플러그드 활동은 모든 연령의 학습자가 컴퓨터 과학의 아이디어와 개념을 적극적으로 경험하고, 컴퓨터를 사용하지 않고 배울 수 있는 접근 방식을 제공합니다.

이 책에는 모든 연령의 학습자들에게 AI의 아이디어와 개념을 가르치기 위해 사용할 수 있는 5가지 활동이 담겨있습니다.

오늘날 AI는 주로 기계 학습(Machine Learning)을 통해 실현되지만, AI는 기술적인 측면 뿐만 아니라 사회적 관련성에 대한 의문도 제기하는 등 그 이상의 의미를 갖습니다. 이 책은 이러한 주제들에 대해 아이들과 어른들이 논의할 수 있는 가능성을 보여줍니다.

이 자료에 대해 궁금한 사항이 있으신 경우, 언제든 아래의 메일로 연락해 주시길 바랍니다. (독일) aiunplugged@digi4all.de, (한국) ai4edu.kr@gmail.com

일부 활동에는 추가 자료가 필요합니다. 인쇄 템플릿은
아래 홈페이지에서 다운받으실 수 있습니다.

(독일) <https://aiunplugged.org>

(한국) <http://ai4edu.kr>





목 차

의사결정트리로 분류하기 (Classification with Decision Trees)	4
#딥러닝 (#deeplearning)	8
강화 학습 (Reinforcement Learning)	12
뿌리를 찾아서 (Back to the Roots)	16
튜링 테스트 (The Turing Test)	20
그 밖의 아이디어들 (Further Ideas)	23

의사결정트리로 분류하기

Classification with Decision Trees

무는 원숭이, 물지 않는 원숭이 게임

대상 학년

초·중등

개요

컴퓨터는 어떻게 스스로 결정을 내릴까요? 어떤 사람이 운동선수 같은지, 어떤 사람에게 대출이 필요한지 어떻게 알 수 있을까요? 이러한 분류 과정은 AI 응용에 빈번하게 적용되는 사례입니다. 이 활동에서, 학생들은 의사결정트리를 이용하여 자신만의 분류 모델을 만들어 봅니다. 그리고 학생들의 모델 중 가장 우수한 것을 선정하여 추가 분류 과제의 해결을 위해 사용합니다.

아이디어 기반

- AI는 패턴을 기반으로 데이터를 분류합니다.
- AI는 주어진 데이터에 가장 잘 맞는 분류 모델을 사용합니다.
- 분류 모델이 완벽하지는 않습니다.
- 어떤 특징들의 조합은 어떤 특정 범주(카테고리)를 가리킵니다.

준비물

- 원숭이 그림 카드(준비: 템플릿 자른것, 디지털 버전으로 대체할 수 있습니다)
- 자석 또는 메모판이 있는 칠판



활동 방법

학생들은 일련의 샘플 구성 요소들(훈련 데이터)이 어떤 범주(카테고리)에 포함되는지 검사합니다. 이를 위해, 새로운 구성 요소를 분류하는데 사용할 분류 기준을 만들어야 합니다. 이후에 새로운 예제(테스트 데이터)로 결과 모델을 검사하고 예측의 정확도를 결정합니다.

맥락(Context)

우리가 동물원의 사육사이고, 원숭이에게 먹이를 주는 일을 하고 있다고 가정해 봅시다. 원숭이는 매우 귀엽게 생겼지만, 몇몇 원숭이들은 물기 때문에 조심해야 합니다. 우리는 동물원의 어떤 원숭이가 무는지 이미 알고 있기 때문에 일을 하는데 어려움은 없습니다. 하지만 곧 새로운 원숭이들이 이 동물원에 들어올 예정이므로 우리는 새로 들어온 원숭이들에게 가까이 가지 않고 이 원숭이들이 무는 원숭이인지 아닌지 알아내는 방법을 생각해 볼 필요가 있습니다.

활동 설명(Activity Description)

학생들의 수준에 따라 기본 버전은 20개의 그림 카드(파랑)를 사용하고, 고급 버전은 40개의 그림 카드(파랑과 초록)를 사용합니다. 이 20마리 또는 40마리가 동물원에 있는 원숭이의 전부이고, 이미 이 원숭이들이 무는지 물지 않는지는 알고 있다고 가정해 봅시다. 이 원숭이들을 훈련 데이터와 테스트 데이터로 분류합니다. 훈련 데이터를 기반으로 우리는 원숭이가 무는지 물지 않는지 판단하는 기준을 세우고, 테스트 데이터를 바탕으로 그 기준의 신뢰성을 확인해 봅니다. 무는지 물지 않는지 2개의 범주(카테고리)로 나누어진 훈련 데이터를 칠판에 고정합니다.(디지털 버전을 화면에

게시할 수도 있습니다.) 테스트 데이터는 처음에는 공개하지 않고, 원숭이를 구별하는 기준을 스스로 생각해 볼 수 있게 합니다. 아래에서 제시하는 제안(축소된 하위 세트를 사용하는 것도 가능) 중에 하나를 사용하여 규칙을 생각해 볼 수도 있습니다. 예제에 적용된 규칙은 의사결정트리로 설명할 수 있습니다. 먼저, 절차에 따라 학생들이 예제에서 설명하고 있는 원숭이들의 세부 사항(특징)을 인식하게 합니다. 예를 들어, 원숭이 카드의 01~04번과 05~08번을 비교해 봅시다. 이 예제에서 ‘드러낸 이’ 입모양으로 무는 원숭이를 분류할 수 있지만, 눈모양으로는 정확하게 분류할 수 없습니다(그림 1). 고학년 학생들과 활동할 때, 규칙과 필요한 절차를 설명하기 위해 게임의 기본 버전(버전 1)을 먼저 사용할 수도 있습니다.

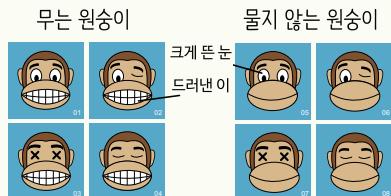


그림 1. 이 예제에서 이빨을 드러내고 있는 원숭이는 모두 뭍니다.

학생들은 두 명으로 이루어진 팀을 구성하고, 훈련 데이터를 이용하여 무는 원숭이와 물지

버전 1 (파랑)



버전 1 훈련 데이터

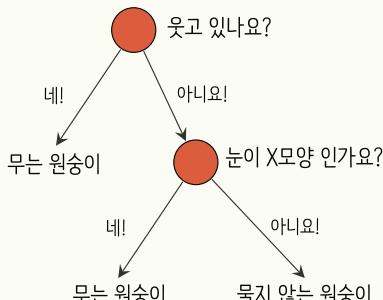
무는 원숭이: 6, 7, 8, 15

물지 않는 원숭이: 1, 2, 4, 9, 12, 14, 17, 18

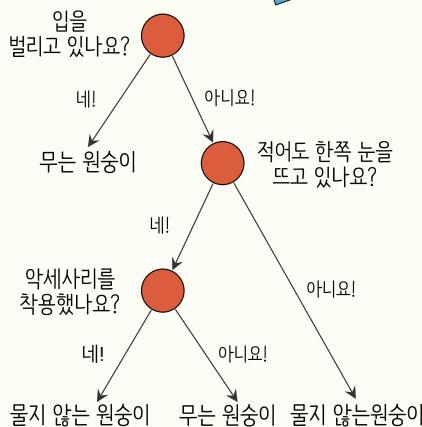
버전 1 테스트 데이터

무는 원숭이: 3, 5, 11, 19

물지 않는 원숭이: 10, 13, 16, 20



버전 2(파랑과 초록)



