

1. 문제를 푸는 방법

머신러닝이 무엇인가에 대한 정의를 내리기 전에 문제를 푸는 방법에 대해서 생각해 보자. 주어진 문제에 대한 알고리즘이 개발돼 있다면 그 문제에 알고리즘을 적용해 답을 구할 수 있다. 알고리즘이란 '문제를 해결하기 위한 일련의 절차를 공식화한 형태로 표현한 것'이다. 예를 들어, 여러 숫자를 오름차순으로 정렬하고자 한다면 그림 3.1과 같이 주어진 숫자들에 정렬 알고리즘을 적용해 그 숫자들을 오름차순으로 정렬할 수 있다.



그림 3.1 알고리즘 적용에 의한 문제 풀이

하지만 알고리즘을 개발할 수 없는 경우에는 어떻게 해야 할까? 원하지 않는 내용 또는 무차별적인 선전용 이메일을 스팸(Spam)이라고 부른다. 예를 들어, 이메일을 스팸과 햄(Ham: 스팸 메일이 아닌 정상적인 이메일을 지칭하는 용어)으로 구분하려면 어떻게 해야 할까? 스팸 메일에 대한 판정은 때에 따라 다르고 수신자에 따라 다르기 때문에 알고리즘으로 개발할 수 없다. 즉, 스팸 메일을 판정하는 알고리즘을 개발하기에는 관련 지식이 부족한 것이다. 이렇게 지식이 부족한 상황을 많은 양의 데이터로 보충한다. 그림 3.2와 같이 과거의 이메일을 햄과 스팸으로 나누는 후에 스팸이 어떠한 특성을 가지는지를 컴퓨터가 학습하게 한다. 그러면 새로운 이메일에 대해서 그 특성이 있는지를 조사해서 햄이냐 스팸이냐를 구분할 수 있다.

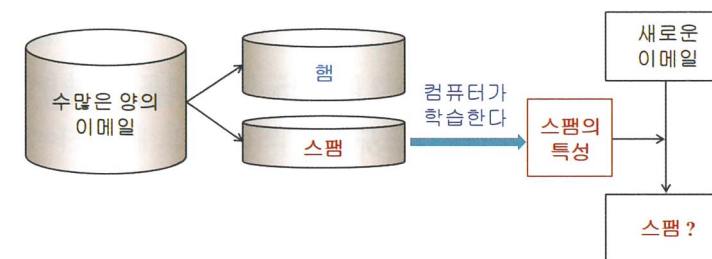


그림 3.2 컴퓨터 학습에 의한 문제 풀이

그림 3.2의 '스팸의 특성'은 완벽하지 않을 수 있다. 그러므로 새로운 이메일이 스팸임에도 불구하고 이를 햄이라고 판정할 수도 있다. 하지만 스팸과 햄의 특성 차이가 완전히 무작위인 것은 아니다. '맥주를 사는 고객은 감자칩을 산다', '여름에는 아이스크림이 많이 팔린다', '김씨는 2주마다 2리터 생수 12병을 산다' 등의 행동이 완전히 무작위한 것일까? 아니다. 이 행동에는 분명히 어떤 패턴이 있다. 이런 행동을 100% 완벽하게 예측할 수는 없을지라도 그 행동에서 특정한 패턴 또는 정규성을 발견함으로써 가능한 한 매우 비슷하게 예측할 수는 있을 것이다. 이것이 머신러닝의 기본 아이디어다.

2. 머신러닝의 정의

머신러닝에 대해서 톰 미첼(Tom Mitchell)은 1997년에 다음과 같은 정의를 제시했다.

- 작업을 T, 측정된 성능을 P, 경험을 E라고 하자. 어떤 컴퓨터 프로그램이 T를 수행할 때 E가 증가함에 따라 P도 증가하면 그 프로그램은 T 수행에 있어서 E로부터 학습한다고 말할 수 있다.

앞에서 언급한 스팸 이메일 판정의 예를 들면, T는 '스팸 이메일 판정', P는 '판정의 적중률', E는 '스팸 이메일의 특성을 추출하는 일'이다. 많은 학자가 머신러닝의 정의를 제시했고 톰 미첼의 정의도 그중 하나지만, 쉽게 이해되지 않는 측면이 있다. 이 절에서는 이해하기가 쉬운 대니얼 파젤라(Daniel Faggella, 2017)의 정의를 제시한다.

