데이터 사이언스

Decision Tree 구현.

2015004475 김태훈

1. 구동 환경

OS: Windows 10 64비트

Language: Python 3.8

2. 프로그램 구조

- 1. 트레이닝 데이터, 테스트 데이터를 읽어 pandas Dataframe 으로 변환.
- 2. 트레이닝 데이터를 Node 객체에 전달하여 트리 노드 생성.
- 3. 트리 노드는 attribute를 설정하여 (gain ratio이용) 데이터를 분할, 재귀적으로 노드 생성
- 4. 마지막 leaf 노드는 가진 데이터셋의 클래스 라벨을 majority voting을 통해, 혹은 한가지라벨 뿐인 경우 해당 라벨로 자신의 class_label을 정의함.
 - A. leaf가 아닌 경우라도 자식 노드 중 테스트 데이터 튜플의 라벨에 매치되지 않는 KeyError가 발생할 수 있기 때문에 일단 가진 데이터셋으로 majority voting을 실시하여 class_label을 보유함.
- 5. 트레이닝이 끝나면 테스트 데이터를 한 행(row)씩 읽어 트리에 적용.
- 6. 결과를 취합하여 result 파일에 작성.

3. 코드 설명

dt.py

```
Fig. 10 pages (on phase Apr. join of price op committee apr. pages (in the phase apr. join of pages (in the phase aprentice pages (in the phase
```

재귀 리미트를 10만으로 설정.

read_file

텍스트 파일을 읽어 pandas Dataframe 객체를 반환. 텍스트 파일 첫 줄은 컬럼 이름들이 므로 적용하고 한 줄 삭제.

```
Fig. 18 (on Despec Con Science Apr. Don of Spring Con Science Apr. Don of Spring Control (of all of all of
```

write_file

이미 파일이 존재하면 제거하고 새로 작성. data를 받아 path에 작성.

main

argv 받아 각각 파일 경로 저장. 파일로부터 데이터프레임 읽어들여 트레이닝 데이터로 트리 객체 생성.

트리가 생성된 후 컬럼 이름을 output 리스트에 저장.

테스트 데이터프레임을 iterrows(index, row를 반환) 통해 한 튜플(샘플)씩 트리에 적용하여 테스트.

iterrows는 데이터프레임에서 최대한 지양해야 하나 본 과제를 수행하는데 큰 이슈가 될 정도 는 아니라고 판단하여 사용.

트리에 적용 후 classification 결과를 받아 output에 저장.

루프가 끝나면 output 데이터를 파일에 작성.

node.py

```
The late yes paper one pinker has been of sproke pink of grown pinker makes and pinker has been pinker been pinker
```

Class Node

트리를 이루는 노드 객체. 노드가 꼬리를 물고 이어져 트리를 형성하는 구조.

bool is_leaf: 노드가 트리의 leaf라면 True, 쪼개는 분기(attribute 노드) 라면 False.

dict children: 노드의 자식 노드를 {label: Node} 형태로 저장. label은 해당 노드의 attribute에 속하는 라벨을 의미함. ex) age 를 attribute로 정했다면, {'>=30': node, '31...40': node, ...'} 와 같은 children dict를 갖게 됨.

pandas.Dataframe data: 트레이닝 데이터 셋을 pandas Dataframe 객체로 받아 저장.

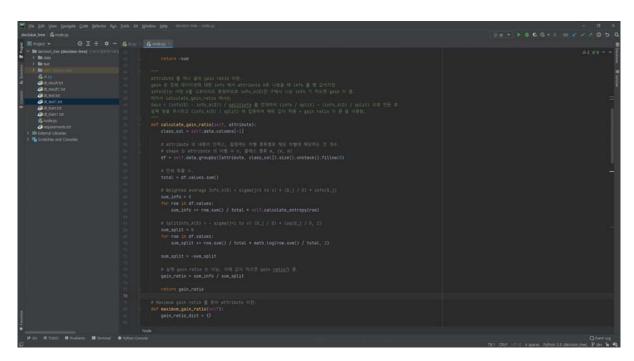
class_label: 본래 leaf 노드가 classification 결과를 반환할 수 있도록 하는 데이터였으나 테스트 데이터가 자신의 label에 맞는 노드를 찾지 못하는 경우 KeyError가 발생하여, 해당 에러발생 시 leaf가 아니더라도 자신에게 남아있는 데이터를 majority voting을 통해 class_label을 반환할 수 있도록 모든 노드가 class_label을 하나씩 갖도록 함.

__init__

객체 생성자. data와 is_leaf를 받아 초기화. children 딕셔너리는 빈 딕셔너리로 초기화. leaf 노드가 아니라면 트리를 확장. 이후 class_label을 지정함.

calculate_entropy

Information gain에서 entropy를 계산하는 수식을 구현. val 이 없는 케이스는 partition이 homogeneous 한 경우이기 때문에 값이 없는 것이 아니라 0이 들어있다고 간주하고 결과도 0이기 때문에 0을 리턴.



calculate_gain_ratio

attribute 를 하나 골라 gain ratio 리턴.

gain 은 전체 데이터셋에 대한 info 에서 attribute A로 나눴을 때 info 를 뺀 값이지만 info(D)는 어떤 A를 고르더라도 동일하므로 info_A(D)만 구해서 나눈 info 가 작으면 gain 이 큼. 따라서 calculate_gain_ratio 에서는 Gain = (info(D) - info_A(D)) / splitinfo 를 전개하여 (info / split) - (info_A(D) / split) 으로 만든 후 앞쪽 항을 무시하고 (info_A(D) / split) 에 집중하여 해당 값이 작음 = gain ratio 가 큼을 이용함.

maximum_gain_ratio

각 attribute들의 gain ratio를 구해 가장 큰 gain ratio를 가지는 attribute를 선정, 반환.

stop_partitioning

Conditions for stopping the partitioning process 에 해당하는 3가지 경우를 구현.

```
The first proper con place to the control of the co
```

expand

트리 확장. maximum gain ratio를 구해 attribute를 받아 지정하고, 해당 attribute의 label을 받아 각 label로 필터링 하여 partitioning이 필요하면 추가 확장 가능한 노드를 생성, 아니면 leaf 노드를 생성하여 children dict에 추가.

test

테스트 데이터를 받았을 때 해당 노드가 leaf면 class label을 반환하고 하위 노드가 있다면 재귀적으로 탐색한다. 만약 children 딕셔너리에 테스트 데이터가 내려갈 수 있는 label이 없다면 dict가 KeyError를 발생시키고, 이 때는 학습되지 않은 경우이므로 https://piazza.com/class/kltgwsjht2r236?cid=41 을 적용해 남은 데이터로 majority voting 된 해당 노드 자체적 label을 리턴.

아래 주석 처리된 코드는 gini index 구현에 도전하다 실패한 코드.

4. 소스 컴파일 가이드

python 3.8로 작성된 스크립트이며, 추가로 필요한 패키지는 프로젝트 패키지에 포함된 requirements.txt에 기록되어 있음.