않는 원숭이를 분류하기 위한 기준을 개발합니다. 나중에 다른 팀이 새로운 예제에 적용할 수 있도록 이러한 사항들을 명확하게 기록해야 합니다. 의사결정트리는 이러한 사항을 기록하는 표기 방법 중 하나입니다. 특정한 특성이 있는지 없느냐가 원숭이를 그룹 중 하나에 명확하게 분류할 수 있게 하는 목표가 되어야 합니다. 이 의사결정트리를 사용하는 것은 선택 사항이며, 대안으로 의사결정 규칙을 명확하게 작성하는 것도 가능합니다. 훈련 단계가 끝나면 작성한 기준을 다른 팀과 교환합니다. 이제 학생들에게 남아있는 원숭이들(테스트 데이터)의 그림을 차례대로 보여줍니다. 각각의 그림에 대해, 그 팀들은 학급 친구들이 개발한 규칙의 분류 체계를 적용하여 원숭이가 무는지 물지 않는지 결정합니다. 각 팀은 자신의 결정을 적어 둡니다. 모든 원숭이들을 보여준 후, 어느 팀이 무는 원숭이를 가장 잘 추측했는지 평가합니다. 이 활동을 통해 학생들은 많은 분류 모델이 대부분의 원숭이를 잘 분류하지만, 모든 동물들을 분류하기는 어렵다는 사실을 깨닫게 됩니다. 동물 사육사로서, 우리는 새로운 원숭이에게 먹이를 줄 때, 절대로 물리지 않을 것이라고 보장은 하지 못한다 할지라도 가장 성공적인 모델을 사용하는



버전 2 훈련 데이터

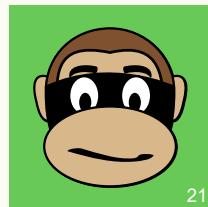
무는 원숭이: 1, 2, 5, 9, 10, 14, 15, 16, 17, 28, 33, 35, 36
물지 않는 원숭이: 4, 7, 12, 19, 22, 23, 24, 25, 30, 32, 37, 38, 39, 40

버전 2 테스트 데이터

무는 원숭이: 6, 13, 18, 34
물지 않는 원숭이: 3, 8, 11, 20, 21, 26, 27, 29, 31

것이 현명할 것입니다.

심화 버전에서는 21번 카드(그림 2 참조)를 사용하여 요소의 특성 값이 훈련 데이터와 크게 다를 때 AI 시스템의 문제점을 설명할 수 있습니다. 21번 카드의 원숭이는 새롭고, 알려지지 않은 입모양을 가지고 있기 때문에 우리는 이러한 특징에 대한 경험이 없습니다. 따라서 우리는 이 원숭이를 적절하게 분류하는 것이 불가능합니다. 실제로 AI 시스템의 행동은 이런 경우에 대해 예측하기 매우 어렵습니다. 새로운 구성 요소의 다른 특징을 강조하기 위해 21번 카드 대신 다른 동물의 이미지를 사용할 수도 있습니다. 결과적으로 이러한 예제들을 현실에서 적용할 수 있습니다: 은행은 예상할 수 없는 특정 고객에 대한 신용거래(크레딧)를 제공하지 않으며, 자율 주행 자동차는 길에 있는 낙엽들을 위험한 상황으로 인식하고 실수로 브레이크를 작동시킬 수도 있습니다. AI 시스템이 이러한 것들을 이해하지 못하고 어떻게 결정할지 모른다면 위험한 상황에 처할 수도 있습니다.



21

그림 2. 21번 원숭이는 데이터로부터 이끌어낼 수 있는 명료한 기준이 없습니다.

배경(Background)

카테고리(범주)의 형성을 개별요소들에 있는 반복적인 패턴을 인식함으로써 가능합니다. 그러나 이러한 측면이 어떻게 인공지능과 연관되어 있을까요?

지도 학습(supervised learning)이라 불리는 AI 시스템은 일련의 입력과 출력의 쌍(훈련 데이터)을 관찰하고, 서로 어떤 관계가 있고, 어떤 패턴이 어떤 카테고리(범주)에 일반적인지를 학습합니다. 그런 다음 이러한 지식은 새로운 요소를 카테고리(범주)로 분류할 때 사용합니다. 학습된 분류 모델의 품질을 결정하기 위해 우리는 카테고리(범주)를 알지만 인공지능은 모르고 있는 테스트 데이터를 사용합니다.

신경망과 다른 AI 애플리케이션에도 같은 원리가 사용됩니다. 어떠한 모델도 완벽하지 않기 때문에 이러한 절차는 다양한 문제를 일으킬 수 있습니다. 훈련 데이터에 따라 분류 모델은 훈련 데이터의 어떤 특성을 과도하게 또는 무시할 수 있으므로 일반화할 수 없고,

따라서 알지 못하는 요소를 정확히 분류하는 것은 불가능합니다. 많은 훈련 데이터는 그러한 효과를 줄이는데 도움이 될 수 있지만, 너무 많은 훈련 데이터는 과적합을 불러올 수 있기 때문에 항상 보다 더 정확한 결과로 이끌지는 못합니다. 이 경우에 AI 시스템은 훈련 데이터를 ‘기억’하여 더 이상 새로운 데이터에 일반화할 수 없습니다.

이러한 기계 학습(machine learning)의 측면을 활동의 일부로 다루는 것은 합리적입니다. 테스트 단계에서 규칙을 적용할 때, 학생들이 원숭이를 분류하기 위하여 어떤 특성을 사용했는지 설명하도록 합니다. 이것은 학생들이 서로 다른 규칙 세트를 만들었다는 것을 보여줄 것입니다.

분류 모델이 100% 정확할 가능성은 낮고, 결국 테스트 데이터를 가장 잘 분류하는 모델이 마지막에 선택 되어질 것이라는 것을 강조하여 이야기 합니다. 학생들이 ‘자신의 학습 과정’을 설명하게 하고, 컴퓨터의 ‘학습 과정’과 비교하도록 해야 합니다.



그림 3. 훈련 데이터는 2개의 카테고리로 나누어집니다.

#딥러닝 #deeplearning

신경망을 이용한 이미지 인식

대상 학년

중·고등

개요

컴퓨터는 어떻게 객체를 ‘인식’할 수 있을까요? 컴퓨터는 어떻게 사진이 고양이를 나타내는지 결정할까요? 건물과 사람을 어떻게 구별할 수 있을까요? 사람에게는 물체의 모양이나 외형을 인식하는 것은 매우 쉬운 일입니다. 하지만 컴퓨터에게는 주변 환경에서 자율주행차와 같은 물체를 인식하는 것이 복잡한 작업입니다. 이 활동을 통해 학생들은 컴퓨터가 어떻게 이미지들의 내용을 인식하는지 알 수 있게 됩니다.

아이디어 기반

- 신경망은 입력을 특정 출력에 할당합니다. 예를 들어 이미지와 같은 가공하지 않은 데이터는 이미지 객체에 이름표(레이블)를 붙여서 분류합니다.
- 신경망은 서로 다른 추상화 계층으로 구성되는데, 이 계층은 점점 더 복잡한 특징을 식별할 수 있게 합니다.
- AI 시스템은 인식하고자 하는 객체의 클래스를 반드시 미리 알고 있어야 합니다.

준비물

- 각 그룹의 집, 고양이 및 자동차 사진 카드



활동 방법

학생들은 (단순화된) 신경망의 이미지 인식 과정을 재현합니다. 학생들은 한 네트워크 내에서 다른 계층(레이어)의 역할을 담당합니다. 학생들은 사진에서 특징들을 추출하고 이미지를 분류합니다. 학생들은 시스템의 한계를 인식하고 신경망으로 더 나은 결과를 얻기 위해 어떤 수정이 필요한지 고려해야 합니다.

맥락(Context)

인간으로서 우리는 보는 것에 크게 의존합니다. 우리는 고양이를 보면 그것이 고양이라는 것을 바로 알 수 있고, 개를 보면 한 번에 그것을 인식할 수 있습니다. 컴퓨터는 이것을 쉽게 감지할 수는 없지만, 어린 아이들이 새로운 것을 배울 때와 같은 방식으로 그것을 학습할 수 있습니다. 컴퓨터에게 개와 다른 동물들의 사진을 많이 보여줍니다. 이러한 정보로 컴퓨터는 이미지에서 개와 고양이를 구별할 수 있는 패턴을 배웁니다. 적절하게 훈련된 컴퓨터는 자동으로 이미지에 이름표(레이블)를 붙일 수 있을 뿐만 아니라 피부암을 감지하거나 차량에 내장되어 도로의 장애물에 반응할 수 있습니다.