- 머신러닝은 컴퓨터에게 실생활에 대한 관측값과 실생활과의 상호작용에서 획득한 데이터와 정보를 제공함으로써, 컴퓨터가 인간처럼 학습하고 행동하도록 하며 그 학습이 시간이 지남에 따라 자율적인 방식으로 향상되도록 하는 과학 분야다.

3. 머신러닝의 유형

머신러닝의 유형에는 지도(Supervised) 학습, 비지도(Unsupervised) 학습, 준지도(Semi-supervised) 학습, 강화(Reinforcement) 학습 등이 있다.

3.1 지도 학습

지도 학습은 입력속성 값과 목표속성(= 출력속성) 값의 쌍으로 구성된 데이터 집합이 주어졌을 때 입력속성 값으로부터 목표속성 값을 만들어내는 매핑 함수(Mapping Function)를 구축하는 학습 방법이다. 이것은 제2장 5.2절에서 설명한 방향성 데이터 마이닝과 같은 개념이다. 머신러닝 분야에서는 목표속성 값을 클래스(Class) 또는 레이블(Label)이라고 부른다. 따라서 입력속성 값과 목표속성 값의 쌍으로 구성된 데이터 집합을 '레이블이 있는(Labeled) 데이터 집합'이라고 부른다. 입력속성과 목표속성은 여러 개일 수 있다. 지도 학습을 그림으로 표현하면 그림 3.3과 같다.



그림 3.3 지도 학습: 구축

입력속성의 값 X 와 그에 대응되는 목표속성의 값 Y 가 주어지면 이 데이터에 모델링 기법 T 를 적용해 X 와 Y 간의 매핑 함수인 모델 M 을 구축한다. 모델 M 이 구축되는 과정을 학습 또는 훈련이라고 한다. 이 학습 과정은 모델 M 의 성능이 만족할 만한 수준에 도달하면 정지한다. 모델 M 이 구축되면 그림 3.4와 같이 사용한다.



그림 3.4 지도 학습: 사용

입력속성의 새로운 값 x' 이 들어오면 모델 M 을 사용해 목표속성의 값 y' 을 예측하거나 분류한다.

3.2 비지도 학습

비지도 학습은 입력속성과 목표속성이 구별되지 않은 데이터 집합, 즉 '레이블이 없는(Unlabeled) 데이터 집합'이 주어졌을 때 그 데이터의 내부 구조를 기술하는 모델을 구축하는 학습 방법이다. 이것은 제2장 5.3절에서 설명한 무방향성 데이터 마이닝과 같은 개념이다. 비지도 학습을 그림으로 표현하면 그림 3.5와 같다.

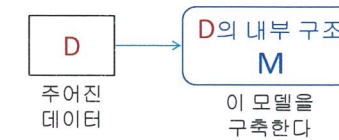


그림 3.5 비지도 학습: 구축

데이터 집합 D 가 주어지면 이 데이터에 모델링 기법 T 를 적용해 D 의 내부 구조를 표현하는 모델 M 을 구축한다. 비지도 학습에서는 목표속성 값에 대한 정답이 없으므로 적중률 같은 성능을 측정할 수 없다. 그러므로 비지도 학습의 학습 과정은 유용한 내부 구조가 발견됐다는 판단이 내려질 때 또는 일정 기간의 학습 반복(Iteration)이 수행된 후에 정지한다. 모델 M 이 구축되면 그 내용을 검토해 D 에 대한 이해력이나 통찰력을 높이는 데 사용된다. 모델 M 이 구축되면 그림 3.6과 같이 사용한다.

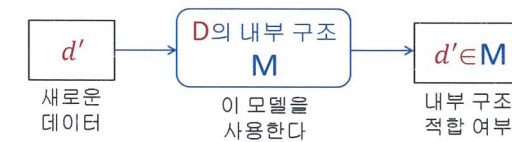


그림 3.6 비지도 학습: 사용

새로운 데이터 d' 이 들어오면 모델 M 을 사용해 d' 이 D 의 내부 구조에 적합한 데이터인지를 판단한다.

3.3 준지도 학습

준지도 학습은 지도 학습과 비지도 학습을 혼합해 사용하는 학습 방법이다. 지도 학습은 레이블이 있는 데이터 집합을 대상으로 하고, 비지도 학습은 레이블이 없는 데이터 집합을 대상으로 한다. 하지만 실제 세상에서는 모든 데이터에 레이블이 있는 것도 아니고, 모든 데이터에 레이블이 없는

것도 아니다. 레이블이 있는 데이터와 없는 데이터가 섞여 있다. 이런 경우에 사용하는 학습 방법이 준지도 학습이다.

