언플러그드 인공지능 수학 수업1

October 10, 2021

1 언플러그드 인공지능 수학 수업

1.1 이론적 배경

1.1.1 머신러닝?

- 지도학습: 문제와 답이 모두 있는 경우.
- 비지도학습: 문제만 있고 답은 직접 찾게 하는 경우.
- 강화학습: 행동마다 보상을 주는 경우.

1.1.2 지도학습 : 의사결정나무, 랜덤포레스트, 로지스틱 회귀, 최근접 이웃법(kNN),서포트벡터 머신(SVM) 등

의사결정나무

1. 의사결정나무란?
   - 의사결정규칙을 나무구조로 나타내 전체자료를 몇개의 소집단으로 나누어 예측하는 분석 방법. 분류 함수를 이용해 나무 구조로 분리함
   - 계산 결과가 직접 드러나기 때문에 분류 이유를 투명하게 보여줄 수 있어 의학분야나 신용평가 등에 사용됨
2. 의사결정나무를 만드는 과정
   - 의사 결정 나무 성장(가지 분할) → 가지치기 → 타당성 평가 → 해석/예측
3. 가지 분할
   - 순수도/불순도 : 부모보다 자식의 가지들의 순수도가 높아지도록(불순도가 낮아지도록) 분리함
   - 불순도 척도: 카이제곱통계량, 지니 계수, 엔트로피, 분산 감소량
   - 카이제곱 통계량 계산법: χ^2 = (실제도수-기대도수)^2 / (기대도수) 의 합 (기대도수는 전체비율을 의미)
   - 지니계수 계산법: $1 - \sum_{l=1}^{k} P_l^2$
   - 엔트로피 지수 계산법: $- \sum_{l=1}^{k} P_l log_2 P_l$
4. 가지치기
   - 너무 큰 나무는 과대적합 너무작은 나무는 과소적합의 위험성이 있어 가지치기 작업을 함.
   - 최대 깊이를 넘어서거나 마디에 속하는 자료가 일정수 이하일 때 분할을 멈추는 과정.
   - Prepruning(reduced-error pruning, c4.5 pruning) / Postpruning(subtree replacement, subtree raising)
   - 과대적합: 학습 데이터에 대한 성능은 좋지만 실제 데이터에서는 성능이 떨어지는 경우
5. 분류 방법: c4.5 GainRatio, C-SEP(GiniIndex), CHAID, G-statistics, MDL, CART

앙상블 기법: 랜덤포레스트

1.1.3 비지도 학습

군집화(클러스터링)

- 분류는 사전에 분류 라벨을 주므로 지도학습이지만 군집은 사전에 정의된 범주가 없이 데이터의 특성을 분석해 군집화해야한다는 차이점이 있다.
- 데이터간 거리 개념를 도입. 주어진 데이터를 탐색하며 군집 내 거리를 최소화하고 군집 간 거리는 최대화하는 방식으로 분류.

비계층적 군집화

- 사전에 k개의 클러스터가 있다고 가정하고 시작.
- K평균 알고리즘, 혼합 분포 군집, 가우시안 혼합모델(GMM), EM알고리즘, DBSCAN, SOM 알고리즘 등
- K평균 알고리즘 과정: k개 랜덤 선택 → 자료를 가장 가까운 군집에 할당 → 군집 중심값 갱신 → 중심에 변화가 거의 없을 때까지 반복
- K평균 알고리즘은 이상값에 민감하게 반응하기 때문에 이상값을 미리 제거해야 한다.

계층적 군집화

- 병합적 방법/ 분할적 방법 군집화

군집간 거리 측정 방법: 최단연결법, 최장연결법, 중심연결법, 평균연결법, 와드연결법

1. 평균연결법: 모든 항목에 대한 거리의 평균을 구하는 방법. 이상치에 덜 민감하나 계산 복잡도가 매우 높다.
2. 와드연결법: 군집내 오차제곱합을 계산하여 거리를 구함.

딥러닝: ANN DNN CNN RNN GAN

1. 퍼셉트론: 단일 인공신경망. 뉴런의 구조를 본 따 만들었으며 활성화 함수로 있다.
2. ANN: 다중 인공신경망
3. DNN: ANN의 은닉층을 많이 늘린 것(2개 이상), 오류 역전파 -> 역전파의 원리 학습
4. CNN: 합성곱 신경망, 필터행렬곱 컨볼루션(압축), 풀링, 문장분류 이미지인식 -> 압축 원리 학습
5. RNN: 순환 신경망, 이전 노드 학습결과 다음 노드에 반영, 연속 데이터, 음성이나 자연어처리
6. GAN: 적대적 생성 신경망, 생성기와 판별기가 서로 경쟁하면서 학습.