활동 설명(Activity Description)

컴퓨터가 하나의 이미지에 있는 내용을 어떻게 인식할 수 있는지 토의하면서 시작합니다. 대답은 대부분 정의된 규칙 또는 이미지 데이터베이스와의 비교를 언급할 것입니다. 그러나 요즘 컴퓨터들은 다르게 동작합니다. 학생들을 세 그룹으로 나누고, 각 그룹에게 사진 카드 더미를 줍니다. 세 그룹에는 각각의 역할이 있으며, 각각의 역할은 신경망의 한 층을 나타냅니다(그림4 참조). 각 그룹은 다음과 같은 역할을 합니다.

A는 사진 카드 더미에서 하나의 이미지를

선택하고, (B와 C는 이미지를 보지 않아야 합니다!) 각각 30초 동안 두 개의 서로 다른 그림을 그린 후 B에게 전달합니다. 따라서 C는 그림을 보지 못하는 것이 중요합니다.

B는 A에게 전달 받은 그림에 사각형, 삼각형 또는 둥근 모양이 포함되어 있는지 확인합니다. 그런 다음 B는 수집된 정보를 C에게 전달합니다.

C는 다음 표를 사용하여 받은 정보를 평가하고 원본 사진이 집인지 자동차인지 고양이인지 여부를 발표합니다.

	사각형 모양인가요?	삼각형 모양인가요?	둥근 모양인가요?
집	네	네	아니요
자동차	네	아니요	네
고양이	아니요	네	네

마지막으로 A는 답이 맞는지 확인합니다.

다음에는 서로 역할을 바꾸어 활동을 해봅니다. 두 명의 학생이 하나의 역할을 담당할 수도 있고, 세 명의 학생이 전체 계층(레이어)이 아니라 하나의 뉴런(즉, 층(레이어)에 있는 하나의 노드) 역할을 맡도록 할 수도 있습니다.

짧게 활동을 해 본 후, 학생들에게 신경망이 인식할 수 있는 범주에 맞지 않거나 명확하게 분류할 수 없는 특징을 가진 사진을 줍니다. 예를 들어, ‘개’ 사진은 신경망에 의해 정확하게 인식되지 않습니다. - 그 이유는

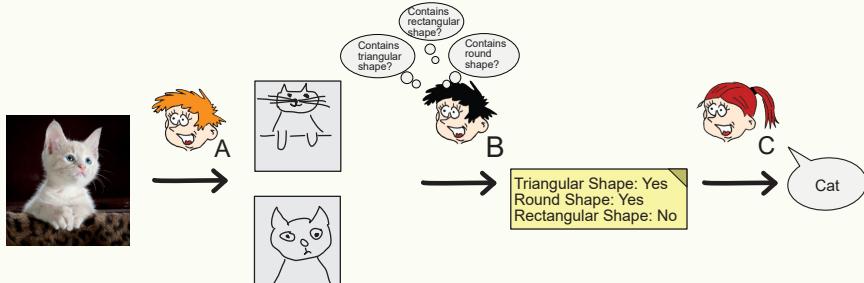


그림 4. 학생의 역할

신경망이 ‘개’의 범주(카테고리)를 모르기 때문입니다. 이러한 결과를 바탕으로 학생들은 앞으로 개나 다른 객체를 인식하기 위해 신경망을 어떻게 바꾸고 확장해야 하는지 생각해 봅니다. 먼저 새로운 출력 범주(카테고리)가 있어야 하는데, 신경망에 의해 식별되는 특성의 수가 이제 더 이상 충분하지 않습니다. 결과적으로 범주(카테고리)를 구별할 수 있는 특성이 추가되거나, 보다 복잡한 패턴을 형성하기 위해 여러 특성들을 결합해야 합니다. 이 결합은 궁극적으로 신경망에 더 많은 층을 추가하는 것과 관련이 있습니다. 예를 들어, (그림 6)은 간단한 특징들이 어떻게 더 복잡한 패턴으로 결합되는지 이해하는 데 도움을 줄 수 있습니다.

배경(Background)

문제를 해결할 때, 주어진 문제를 논리 규칙으로 변환하기 어려운 경우에는 종종 인공 신경망이 사용됩니다. 대표적인 사례들은 텍스트에 대한 이해 또는 이미지의 객체 인식을 포함합니다. 인공 신경망에 대한 설계 아이디어는 신경 생물학에서 비롯된 것이며 인간 뇌의 구조를 기반으로 합니다. 다양한 자극을 처리하고 임펄스를 전달하는 인간 신경 세포와 유사하게, 인공 뉴런은 또한 다양한 입력을 처리하고 신호를 전송할 수

있습니다. 가중치(weights)는 뉴런의 출력에 다양한 영향을 미치는 입력 가장자리(edges)에 할당됩니다. 따라서 인공 뉴런은 인간의 뉴런과 다소 유사하지만, 간단한 계산기처럼 작동합니다. 가장자리(edge) 가중치와 입력값을 곱한 다음 더하고 결과를 전달합니다.

인간의 신경계에서와 마찬가지로, 많은 인공 뉴런이 이런 방식으로 연결되어 있고 하나의 네트워크를 형성합니다. 뉴런은 층으로 구성되어 있습니다. 문제의 복잡성에 따라 신경망은 둘 또는 그 이상의 층으로 구성될 수 있습니다. 이 활동의 초기 상태에서는 세 개의 층이 있었습니다. 만약 신경망이 입력층과 출력층 사이에 더 많은 층들을 가지고 있다면 이를 딥러닝이라고 부릅니다.

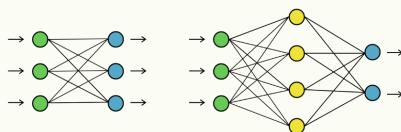


그림 5. 인공 신경망의 예 – 왼쪽: 단순 네트워크, 오른쪽: ‘더 깊은’ 네트워크

실제에서, 이미지 인식 및 분류는 일반적으로 패턴 인식에 특화되어 이미지 분류에 매우 적합한 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network)에 의해 작동합니다. 이



그림 6. 신경망은 점차적으로 복잡한 특징을 식별합니다.

유형의 신경망은 소위 컨볼루션을 사용하여 입력 데이터에서 특성과 패턴을 추출한다는 사실이 특징입니다. 요즘, 이러한 신경망은 사람보다 이미지를 더 빠르게 분류할 수 있습니다.

이것이 정확히 어떻게 작동할까요? 디지털 사진은 격자로 배열된 작은 색상 요소-픽셀-로 구성됩니다. 각 픽셀은 특정 색상 값과 가집니다. 컴퓨터의 경우, 사진은 사람과 달리 숫자값으로만 표시됩니다. 초기에 이미지 인식을 위한 신경망은 단순한 특징을 인식하려고 시도합니다. 이를 위해 이미지 위에 필터가 배치됩니다. 이것은 이미지 편집 프로그램에서 high pass filter(필터명)를 사용하는 것과 유사합니다(그림 7 참조). 궁극적으로 이것은 몇 개의 픽셀들을 캡처하고 새로운 픽셀을 계산하는 수학적 계산입니다.



그림 7. 필터 적용

예를 들어, 필터에 따라 밝기값이 비슷한 픽셀이 모여 가장자리(edges)를 형성할 수 있다는 것을 감지할 수 있습니다. 다음 단계에서는 수평 및 수직선, 원 또는 모서리와 같은 형상이 추출됩니다. Gimp와 같은 일반적인 이미지 처리 프로그램을 사용하면 이러한 필터를 행렬(매트릭스)로 입력할 수 있으므로 그 효과를 직접 확인할 수 있습니다.

게임에서 학생들이 그림을 그리는 것은 사진에 묘사된 물체의 중심 요소를 추출하므로 필터 역할을 합니다. 그런 다음 그린 그림에서 기하학적 모양을 식별합니다. 물론 3개의 특징만을 사용하는 것은 다수의 층에 수백만 개의 뉴런을 갖는 실제 신경망에 비해 매우 단순합니다.