3.4 강화 학습

학습을 하는 주체를 에이전트(Agent)라고 하는데, 이 에이전트가 환경으로부터 받는 피드백을 기반으로 상호작용하면서 학습해가는 방법을 강화 학습이라고 한다. 강화 학습의 대상이 되는 문제는 출력이 일련의 행동으로 이루어지는 경우다. 에이전트가 올바른 행동을 하면 보상(Reward)을 받고, 틀린 행동을 하면 벌점(Penalty)을 받는다. 에이전트는 보상을 최대화하고 벌점을 최소화하는 방향으로 자신의 행동을 수정하면서 학습해나간다. 강화 학습에서는 목표속성의 정답이 주어지지 않고, 그 행동이 '옳다.' 또는 '틀렸다.'라는 피드백만 주기 때문에 지도 학습과는 다르다.

4. 머신러닝의 기법들

4.1 지도 학습 기법

이 절에서는 지도 학습 기법에 대해 간략한 소개만 하고 기법별 자세한 설명은 해당 장에서 한다.

[1] 회귀 분석(Regression Analysis)

회귀 분석은 독립변수와 종속변수 간의 관계를 나타내는 식을 도출해서 독립변수로 종속변수를 설명하고 예측하는 기법이다.

[2] 로지스틱 회귀 분석(Logistic Regression Analysis)

로지스틱 회귀 분석은 종속변수가 이진, 즉 0 또는 1인 문제에 사용하는 회귀 분석 기법이다.

[3] 선형 판별 분석(Linear Discriminant Analysis)

선형 판별 분석은 종속변수에 따라 데이터를 분류해내는 독립변수의 선형 조합을 찾는 기법이다.

[4] 베이즈 분류기(Bayes Classifier)

베이즈 분류기는 독립변수가 서로 독립적이라는 가정하에서 베이즈 정리를 이용해 데이터를 분류하는 기법이다.

[5] 의사결정 트리(Decision Tree)

의사결정 트리는 큰 데이터 집합을 목표속성 값에 대해 연속적으로 작은 데이터 집합으로 나누는 규칙을 도출해 목표속성의 값을 예측하거나 데이터를 분류하는 기법이다.

[6] 랜덤 포레스트(Random Forest)

랜덤 포레스트는 여러 개의 의사결정 트리를 무작위로 만들어서 그 결과들을 결합해 목표속성의 값을 예측하거나 데이터를 분류하는 기법이다.

[7] 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine)

서포트 벡터 머신은 데이터 집합의 목표속성 클래스 사이의 간격을 최대화하는 경계선을 찾아서 데이터를 분류하는 기법이다.

[8] 인공 신경망(Artificial Neural Network)

인공 신경망은 수많은 데이터 처리 요소를 네트워크로 연결해 그들을 연결하는 선의 가중치를 조정함으로써 목표속성의 값을 예측하거나 데이터를 분류하는 기법이다.

[9] 딥러닝(Deep Learning)

딥러닝은 입력 계층과 출력 계층 사이에 있는 은닉 계층의 개수가 세 개 이상으로 구성된 신경망이다. 딥러닝 기법에는 심층 신경망, 합성곱 신경망, 순환 신경망 등이 있다.

4.2 비지도 학습 기법

이 절에서는 비지도 학습 기법에 대해서 간략한 소개만 하고 기법별 자세한 설명은 해당 장에서 한다.

[1] 군집 분석(Cluster Analysis)

군집 분석은 레코드를 구성하는 속성의 정보만 사용해 데이터 집합을 그룹으로 나누는 기법이다.

[2] 연관 분석(Association Analysis)

연관 분석은 데이터 집합으로부터 속성 간의 유용한 관계를 나타내는 규칙을 도출하는 기법이다.