1.1.4 머신러닝을 무료로 체험해 볼 수 있는 교육용 사이트&프로그램

1. 구글 티처블 머신 https://teachablemachine.withgoogle.com/
2. IBM 머신러닝 for KIDS https://machinelearningforkids.co.uk/
3. WEKA https://svn.cms.waikato.ac.nz/svn/weka/

2 언플러그드 인공지능 수학 강의 지도안1

2.1 의사결정나무를 이용한 언플러그드 수학 수업

2.1.1 수업 개요

1. 의사결정나무가 무엇인지 소개하기

2. 조별활동1: 주어진 예시 데이터로 직접 의사결정나무를 만들기. 분할 할 때 어떤 기준으로 했는지 기록할 것.
3. 의사결정나무 테스트 해보기
4. 조별발표: 만들어진 의사결정나무와 분할한 방법 그리고 정확도를 발표하기
5. 발문1: 어떻게 해야 효과적/효율적으로 가지 분할을 할 수 있을까?
6. 조별활동2: 의사결정나무를 어떻게하면 효율적으로 만들 수 있는지 토의하고 발표하기
7. 발견하기: 카이제곱통계량, 지니계수, 엔트로피의 계산 알려주기
8. 발문2: 과대적합문제 - 학습데이터는 잘 맞는데 실제로는 왜 안맞을까?
9. 조별활동3: 만들어진 의사결정나무를 불순도 척도 중 1개를 택하여 계산해보기
10. 관찰하기: 주어진 코드를 실행한 실제 결과 확인하기
11. 관찰하기: 그래프로 보는 의사결정 트리 - 축에 수직으로 자른다. 한계는? 방법은?
12. 제시하기 : 랜덤 포레스트에 대한 간략한 설명
13. 발견하기 : 조별로 만든 의사결정 트리로 다수결에 의한 랜덤 포레스트 시도하기
14. 랜덤 포레스트가 더 좋은 결과를 내는 이유 토의해보기
15. 배운 내용 정리 및 마무리

2.1.2 평가방법

- 자기평가, 동료평가, 교사관찰평가
  1. 조별 활동 참여도
  2. 발문에 대한 토의 적극성
- 교사평가
  1. 발표 적극성
  2. 의사결정나무의 완성여부
  3. 의사결정나무 불순도 척도 계산의 이해도

3 언플러그드 인공지능 수학 수업 - 의사결정나무 학습지 자료

3.1 1. 의사결정나무 만들어보기

다음은 질환A를 판단하기 위한 변수 X, Y에 대한 자료이다. Target의 값이 0이면 위험군, 1이면 비위험군이라고 한다. 다음 데이터로 환자의 질병여부를 판단하는 의사결정나무를 만들어보자.

id	X	Y	Target
0	12	7	0
1	15	6	0
2	10	12	0
3	20	13	0
4	23	12	1
5	17	7	1
6	19	19	1
7	13	16	0
8	10	14	0
9	19	11	1
10	12	11	0
11	26	15	1
12	11	15	0
13	7	11	0

id	X	Y	Target
14	15	18	0
15	16	12	1
16	26	12	1
17	21	9	1
18	15	10	1
19	10	10	0
20	16	15	0
21	24	17	1
22	22	18	1
23	15	13	1

3.2 2. 의사결정 나무의 성능 측정

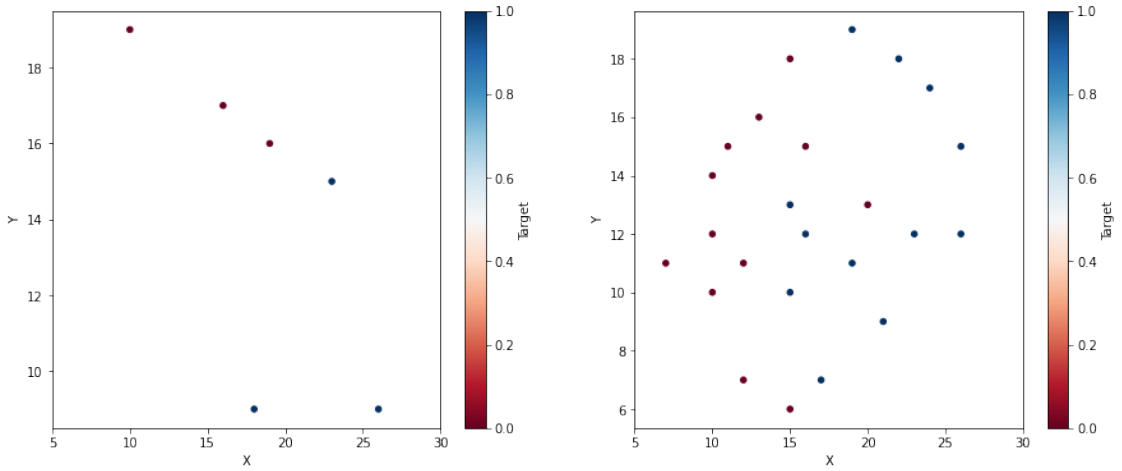
직접 만든 의사결정나무에 테스트 데이터를 넣어 검증해보고 아래에 맞았는지 기록해보자