신경망의 첫 번째 단계에는 수많은 단순하고 기하학적인 필터가 있습니다. 이러한 패턴들은 (다시 필터를 적용하여) 더 복잡한 패턴으로 결합됩니다. ‘더 깊은 단계’에서는 모서리와 가장자리뿐만 아니라 눈이나 털과 같은 객체의 일부를 인식할 수 있으며, 마침내 개나 고양이와 같은 완전한 객체까지도 인식할 수 있습니다. 처리되는 동안, (불필요한) 정보는 반복적으로 폐기되는데, 예를 들어 이미지에서 대각선의 정확한 위치는 대부분의 경우에 물체의 인식에 거의 관계가 없기 때문입니다. 마지막으로, 확률값은 이미지가 특정 범주에 할당될 수 있는 가능성을 나타냅니다.

그러나 신경망은 어떤 이미지의 내용을 쉽게 인식할 수 없습니다. 오히려, 응용 프레임은 매우 제한적입니다 : 신경망은 먼저 매우 많은 수의 이미지 (수천)로 ‘훈련’ 되어야 합니다. 특정 범주에 속하는 이미지들이 어떤 특성이 결정적인지를 학습합니다. 따라서 신경망은 이미 알고 있는 범주의 이미지만 올바르게 분류할 수 있습니다. 예를 들어, 개와 고양이를 구별해야하는 신경망은 다른 동물을 인식할 수 없고, 오히려 두 가지 범주 중에 더 유사한 것으로 분류합니다. 그러나 훈련된 신경망은 인간이 할 수 있는 것보다 훨씬 빠르게 그 임무를 수행할 수 있습니다. 따라서, 이미지 인식 방법들은 자율주행차에서 도로 교통 (다가오는 교통상황, 보행자 등) 또는 피부암 감지 등에 이미 사용되고 있습니다.

강화 학습

Reinforcement Learning

악어를 이겨라!

대상 학년

초·중등

개요

사람을 이길 정도의 체스 실력을 가진 컴퓨터는 훌륭합니다. 하지만 구글의 알파고(AlphaGo) 등장 이전까지만 해도 사람들은 중국의 보드게임인 바둑이야말로 오직 사람만이 고수가 될 수 있는 복잡한 게임이라 생각했습니다. 이번 활동에서는 컴퓨터가 게임 규칙만 알고 있는 상태로 어떻게 게임에서 승리할 수 있는 전략을 학습하는지 살펴보겠습니다.

아이디어 기반

- 컴퓨터는 "보상(reward)"과 "처벌(punishment)"을 통해 배울 수 있습니다.
- 컴퓨터는 보상과 처벌을 근거로 랜덤한 행동들을 좋다/나쁘다로 평가합니다.
- 컴퓨터는 최선의 결과를 위해 노력하며 전략이나 행동 순서를 배웁니다.

준비물

- 한 모둠(2명씩): 미니 체스판 1개, 원숭이카드 3개, 악어카드 3개, 상황에 따라 가능한 움직임들이 그려진 유인물 1개(1턴~3턴)
- 4가지 색상(노란색, 빨간색, 주황색, 파란색)의 과자(초콜릿, 사탕 등) 또는 종이 토큰(색상 당 토큰 약 20개씩)



활동 방법

학생 2명이 '미니 체스' 게임을 합니다. 둘 중 한 학생은 '종이' 컴퓨터 역할을 맡습니다. 컴퓨터는 무작위로 움직임을 선택하지만, 토큰 시스템을 통해 점차 어떤 행동이 체스에서 이기는 데 도움이 되고, 어떤 행동이 패배로 직결되는지를 알게 됩니다. 이런 방식으로 개발된 전략을 사용하면 컴퓨터의 전략은 시간이 지남에 따라 더 다듬어지고 승률 역시 높아집니다.

이 활동은 CS4Fun의 아이디어를 기반으로 합니다.

(<http://www.cs4fn.org/machinelearning/sweetlearningcomputer.php>)

맥락 (Context)

여러분은 보드게임이나 비디오 게임 방법을 어떤 식으로 배우나요? 아마도 다른 사람들이 게임하는 것을 보거나, 특정 행동이나 움직임이 게임 상황에 어떤 영향을 미치는지 관찰할 것입니다. 자주 이길수록 게임을 더 잘 할 수 있습니다. 반복적으로 게임을 해보면서 특정 상황에서 어떤 움직임이 가장 성공적인지 전략을 개발할 수도 있습니다. 컴퓨터가 게임을 배우는 방법도 이와 같습니다.

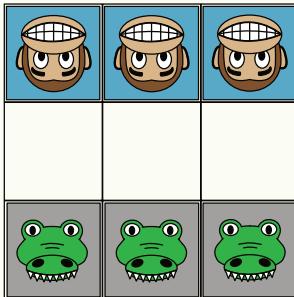


그림 9. 게임 시작 전 보드

활동 설명 (Activity Description)

이 게임은 간단한 체스 규칙을 따릅니다 : 각 동물은 체스의 폰(pawn, 장기에서 졸)처럼 움직입니다. 동물들은 앞으로만 움직일 수 있으며 상대 동물을 대각선으로 공격해 제거할 수 있습니다.

첫 번째 학생은 원숭이로 플레이하며 인간의 역할을 합니다. 다른 학생은 컴퓨터 역할인 악어로 플레이합니다.

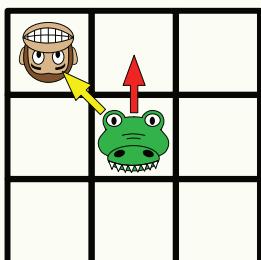


그림 8. 동물들이 움직이는 방식 예시

아래와 같은 상황에 다다르면 승리했다고 간주합니다.

- 상대편 시작 지점까지 동물이 하나라도 살아서 도착
- 모든 상대편 동물들을 제거함
- 다음 차례에 상대가 할 수 있는 움직임이 없음

상황에 따라 악어가 움직일 수 있는 다양한 방향들을 나타내는 화살표들이 그려진 학습지를 준비해 악어 플레이어(컴퓨터 역할) 앞에 늘어 놓습니다. 그런 다음 초콜릿(초콜릿이 아니어도 다양한 색깔의 토큰처럼 쓸 수 있는 물건이면 됩니다) 토큰을 준비합니다. 화살표들이 그려진 그림 옆의 빈 공간에 화살표와 같은 색깔 당 하나씩 토큰을 배치합니다(그림 11 참조).

원숭이 플레이어(사람)가 먼저 시작합니다. 원숭이는 게임 규칙에 따라 자유롭게 움직일 수 있습니다. 그 다음은 악어의 차례입니다. 악어 플레이어(컴퓨터)는 현재 게임 상황과 같은 형태를 학습지의 그림 중에서 찾아내어, 가능한 움직임 중 하나를 골라 실행합니다. 악어 차례가 왔을 때(순서가 돌아왔을 때), 맞닥뜨리게 되는 상황들은 경우의 수가 정해져 있기 때문에, 원활한 진행을 위해서는 첫 번째 순서에 가능한 행동, 두 번째 순서에 가능한 행동들을 별도로 표시해주면 좋습니다. 첫 번째 순서에는 상황에 따른 두 가지의 움직임이 가능하며, 두 번째 순서에는 10가지의 움직임, 세 번째 순서에는 7가지의 움직임이 가능합니다. 현재 게임 상황과 좌우 대칭되는 형태는 따로 그림을 구분해놓지 않습니다. 악어 플레이어는 눈을 감고 해당 상황의 학습지 옆에 놓인 토큰 중 하나를 무작위로 고릅니다. 그 다음 토큰의 색상과 같은 색상의 화살표에 따라 악어를 움직입니다.

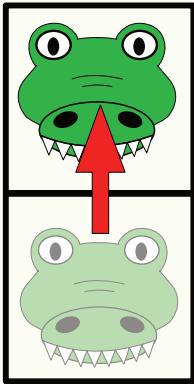


그림 10. 악어는 빨간색 화살표를 따라 움직입니다.

이 절차는 게임의 승자가 결정될 때까지 반복됩니다. 승자가 가려진 다음, 새 게임을 시작하기 전에 컴퓨터는 다음과 같이 전략을 조절합니다.

