### project 2 report

2017030464 한현진

**OS**: Window 10 **언어버전**: Python 3.10.1

IDE: Pycharm Community Edition 2021.2.2 / 2021.3.2

#### Summary of your algorithm

decision tree 만들기 위한 gain 측정법으로 information\_gain, gain\_ratio, gini\_index 방법을 다 사용했습니다. 그리고 decision\_tree 구성과, test\_file 마이닝 과정에서는 제 생각엔 dfs 알고리즘을 이용했습니다.

#### Instructions for compiling your source codes at TA's computer (e.g. screenshot) (Important!!)

C:\workspace\2022\_ite4005\_2017030464\decision\_tree>python dt.py dt\_train1.txt dt\_test1.txt dt\_result1.txt [315, 302, 315] gini\_index 방법이 315 / 346 의 정확도로 가장 정확했습니다.

C:#workspace#2022\_ite4005\_2017030464#decision\_tree>python dt.py dt\_train.txt dt\_test.txt dt\_result.txt [5, 5, 5] gini\_index 방법이 5 / 5 의 정확도로 가장 정확했습니다.

C:#workspace#2022\_ite4005\_2017030464#decision\_tree>

파이썬 파일이라서 실행폴더까지 들어가서

python dt.py 트레이닝파일 테스트파일 결과파일

로 명령어를 치시면 될 것 같습니다.

#### Any other specification of your implementation and testing

데이터 파일들은 data폴더에 다 넣어주시고,

트레이닝파일: dt train.txt 테스트파일: dt test.txt 결과파일: dt result.txt

로 파일명을 맞춰주셨으면 좋겠습니다. .txt 앞에 모두 동일한 숫자가 붙는 것 까지는 커버했습니다.

data 폴더 안에 정답파일: dt\_answer.txt 도 결과파일과 동일한 숫자가 붙는다는 가정하에 무조건들어가 있어야합니다. 없으면 gini\_index로 측정한 방법이 기본적으로 선택되어 result 파일을 만듭니다. 제가 모든 측정법을 사용해서 decision tree를 만들어서, 정확도 비교를 위해서는 필요합니다.

numpy와 pandas 라이브러리를 이용했습니다. 다운 받아주시면 감사하겠습니다.

#### Detailed description of your codes

### gini\_py, gain\_ratio.py, info.py

각 파일은 동일한 함수명으로 구현되어있고, 세부적으로만 다르기 때문에 공통된 부분은 묶고, 다른부분만 따로 작성하겠습니다.

# - calc 함수 (gini.py)

```
def calc(df):
    data_size = len(df.values)
    dic = {}

for data in df.values:
    if data[len(data) - 1] in dic:
        dic[data[len(data) - 1]] += 1
    else:
        dic[data[len(data) - 1]] = 1

value = 1

for i in range(len(dic)):
    p = list(dic.values())[i] / data_size
    p_squared = p ** 2
    value -= p_squared

return value
```

인자로 df, pandas 에 의해 나온 data\_frame 을 받아옵니다.

인자로 받아온 데이터프레임을 for 문을 돌면서, class\_value 의 종류와 개수를 dic 변수(딕셔너리 자료형)로 파악하고.

두번째 for 문에서 gini\_index 의 측정 계산식으로 측정해서 return 해줍니다.

#### - calc 함수 (gain\_ratio.py, info.py)

```
value = 0
for i in range(len(dic)):
    p = list(dic.values())[i] / data_size
    log_2 = math.log(p, 2)
    value -= p * log_2
```

계산 식 부분은 gain\_ratio 와 information\_gain 의 방법이 다르지 않기 때문에 동일합니다. math 를 사용하기 위해 math 라이브러리를 import 해줬습니다. data\_size 는 데이터프레임의 크기입니다.

p는 각 class\_value 가 어느정도 있는지 확률입니다.

p\_squared 는 제곱, log\_2 는 log 밑 2 P 값입니다.