id	X	Y	예측한 Target	실제 Target	예측 성공 여부
0					
1					
2					
3					
4					
5					

3.3 3. 의사결정나무 각 단계의 카이제곱통계량, 지니계수, 엔트로피 중 1가지 계산해보기

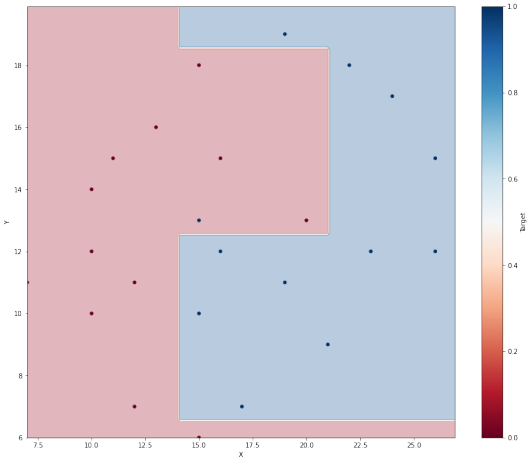
[1]:
```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

df1 = pd.read_csv('Decision_tree_Example.csv')
pd.set_option('display.max_rows',None)
train = df1.sample(n=24,random_state=2)
test = df1.drop(train.index)
fig, ax = plt.subplots(figsize=(15,6), ncols=2)
xticks=np.arange(df1.min()['X'],df1.max()['X']+1,0.1)
yticks=np.arange(df1.min()['Y'],df1.max()['Y']+1,0.1)

train.reset_index(drop=True, inplace=True)
train.to_csv('tree_train_set.csv')
test.plot.scatter(x='X',y='Y',c='Target', xlim=[5,30],colormap='RdBu', ax=ax[0])
train.plot.scatter(x='X',y='Y',c='Target', xlim=[5,30],colormap='RdBu',␣
↪ax=ax[1])
```

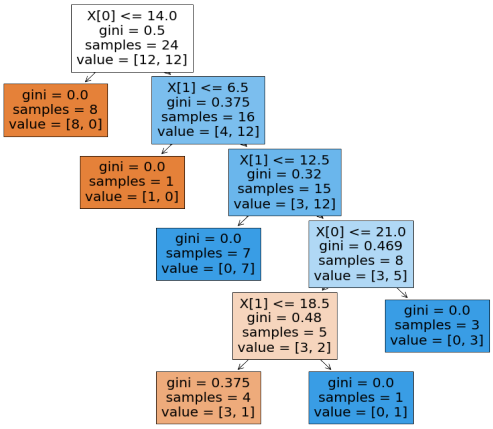
[1]:
```
<AxesSubplot:xlabel='X', ylabel='Y'>
```



[2]:
```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, plot_tree
from sklearn import tree

fig2, ax2 = plt.subplots(figsize=(24,10), ncols=2)

train_data = train.iloc[:,0:2].to_numpy()
train_target = train.iloc[:,2:3].to_numpy()
test_data = test.iloc[:,0:2].to_numpy()
clf = DecisionTreeClassifier(random_state=0, criterion='gini', max_depth=5,␣
 ↪min_samples_split=2, min_samples_leaf=1)
clf = clf.fit(train_data, train_target)
prediction = clf.predict(test_data)
print(prediction)

xx, yy = np.meshgrid(xticks, yticks)
Z = clf.predict(np.c_[xx.ravel(), yy.ravel()]).reshape(xx.shape)
fig2.tight_layout(h_pad=0.5, w_pad=0.5, pad=2.5)
cs = ax2[0].contourf(xx, yy, Z, cmap=plt.cm.RdBu, alpha=0.3)
train.plot.scatter(x='X',y='Y',c='Target', colormap='RdBu', ax=ax2[0])



tree.plot_tree(clf, filled=True)
plt.show()
```

```
[0 0 0 1 1 1]
```


Y
X
Target
18
16
14
12
10
8
6
7.5
10.0
12.5
15.0
17.5
20.0
22.5
25.0
1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0


X[0] <= 14.0
gini = 0.5
samples = 24
value = [12, 12]
gini = 0.0
samples = 8
value = [8, 0]
X[1] <= 6.5
gini = 0.375
samples = 16
value = [4, 12]
gini = 0.0
samples = 1
value = [1, 0]
X[1] <= 12.5
gini = 0.32
samples = 15
value = [3, 12]
gini = 0.0
samples = 7
value = [0, 7]
X[0] <= 21.0
gini = 0.469
samples = 8
value = [3, 5]
X[1] <= 18.5
gini = 0.48
samples = 5
value = [3, 2]
gini = 0.0
samples = 3
value = [0, 3]
gini = 0.375
samples = 4
value = [3, 1]
gini = 0.0
samples = 1
value = [0, 1]