- 악어가 승리하는 경우: 토큰을 골랐던 해당 턴의 그림들 옆에 고른 토큰과 똑같은 토큰을 한 개씩 더 추가합니다.
- 원숭이가 승리하는 경우: 움직임을 결정한 토큰들을 제거합니다.

모든 토큰들을 다시 유인물 옆에 재배치 합니다.

선택 사항 : 새 게임에서 반복을 줄이기 위해 악어가 이길 때 같은 토큰을 몇 개씩 더 추가해도 됩니다.

배경 (Background)

처음에는 악어 플레이어가 거의 승리하지 못합니다. 눈을 감고 토큰을 무작위로 선택하기 때문입니다. 하지만 게임 횟수가 늘어나면서 점차 악어 플레이어의 승률이

높아집니다. 악어 플레이어는 승리하게 만드는 움직임이 무엇인지, 어떤 움직임을 피해야 패배하지 않는지 “학습”합니다. 이런 식으로 컴퓨터 (악어)의 전략은 점점 개선됩니다.

컴퓨터는 패배에 대한 처벌과 승리에 대한 보상을 받아 이를바 “강화 학습”을 하게 됩니다.

- 처벌 = 패배로 이끈 행동들의 토큰 한 개를 제거함
- 보상 = 승리로 이끈 행동들에 토큰을 한 개 추가함

이런 절차는 패배를 초래한 움직임을 ‘정리’하기 때문에, 어느 정도 시간이 흐르고 나면 ‘좋은’ 움직임만 남습니다. 성공하지 못하는 전략은 즉시 제거되지는 않지만, 선택 가능성이 약간 줄어듭니다. 이런 식으로 AI 시스템은 어떤 전략이 어떤 상황에 가장 적합한지 점진적으로 학습하지만, 성공하지 못한 개별 전략을 즉시 배제해 버리지는 않습니다. 게임에서는 이 절차가 패배로 이어진 움직임을 즉시 제거하는 식으로 단순화되었지만, 아마저도 게임 상황에서 가능한 모든 움직임이 제거되지는 않았습니다. 각 상황마다 즉각적인 패배로 이어지지 않는 행동들이 적어도 하나는 남아 있습니다.

이런 방식으로 컴퓨터는 게임의 규칙과 게임 내에서 가능한 행동만 알아도 게임에서 이기는 법을 배울 수 있습니다. 예를 들어 컴퓨터가 ‘슈퍼마리오’ 비디오 게임을 배우는 경우, 처음에는 무작위로 키를 누르게 됩니다. 이로 인해 컴퓨터가 몇 분 동안 가만히 멈춰 있거나 같은 적에게 여러 번 당할 수 있습니다. 컴퓨터는 그러한 과정을 통해 게임 내의 오브젝트들과 픽셀들을 분석하고, 그것에 반응하여 행동하게 됩니다. 컴퓨터의 목표이자 보상은 게임에서 최대한 높은 점수를 얻는 것입니다. 컴퓨터가 오른쪽으로 멀리 이동할수록 점수가 높아집니다. 또한 시간이 지남에 따라 상대방이 내 바로

오른쪽에 있을 때 점프하면(적을 밟으면) 점수가 높아진다는 사실을 알게 될 것입니다. 이런 식으로 AI 시스템의 성능은 게임에서 조금씩 향상되어 항상 보상(혹은 특정 기능)을 극대화하려고 합니다.

수업의 정리 단계에서 컴퓨터의 행동이 어떻게 발전하는지 학생들이 분석하게 합니다. 컴퓨터가 무작위 행동을 스스로 평가함으로써 효율적인 게임 전략에 도달한다는 것을 깨달아야 합니다.

슈퍼마리오 게임(웹 사이트 참조)에 관한 비디오를 예로 들어 AI 신경망에서 강화 학습이 어떻게 이루어지는지 보여줄 수도 있습니다. 시스템이 학습하는 방식의 한계에 대해서도 생각해 보게 합니다. 이 활동들을 ‘뿌리를 찾아서(Back to the Root)’ 활동과 함께 활용할 수도 있습니다.

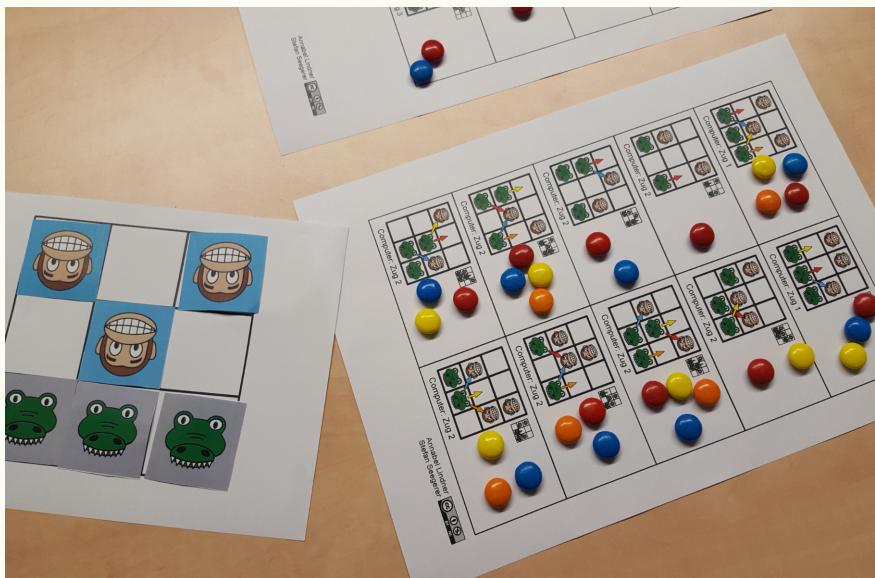


그림 11. 게임 설정 : 초콜릿 토큰의 분포는 학습된 전략을 보여줍니다.

뿌리를 찾아서 Back to the Roots

악어 체스와 고전 AI

대상 학년

초·중등

개요

이전의 활동에서는 학습하는 AI 시스템에 대해 폭넓게 다루었습니다. 하지만 그것이 AI가 제공하는 전부는 아닙니다. AI의 기원은 논리학이며, 기계에서 사용이 가능하도록 수학적인 표현을 사용하여 지식을 형식화하는 데에 있습니다. 이번 활동에서는 AI 학습과 전통적 접근법의 차이점과 이러한 시스템의 한계점을 보여 줍니다. 이러한 목적으로 이전의 강화학습 활동에 이어 이번에는 전문가 시스템 기반 활동을 함으로써 둘 사이의 매우 다른 접근 방식을 분명하게 보여줄 것입니다.

아이디어 기반

- 지식이 자동으로 처리되기 위해서는 형식적인 방식으로 표현이 가능해야 합니다.
- 전문가 시스템은 규칙과 사실을 결합하여 새로운 지식을 생성할 수 있습니다.
- 이러한 AI 시스템은 독립적인 의사결정을 하는 것이 아니라 논리 규칙에 따라 작동합니다.
- AI 시스템에는 기존 지식의 정보를 자동으로 추론하는 처리 메커니즘이 있습니다.

준비물

- 학생 2인으로 구성된 모둠별: 미니 체스판 1개, 원숭이 3장, 악어 카드 3장, 이동 규칙표 1개

활동 방법

강화 학습 활동에서와 마찬가지로 두 학생이 서로 '미니 체스' 게임을 합니다. 한 학생이 "종이" 컴퓨터 역할을 맡습니다. 만약 이번 활동이 이전의 강화 학습 활동과 연결되어 진행이 된다면 두 학생은 서로 역할을 바꾸는 것이 좋습니다. 하지만 컴퓨터는 이전의 활동과 같이 무작위로 자신의 움직임을 선택하는 것이 아니라, 미리 정의된 규칙에 따라서 움직입니다.

맥락(Context)

컴퓨터가 보드 게임이나 비디오 게임을 하도록 어떻게 프로그래밍할 수 있을까요? 컴퓨터는 게임의 규칙을 ‘이해’하고, 그 규칙들이 컴퓨터가 처리할 수 있는 방식으로 표현될 때에만 그에 따라 실행할 수 있을 것입니다. 따라서 지식은 기계적인 처리가 가능하도록 형식적으로 표현되어야 합니다(예: 수학적인 용어). 이 경우에 컴퓨터는 논리의 도움으로 그것을 평가하고 그것으로부터 수행할 행동을 이끌어 낼 수 있습니다. 따라서 AI 시스템은 실제로 지능적이지 않지만, 이용할 수 있는 기준의 지식에서 그들의 행동을 이끌어내기 위해 다양한 방법들을 능숙하게 사용합니다.