# - find\_test\_attribute 함수 (gini.py, info.py)

```
def find_test_attribute(df):
   attributes = df.columns
   data_set = df.values
   data_size = len(data_set)
   compare_value_list = []
   compare_df_list_list = []
   for i in range(len(attributes) - 1):
       attribute_values = []
            if value[i] not in attribute_values:
                attribute_values.append(value[i])
        compare_df_list = []
        for value in attribute_values:
            compare_df_list.append(df.loc[df[attributes[i]] == value, :])
       calc_result = 0
        for compare_df in compare_df_list:
            calc_result += (len(compare_df.values) / data_size) * calc(compare_df)
        compare_value_list.append(calc_result)
        compare_df_list_list.append(compare_df_list)
   minindex = np.argmin(compare_value_list)
   return attributes[minindex], compare_df_list_list[minindex]
```

우선 이론에 의하면 gain 이라 함은 보통 부모노드쪽에서 즉, 분류하기 전에 information\_gain 이나 gini\_index를 구하고, 각 attribute 들로 분류하여 또 각 info\_gain, gini\_index를 구해서 부모의 것과 빼서 가장 큰 것을 고르는 것으로 배웠지만 어차피 부모노드의 각 측정값은 다 똑같을 것이기에 그냥 자식노드 측정값중에 가장 큰 것을 선택하여 해당 attribute 를 test\_attribute 로 선택하게 했습니다.

인자로 df, pandas 에 의해 나온 data\_frame을 받아옵니다. attributes 는 데이터프레임의 attribute 리스트입니다. data\_set 은 그냥 보기 편해서 만들었습니다. 데이터프레임은 한줄씩 비교하거나하는게 아직 제가 익숙하지 못해서 그런지 어렵더라구요 data\_size 는 데이터 개수입니다.

compare\_value\_list 는 가장 작은 값을 찾아야되니까 그 값들을 임시로 넣어두는 것입니다. compare\_df\_list\_list 는 compare\_df\_list 를 저장하기 위한 리스트입니다.

attribute 의 종류만큼만 확인하는데, class\_label 은 test\_attribute 가 될 수 없으니 attribute 의 종류 수 -1 개 만큼 range 를 잡고 for 문을 돌려줍니다.

각 attribute 별로 for 문이 돌아가는데, 각 attribute 에 어떤 attribute\_value 가 있을 지 모르니까, attribute\_values 라는 리스트를 만들어서 모든 데이터를 확인하여 value 를 파악합니다

후에 compare\_df\_list 라는 리스트를 만들어주는데, 이 리스트는 현재 선택된 attribute 를 기준으로 나눴을 때 나눠지는 data frame 들을 저장하는 리스트입니다.

compare\_df\_list 를 다 만들었다면 모든 compare\_df 의 측정값을 계산하여, 이론시간에 배운 자식노드들의 측정값을 계산하는 방법으로 값을 계산해줍니다.

이 값들을 다 compare\_value\_list 에 넣고 가장 바깥쪽 포문을 빠져나왔을 땐,

각 attribute 로 나눴을 때 측정된 측정값과, compare\_df\_list 가 담긴 list 가 완성되었을 테니, 측정값들 중 가장 작은 것의 인덱스를 알아내서 어떤 attribute 로 나눈 것인지, 해당 attribute 로 나눴을 때 나눠지는 데이터 프레임들은 무엇인지 return 해줍니다.

### - find\_test\_attribute 함수 (gain\_ratio.py)

```
calc_result = 0
split_info = 0
for compare_df in compare_df_list:
    calc_result += (len(compare_df.values) / data_size) * calc(compare_df)
    p = len(compare_df.values) / data_size
    log_2 = math.log(p, 2)
    split_info -= p * log_2
compare_value_list.append(calc_result / split_info)
compare_df_list_list.append(compare_df_list)
```

gain\_ratio 는 따로 또 splitinfo 도 계산해줘야해서 이론에 나온 식대로 썼습니다.

# node\_class.py (Node 클래스)

decision tree 를 형성하고, 테스트 데이터의 class value 를 찾아주는 파일입니다.

```
def __init__(self, test_attribute=None, cf_attribute_value=None, class_value=None):
# 멀로 나뉠 건가
self.test_attribute = test_attribute
# 나뉘고 난 뒤 해당하는 값이 뭔가
self.cf_attribute_value = cf_attribute_value
# 클래스 레이블의 값이 뭔가
self.class_value = class_value
# 자식노드정보
self.childnodes = []
```

# 각 노드는

test\_attribute: 어떤 attribute 로 나뉠 건지

cf\_attribute\_value: child 노드라면, 어떤 부모의 attribute\_value 로 나뉘어서 어떤 attribute\_value 를 가졌는지

class\_value: 해당 레벨의 노드에선 class\_value 는 어떤 값을 갖는지 childnodes: child 노드가 있다면 그 노드는 무엇인지 담는 리스트 변수를 지니고 있습니다.