4.3 준지도 학습 기법

이 절에서는 준지도 학습 기법의 하나인 ‘의사(擬似) 레이블링(Pseudo-labeling)’을 소개한다. 예를 들어 개 사진과 고양이 사진을 분류하는 문제를 생각해 보자. 세상에 존재하는 무수한 개 사진과 고양이 사진을 분류하는 문제는 지도 학습만으로는 해결할 수 없다. 지도 학습을 수행하려면 데이터에 레이블이 있어야 하기 때문에 사진을 일일이 보면서 그것이 개인지 고양이인지를 판별해 레이블을 달아야 하는데, 사진의 개수가 너무 많아서 이것은 불가능한 일이다. 이 문제를 해결하기 위해서 그림 3.7과 같이 의사 레이블링을 수행한다.

그림 3.7에서 [L]은 레이블이 있는 데이터 집합, [U]는 레이블이 없는 데이터 집합, [PL]은 의사 레이블이 있는 데이터 집합을 표시한다. 그림 3.7의 ①, ②, ③에서 순서대로 다음 작업을 한다.

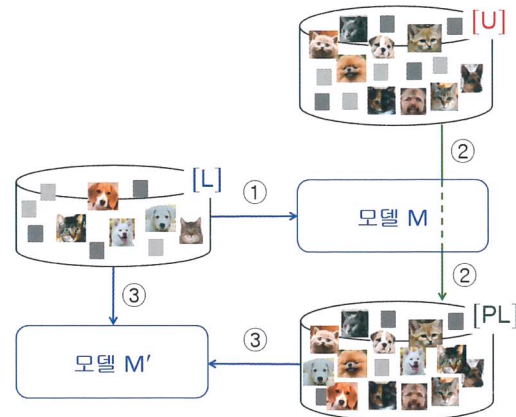


그림 3.7 의사 레이블링

- ① 레이블이 있는 데이터 집합 [L]로 모델 M을 학습시킨다.
- ② 레이블이 없는 데이터 집합 [U]에 모델 M을 적용해 의사 레이블이 있는 데이터 집합 [PL]을 만든다.
- ③ 레이블이 있는 데이터 집합 [L]과 의사 레이블이 있는 데이터 집합 [PL]의 일부를 사용해 모델 M을 다시 학습시켜서 모델 M'을 구축한다.

그림 3.7에 제시된 과정은 한 번에 끝나는 것이 아니고 여러 번의 학습 반복을 거쳐야 한다. 한 번 반복할 때 의사 레이블이 있는 데이터의 비율이 레이블이 있는 데이터의 20~30% 정도가 되도록 만들어서 모델 M을 다시 학습시켜야 한다. 의사 레이블이 있는 데이터가 너무 많은 데이터 집합으로는 우수한 모델을 학습시킬 수가 없다. 몇 번의 반복을 거친 후에 모델 구축을 종료할 것인지에 대해 정해진 규칙은 없으며 만족할 만한 성능을 얻었을 때 구축을 종료하면 된다.

4.4 강화 학습 기법

이 절에서는 강화 학습 기법의 하나인 ‘Q-러닝(learning)’을 소개한다. 학습 주체인 에이전트가 환경으로부터 피드백을 받으면서 학습해 나가는 방법을 강화 학습이라고 하는데, 에이전트가 처한 상황을 S라고 하고 에이전트가 각 상황에 따라 취할 수 있는 행동의 집합을 A라고 하자. S와 A를 묶어서 Q(S, A)로 표현한다. 에이전트는 A 중 하나의 행동인 a를 수행함으로써 현재 상황에서 다음 상황으로 나아간다. 수행하는 행동의 결과에 따라 에이전트는 보상을 받거나 벌점을 받는다. 에이전트의 목표는 보상을 최대화하고 벌점을 최소화하는 것이다. 이러한 과정을 통해 각 상황에서 최적의 행동이 어떤 것인지를 학습해 나간다. 그림 3.8은 Q-러닝의 플로 차트다.

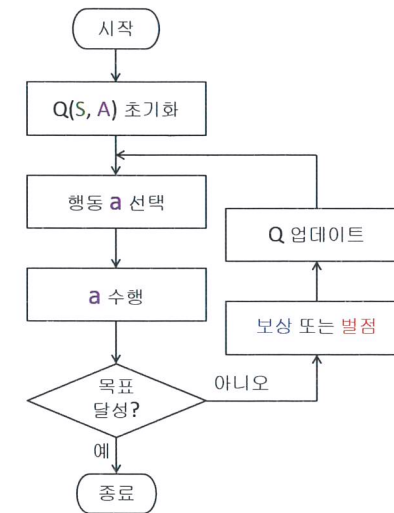


그림 3.8 Q-러닝

예를 들어 틱택토(Tic-tac-toe) 게임을 생각해 보자. 틱택토 게임은 3×3 격자판에 두 플레이어가 번갈아가면서 O와 X의 표식을 써서 같은 표식 3개를 가로, 세로, 혹은 대각선상에 먼저 연결하는 플레이어가 이기는 게임이다. 그림 3.9는 X가 먼저 시작했을 때 X가 7번 만에 이기는 모습을 보여준다.