활동 설명(Activity Description)

이 활동은 간단한 체스 규칙을 따르고, 강화 학습 활동에서 설명한 것과 동일한 기본 조건을 가지고 있습니다. 각각의 카드는 체스의 ‘폰’과 같이 움직입니다. 즉, 앞으로만 움직일 수 있고, 대각선으로만 상대를 공격할 수 있습니다. 원숭이 카드를 가진 학생은 인간 플레이어로 활동합니다. 또 악어 카드를 가진 다른 학생은 컴퓨터의 역할을 맡습니다.

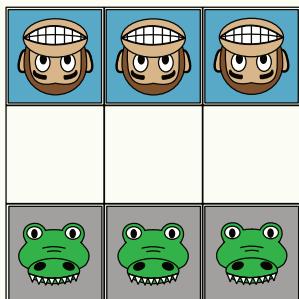


그림 12. 경기 시작 전 배치

다음과 같은 경우에 승리합니다...

- 한 장의 카드를 게임판 반대쪽 끝으로 이동시킨 경우
- 상대방의 카드를 모두 물리친 경우
- 다음 차례에서 상대방이 더 이상 움직일 수 없는 경우

게임 준비 과정에서 악어를 맡은 플레이어는 악어(컴퓨터)의 움직임에 대한 이동 규칙이 적힌 표를 받습니다. 이는 ‘강화 학습’ 활동에서 이동 옵션과 토큰 대신 사용합니다. 먼저 원숭이(인간 플레이어)가 출발합니다. 게임의 규칙에 따라 자유롭게 움직일 수 있습니다. 다음으로는 악어 차례입니다. 플레이어는 현재 게임 상황을 ‘규칙표’와 비교하고 10가지 모든 경우들 중에서 적절한 것을 선택하는데, 대칭적인 상황은 두 번 다시 나열되지 않습니다. 그리고 나서 규칙에 따라 움직입니다.

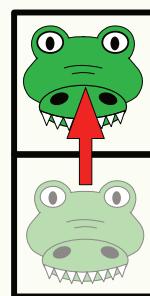


그림 13. 악어는 빨간색 화살표에 따라 이동합니다.

승자가 결정될 때까지 이 절차를 반복합니다. 악어(컴퓨터)가 항상 규칙의 도움으로 이길 수 있는지 확인하기 위해 여러 라운드를 진행할 수 있습니다.

이후, 4x4 게임판의 악어 체스 게임의 확장 버전을 학생들에게 제시합니다(웹 사이트 참조). 여기서는 컴퓨터에서 사용할 수 있는 규칙이 충분하지 않다는 사실을 강조합니다. 학생들은 컴퓨터가 학습하고 있는 강화 학습

활동의 변형된 미니 체스 게임을 비교하는 활동을 하도록 합니다: 여기에서도 ‘지식’은 충분하지 않습니다. 곧 두 시스템 모두 그 한계에 이른다는 것을 알 수 있습니다.

학생들은 이제 컴퓨터의 ‘지식’을 게임의 4x4 버전에 적응시키기 위해 어떤 절차가 필요한지 생각합니다. 곧 학생들은 규칙 기반의 컴퓨터가 최선의 움직임에 대한 새로운 규칙이 인간에 의해 수동으로 조정해야 한다는 것을 깨닫게 됩니다. 이와 비교하여, 학습 시스템은 가능한 모든 새로운 움직임이 추가되는 즉시 이전 활동에서와 같은 방식으로, 즉 무작위 행동을 평가함으로써 4x4 게임판에 대한 최선의 행동을 학습할 수 있습니다. 따라서 학습 시스템은 확장된 게임에 대한 지식을 암묵적으로 습득하는 새로운 훈련 단계가 필요한 반면, 새로운 규칙은 규칙 기반 전문가 시스템에 명시적으로 추가되어야 합니다. 여기서 인간은 먼저, 가능한 모든 움직임으로부터 각 게임 상황에 맞는 최선의 움직임을 결정한 다음, 모든 규칙을 완전하고 종합적으로 형식화해야 하는 과제를 안고 있습니다. 이것은 학습 시스템에는 필요하지 않지만, 시스템의 행동을 통제하는 규칙의 명시적이고 형식적 표현은 복잡하고 다단계적인 문제에서는 적용하는 것이 거의 불가능합니다. 이러한 맥락에서 AI 시스템은 전문가 시스템보다 이러한 절차를 ‘독립적으로’ 결정할 수 있다는 큰 이점을 가지고 있습니다. 더욱이, 그들은 수천 개의 데이터 기록의 고려해야 하기 때문에 사람이 식별할 수 없는 데이터의 상관관계까지도 결정할 수 있습니다.

배경(Background)

논리와 지식처리는 컴퓨터 과학의 많은 분야에서 중요한 역할을 하며, 나아가 인공지능의 핵심 주제입니다. 자연어는 기계가 지식을 이해하도록 하는 적절한 매개체가 되기에는 모호하고 매우 다양하기 때문에, 기계에 가장 적합한 표현이 무엇인지에 대한 질문은 AI가 시작된 이래로

결정적으로 중요다고 볼 수 있습니다.

이런 맥락에서 전통적인 AI 형태의 접근 방식은 논리적 도움을 받아 컴퓨터 시스템에서 지식을 명시적으로 표현하는 것처럼 상징적인 지식 표현에 의존합니다. 이를 통해 지식을 명확하고 균일하게 정밀하게 표현할 수 있는데, 이는 컴퓨터 처리 과정에 필수적입니다. 이와 같은 표현 방법은 오늘날에도 여전히 규칙 기반 전문가 시스템과 같은 상업적 응용 프로그램 등에서도 사용됩니다. 이러한 시스템에서 규칙에 대한 사실과 지식을 나타내는 논리적 진술은 컴퓨터가 어떻게 행동해야 하는지에 대한 결론을 도출하는 데 자동으로 사용됩니다. 이 활동에서, 사실은 현재의 게임 상황에, 규칙 지식은 움직여야 하는 지시 사항에 해당합니다.

사실적 근거는 유효한 진술을 나타냅니다. ‘만약 ~ (이)라면(if...then)’ 형식으로 표현된 일련의 규칙은 규칙 베이스를 형성합니다. 공식적으로 이 ‘만약 ~ (이)라면(if...then)’ 형식은 예를 들어 명제 논리로 표현될 수 있습니다. 제어 시스템(추론 엔진)은 사실에 근거해 적절한 규칙을 선택하고 이를 평가해 그에 따라 행동합니다. 복잡한 전문가 시스템에서 규칙으로부터 도출된 결론은 추가 규칙에 대한 입력 사실로 작용할 수 있으며, 이는 사실적 근거의 확대에 기여할 수 있습니다. 이 활동에서 제어 시스템의 과업은 컴퓨터의 역할을 하는 학생이 맡습니다. 규칙 베이스에 해당하는 이동 규칙표의 도움을 받아 현재의 게임 상황에서 다음 동작을 추론해야 합니다.

규칙 기반 시스템에서는 이 절차를 데이터 중심(data-driven) 또는 순방향 추론(forward chaining)이라고 하는데, 이는 사실에 근거하여 아직 알 수 없는 목표를 달성하려고 하기 때문입니다. 이와는 대조적으로, 가설을 증명하기 위한 방법으로 역방향 추론이 있습니다. 이 경우 우리는 ‘역방향(backwards)’으로 게임을 하고 있습니다. 컴퓨터가 승리한 게임 상황을 시작으로 거기에 도달하기 위해 필요한 움직임들을 추론해 보려고하는 것입니다.

비록 머신러닝이 오늘날 인공지능의 우세한 방법이며, 이미 여러 분야에서 전문가 시스템이나 다른 전통적인 AI 애플리케이션을 대체한다고 할지라도 지식의 표현 없이는 어떤 것도 할 수 없습니다. 그러나 신경망과 같은 기술에서는 이 과정들이 **암묵적으로** 이루어지기 때문에 이 경우 다음과 같이 비기호적(subsymbolic) 시스템으로 설명할 수 있습니다. 즉, 체계적인 행동이 훈련되고, 근본적인 상관관계에 대한 일종의 암묵적 지식이 습득되는 것입니다.

그러나 데이터를 기반으로 하는 일반적인 규칙은 신경망에서 간접적으로 나타나기 때문에 뉴런의 **에지(edge)**에서의 가중치와 활성화 임계값으로는 네트워크의 구체적인 처리 과정에 대한 통찰력을 얻기가 어렵습니다.

신경망에 대한 자세한 내용은 #딥러닝 활동에서 확인할 수 있습니다. 또한 CS4FN에서는 언플러그드 방법으로 삼목 게임에 대한 전문가 시스템을 모델링할 수 있는 또 다른 활동을 제공합니다.

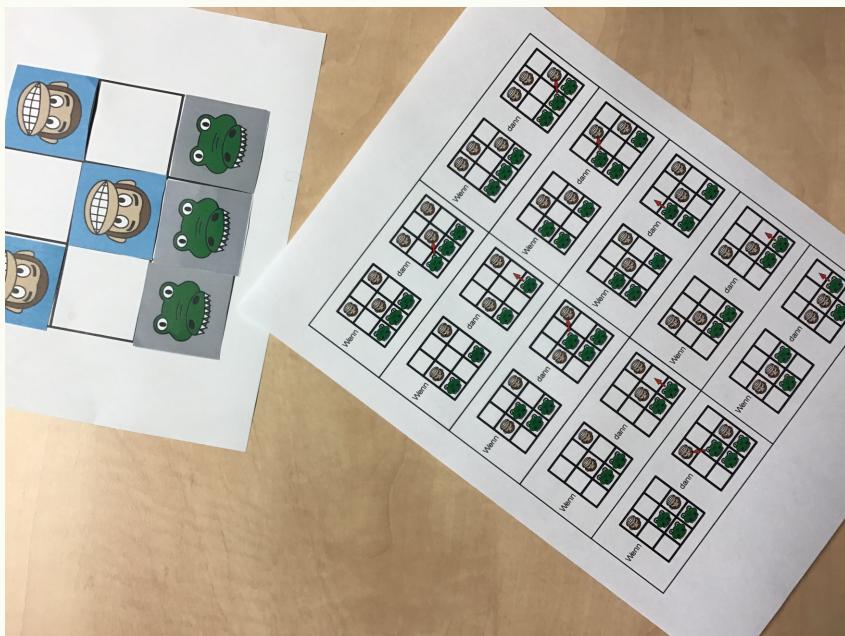


그림 14. 게임 설정: 컴퓨터 역할을 하는 플레이어에 대한 규칙이 명확히 정의되어 있습니다.

튜링 테스트 *The Turing Test*

"내가 컴퓨터라는 것을
아무도 모른다는 사실이 기쁘다!"

대상 학년

중·고등

개요

기계가 어떻게 행동해야 지능을 가진 것으로 여겨질 수 있을까요? 인공 지능은 정확히 무엇을 의미할까요? 연구원들은 인공 지능이 개발된 이후로 이러한 질문에 대해 연구하고 있습니다. 앨런 튜닝은 1950년에 기계가 지능을 가졌는지 판단하는 방법으로 튜링테스트라는 아이디어를 생각해 냈습니다. 이 활동의 목표는 학생들과 실제로 튜링 테스트를 재연해보며 컴퓨터가 실제로 인간지능과 비슷한 무언가를 보여줄 수 있는지에 대해 활발한 토의를 하는 것입니다. 또한 신중하게 선택된 지능의 예를 통해 기계에게 속아 넘어가는 것이 얼마나 쉬운지 알아봅니다.

아이디어 기반

- 지능형 시스템은 인간의 행동을 모방하기 위해 특정한 전략을 사용합니다.
- 기계의 지능을 평가하기 위한 특별한 방법이 필요합니다.
- (인공) 지능의 정의는 명확하지 않습니다.

준비물

- 전체 학급을 위한 튜링 테스트 질문이 포함된 활동지 / 슬라이드
- 튜링 시험 문제에 대한 답변 사본
- 컴퓨터(1명), 인간(1명) 및 전달자(2명) 역할을 하는 4명의 학생

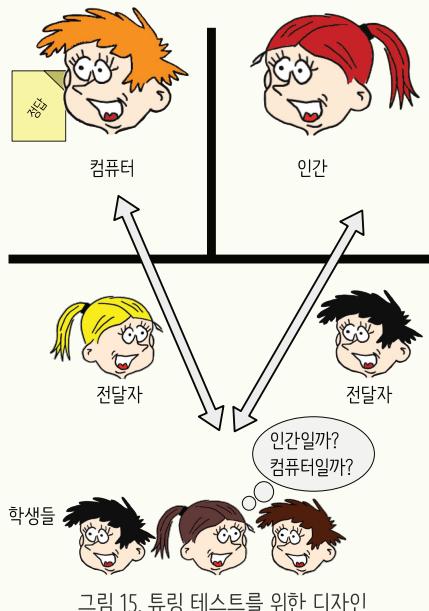
활동 방법

이 활동에서 학생들은 질문과 답변을 분석하여 컴퓨터를 인간과 구별하기 위한 문답 게임을 합니다. 한 학생은 컴퓨터의 역할을 담당하고, 다른 학생은 단순히 인간으로서 질문에 대답합니다. 그들은 반 친구들로부터 질문을 받고, 반 학생들은 그들의 대답을 바탕으로 누가 어떤 역할을 맡았는지 결정해야 합니다.

이 활동의 출처는 CS Unplugged입니다. 이는 Bell, Witten, Fellows의 라이센스는 Creative Commons에 따라 CC-BY-SA입니다. 이 설명에 원 자료가 사용되었고, CC-BY-SA에 따라 사용이 허가되었습니다.

맥락(Context)

수세기동안 철학자들은 기계가 인간과 같은 지능을 가질 수 있는지 아니면 인간의 뇌가 어쩌면 아주 좋은 기계인지에 대해 논쟁을 벌여 왔습니다. 어떤 사람들은 인공지능이 터무니없는 아이디어라고 생각하기도 하고, 또 다른 사람들은 우리가 결국 인간 만큼 지능이 있는 기계를 개발할 것이라고 믿습니다. 인공지능은 많은 잠재력을 가지고 있지만, 지능형 기계에 대한 또 다른 견해는 두려움을 불러 일으키기도 합니다.



활동 설명(Activity Description)

게임을 시작하기 전, 학생들에게 컴퓨터가 지능적이라고 생각하는지 또는 컴퓨터가 지능을 갖게 될 것이라고 생각하는지에 대해 토론합니다. 학생들에게 컴퓨터가 지능적 인지 아닌지를 어떻게 결정할 것인지에 대해 물어보고, 시뮬레이션을 통해 튜링테스트를 간략하게 소개합니다.

활동을 준비하기 위해 컴퓨터와 인간의

역할을 맡을 네 명의 지원자를 선발합니다. (그림15 참조) 또한 공정한 게임 과정을 책임질 두 명의 전달자와 답안을 메모할 수 있는 종이와 펜을 준비합니다. ‘인간’과 ‘컴퓨터’의 역할은 두 학생이 교실을 나와 두 개의 분리된 방으로 가기 전에 선생님이 은밀하게 배정합니다. (또는 칸막이 벽을 사용할 수 있지만 학생들이 서로 보지 않도록 하십시오.) ‘컴퓨터’ 역할을 맡은 학생은 튜링 테스트 질문에 대한 답안지 복사본을 받습니다. 전달자들은 각자 한 가지 역할을 담당하는데, 그 역할도 비밀로 합니다.