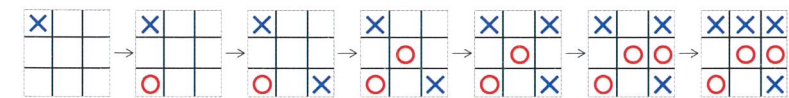


그림 3.9 틱택토: X가 이긴 게임의 예

틱택토 게임을 지도 학습으로 학습시킨다면 가능한 모든 게임 상황을 만들고 이기는지 지는지의 레이블을 달아줘야 한다. 3×3 격자판의 9개 칸을 그림 3.10-(1)과 같이 이름 붙이고, 그림 3.10-(2)와 같은 데이터 집합을 만들어야 한다. 그림 3.10-(2)에서 'b'는 빈칸(blank) 표시고, 'Win'은 x가 이기는 경우, 'Loss'는 지는 경우다.

레코드	TL	TM	TR	ML	MM	MR	BL	BM	BR	레이블
1	x	x	x	x	o	o	x	o	o	Win
2	x	x	x	x	o	o	o	x	o	Win
3	x	x	x	x	o	o	o	o	x	Win
4	x	x	x	x	o	o	o	b	b	Win
5	x	x	x	x	o	o	b	o	b	Win
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
956	o	x	o	x	o	x	x	o	x	Loss
957	o	x	o	o	x	x	x	o	x	Loss
958	o	o	x	x	x	o	o	x	x	Loss

그림 3.10 틱택토 칸의 이름과 데이터 집합

틱택토 게임을 강화 학습으로 학습시킨다면 그림 3.10-(2)와 같은 데이터 집합을 만들 필요가 없다. 컴퓨터에 다음과 같은 세 개의 규칙만 알려주면 된다.

- o와 x를 사용하는 두 플레이어가 번갈아 가면서 게임을 한다.
- 3×3 격자판의 9개 칸 중에서 상대 플레이어가 이미 쓴 칸에는 표식을 추가로 쓸 수 없고 빈칸에 써야 한다.
- 같은 표식 3개를 가로나 세로, 대각선상에 먼저 연결해 쓴 플레이어가 이긴다.

이 세 개의 규칙을 숙지한 컴퓨터가 인간을 상대로 게임을 하면서 자신이 지면 벌점을 받고 이기면 보상을 받는다. 수많은 게임을 계속하면서 컴퓨터는 점점 지는 게임을 덜하고 이기는 게임을 더 많이 하게 되고, 결국에는 비기기는 해도 지는 게임은 절대로 하지 않게 된다. 컴퓨터와 컴퓨터 간의 게임에서도 똑같은 결과를 얻을 수 있다.

5. 참고문헌

- 1) Alpaydin, E., *Introduction to Machine Learning*, 2nd ed., The MIT Press, 2010.
- 2) Definition – What does Reinforcement Learning mean?
<https://www.techopedia.com/definition/32055/reinforcement-learning>
- 3) Du, K.-L. and M. N. S. Swamy, *Neural Networks and Statistical Learning*, Springer-Verlag, 2014.
- 4) Introduction to Pseudo-Labeling : A Semi-Supervised learning technique
<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/09/pseudo-labeling-semi-supervised-learning-technique/>
- 5) Marsland, S., *Machine Learning: An Algorithmic Perspective*, 2nd ed., CRC Press, 2015.
- 6) Mitchell, T. M., *Machine Learning*, McGraw-Hill, 1997.
- 7) Q-learning
<https://en.wikipedia.org/wiki/Q-learning>
- 8) Simple explanation of Semi-Supervised Learning and Pseudo Labeling
<https://towardsdatascience.com/simple-explanation-of-semi-supervised-learning-and-pseudo-labeling-c2218e8c769b>
- 9) Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms
<https://machinelearningmastery.com/supervised-and-unsupervised-machine-learning-algorithms/>
- 10) What is Machine Learning?
<https://www.techemergence.com/what-is-machine-learning/>