이제 학생들은 어느 학생이 컴퓨터의 역할을 맡았는지 알아내야 합니다. 이를 위해 배부된 활동지에서 각 라운드마다 컴퓨터와 인간에게 물어볼 1개의 질문을 선택합니다. 질문을 선택한 후 학생들은 왜 이 질문이 컴퓨터와 인간을 구별하는데 적합하다고 생각하는지 설명해야 합니다. 이 논의는 사람과 ‘지능형’ 컴퓨터의 답이 어떻게 다를 수 있는지 수업에 반영하기 때문에 활동의 핵심 요소입니다.

다음으로, 전달자들은 다른 방에 있는 반 친구들에게 질문을 하고 답을 받아 적어 다시 교실로 가져옵니다. ‘인간’ 역할을 맡은 사람은 질문에 간단하고 정직하게 대답해야 합니다. 다시 말해, 인간적인 대답을 해야 합니다. 반면에 ‘컴퓨터’ 역할을 맡은 사람은 활동지에서 적절한 답을 선택합니다. 만약 지시사항이 이탤릭체(기울임체)로 쓰여 있으면 ‘컴퓨터’ 역할을 맡은 학생은 스스로 답을 찾아야 합니다. (예. 현재 시간) 주어진 답변을 전달할 때 특히, 전달자들은 누구와 상호 작용하는지 밝히지 않도록 주의해야 합니다.

이제 학생들은 컴퓨터에서 어떤 대답이 나올지에 대해 논의합니다. 가능하다면 학생들이 컴퓨터가 누구인지 명확한 결정을 내릴 수 있을 때까지 몇 가지 질문을 더 하면서 이 과정을 반복합니다. 학생들이 인간과 컴퓨터를 확실하게 구별하지 못하면 컴퓨터는 튜링 테스트를 통과한 것입니다.

배경(Background)

비록 현재의 어떤 컴퓨터 프로그램 일반적인 지능과 같이 작동하지는 않지만, 기본적으로 컴퓨터가 지능을 가진 것처럼 작동 할 수 있는지에 대한 문제는 여전히 해결되지 않고 있습니다. 이것은 주로 지능에 대한 정의가 논란의 여지가 있기 때문입니다.

이러한 배경에서 영국의 수학자 앤런 튜링은 1950년에 지능에 대한 정확한 정의 없이도 기계의 지능을 결정하는 방법을 제안 하였습니다. 소위 ‘튜링 테스트’라고 불리는 이 테스트가 컴퓨터의 ‘지능’을 입증할 수 있습니다. 테스트 시나리오는 위에서 설명한 활동과 유사합니다. 질문자는 채팅을 통해 사람과 컴퓨터와 상호작용합니다. 만약 둘을 명확하게 구별할 수 없으면 컴퓨터는 튜링 테스트를 통과한 것입니다. 채팅으로 의사소통이 이뤄지기 때문에 컴퓨터는 음색(=음의 높낮이)과 같은 물리적 특성을 통해 자신을 드러낼 수 없습니다. 이러한 상호작용 시스템의 잘 알려진 예는 채팅봇 Eliza입니다. 컴퓨터의 역할을 맡은 학생이 주는 답은 ‘지능형’ 컴퓨터 프로그램이 주는 답과 다르지 않습니다. 어떤 답은 컴퓨터임을 매우 빨리 노출시킬 것입니다.(사람은 2~20자리 숫자의 계곱근을 거의 답할 수 없을 것입니다.) 컴퓨터가 항상 특정 응답

패턴을 사용하는 다른 질문들은 시간이 좀 지난 후에야 그것을 드러낼 것입니다. 예를 들어, “XY를 좋아합니까?”라는 질문에 대한 대답은 독립적으로 보면 눈에 띠지 않습니다. 그러나 이러한 유형의 몇 가지 질문을 결합하면 컴퓨터가 규칙적으로 작동하여 질문에서 답을 생성한다는 것이 명확해집니다. 이러한 답은 컴퓨터가 질문을 잘못 해석했다는 것을 보여줄 수 있지만 이런 일은 인간에게도 일어날 수 있습니다. 많은 답변들이 애매하며 더 많은 질문으로 하여금 컴퓨터가 질문의 내용을 제대로 이해하지 못했다는 것을 분명히 할 수 있습니다. 더욱이 컴퓨터가 “모른다”고 대답하는 것이 컴퓨터임을 드러내지 않는 더 안전한 방법이기도 합니다.(예: 2의 제곱근에 대한 질문) 이것은 인간의 특성을 가장하지만, 만약 이 전략을 너무 자주 사용하거나 너무 간단한 질문으로 사용한다면, 실체를 들킬 수도 있습니다. 예를 들어 계산 문제에 시간을 끌거나 잘못된 답변을 하는 것은 질문자를 더 오래 속일 수도 있습니다. 그러므로 컴퓨터는 공식적 대답의 예시, 대화자의 진술 따라하기, 키워드에 대한 반응, 관용구의 사용과 주제의 재개를 통해 위장할 수 있지만, 이것은 쉽게 간파할 수 있는 곁면에 불과합니다.



그 밖의 아이디어들

이 활동들에 대한 세부 사항이나 링크는 홈페이지에서 확인할 수 있습니다.

얼굴 인식 (Face Recognition)

현관문은 집배원과 우리를 구별할 수 있고, 사진 관리 소프트웨어는 자동으로 친구들에게 태그를 달아줍니다: 얼굴 인식은 AI의 일반적인 응용입니다. 이런 동작을 할 때에 기술은 모자를 쓴 겨울에도, 선글라스를 끼는 여름에도 우리를 알아볼 수 있을 만큼 융통성이 있어야 합니다. 이 활동은 만화 캐릭터를 통해 이러한 원리를 전합니다.

원숭이, 탐정 원숭이 (Monkey, Sherlock Monkey)

컴퓨터가 지식을 "이해"하고 논리적인 결론을 이끌어 낼 수 있는 방식으로 지식이 어떻게 표현될 수 있을까요? 논리와 공식화된 지식 표현이 여기에서 매우 중요합니다! 따라서 AI 시스템은 실제로 "지능적"인 것은 아니지만 지식을 표현하기 위해 다른 가능성을 영리하게 사용합니다. 이러한 종류의 지식 표현은 논리 퍼즐에서 형태를 찾아낼 수 있습니다.: 해당 퍼즐은 해결책을 찾기 위해 특정한 규칙에 따라 다른 사실들의 조합을 요구합니다.

가방 안의 두뇌 (Brain-in-a-Bag)

이 활동에서 학생들은 노끈과 화장지 룰을 사용하여 신경망의 기능을 스스로 시뮬레이션 합니다. 그러면 마지막 네트는 게임을 할 수 있습니다.

비지도 학습 (Unsupervised Learning)

지도 학습 및 강화 학습 이외에도 소위 비지도 학습 절차도 있습니다. : 컴퓨터는 기존에 알려 준 목표값과 보상 없이 학습합니다. 일련의 데이터만으로 카테고리(예 : 인터넷 쇼핑에서 구매 잠재력이 높은 고객) 또는 이상 징후(예 : 웹 서버에서 의심스러운 활동)를 식별할 수 있습니다. 분필을 사용하여 좌표 격자(예 : 학교 운동장)를 그리고 학생들에게 두 축을 사용하여 격자에 적절하게 위치하도록 요청합니다. 선택한 축에 따라 군집뿐만 아니라 특이값이나 이상징후도 파악할 수 있습니다.

Imprint

Editor:

Professorship for Computer Science Education
Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Martensstraße 3
91058 Erlangen
<https://aiunplugged.org>

Editing and design:

Annabel Lindner, Stefan Seegerer

Translation:

All-in-One: Teacher Research Group on Artificial Intelligence Education
강신옥(Shinok Kang), 김원일(Wonil Kim), 김인주(Injoo Kim), 박호림(Horim Park),
양석재(Sukjae Yang), 이도영(Doyoung Lee), 임진숙(Jinsook Lim)
<http://ai4edu.kr>

이 책의 모든 글과 그림(FAU 로고 제외)의 라이센스는 ‘저작물 이용 허락 표시(CCL, Creative Commons Licence)’에 따른 CC-BY-NC 3.0입니다. 이 라이센스는 저작자와 출처 등을 표시하면 저작물의 변경, 2차적 저작물의 작성을 포함한 자유 이용이 가능합니다. 단 영리적 이용은 허용되지 않습니다.