### - make\_tree 함수

```
def make_tree(self, df, cf_attribute_value, measure):
    self.cf_attribute_value = cf_attribute_value
   calc_value = 0
       calc_value = qini.calc(df)
       calc_value = gain_ratio.calc(df)
   elif measure == 'info':
       calc_value = info.calc(df)
    for data in df.values:
        if data[len(data) - 1] in dic:
            dic[data[len(data) - 1]] += 1
            dic[data[len(data) - 1]] = 1
   maxindex = np.argmax(list(dic.values()))
    self.class_value = list(dic.keys())[maxindex]
   test_attribute = ''
   cf_df_list = []
    if measure == 'gini':
        test_attribute, cf_df_list = gini.find_test_attribute(df)
   elif measure == 'qain_ratio':
        test_attribute, cf_df_list = gain_ratio.find_test_attribute(df)
   elif measure == 'info':
        test_attribute, cf_df_list = info.find_test_attribute(df)
    self.test_attribute = test_attribute
   for cf_df in cf_df_list:
       cf_df_cf_attribute_value = cf_df[test_attribute].values[0]
       del cf_df[test_attribute]
       child_node = Node()
        child_node = child_node.make_tree(cf_df, cf_df_cf_attribute_value, measure)
        self.childnodes.append(child_node)
```

인자로 데이터 프레임과, 부모 노드의 test\_attribute로부터 분류되어 나온 test\_attribute의 value값, 어떤 측정방법을 썼는지 measure를 받습니다.

cf\_attribute\_value는 인자로 받은걸 그대로 받는데, root노드는 부모가 없어서 dt.py에서 불러올 때, None 입니다. 나머지는 코드 보면 아시겠지만 재귀함수로 make\_tree를 만든거라서, 값이 제대로 들어가서 받아질 것입니다.

calc\_value는 각 방법대로 calc함수로 계산해주면 됩니다.

간혹, test 데이터들 중에, decision tree의 트리대로 분류대로 가다가 없는 데이터도 있을 때가 있어서, 노드들 마다, 그 때의 df의 class\_value가 가장 많은 것을 class\_value로 정해줍니다.

만약 calc\_value가 0이거나 (아예 한쪽에 몰린경우) df 의 column의 수가 2인경우(데이터 프레임의 수가 2개라는 것은 attribute와 class label 로 두개라는 것이므로 더 이상 분류 불가능) 자신을 return 해줍니다.

하지만 그것이 아니라면 더 분류할 가능성이 있다는 것이므로, 분류를 해주는데,

이 때 어떤 test\_attribute를 선택할 것인지 각 방법의 find\_test\_attribute 함수를 이용해서 test\_attribute와 해당 attribute로 나뉘어진 데이터프레임을 알아냅니다.

나뉘어진 데이터프레임을 cf\_df\_list로 받는데 이 데이터프레임을 이용하여 재귀적으로 make\_tree 함수를 만들어서 childnode들을 채워줍니다. dfs 방식으로 만들어지는 것 같습니다. 근데 이때 cf\_df는 test\_attribute에 의해 나뉘어진 상태이니, 포문안의 첫번째 코드로, 각 cf\_df에서의 test\_attribute 의 값으로 어떤 값을 가지는지 알아내고, 다음 다음 게속 포문으로 내려갈 때, test\_attribute를 column으로 게속 가지고있으면, 분류기준으로 게속 선택될 수 있으므로, 해당 column을 삭제해준채로 재귀를 합니다.

이 때, cf\_df의 데이터 수 자체가 적으면 overfitting 될 것을 염려해서 개수제한을 해서 (prepruning) overfitting을 막아볼까 했는데, 그러면 train1 test1 result1 answer1 에서 결과가 나빠지기만해서 그냥 안했습니다. (데이터 개수를 1개로 제한해도 성능이 나빠지기만함)

# - mining 함수

test\_data: 그냥 데이터 한 개로 인자를 받아옵니다.

attributes: training, test 할 데이터의 attribute를 받아옵니다.

measure: 어떤 측정 방법을 사용했는지 알기위한 인자입니다.

그냥 트리를 dfs 방법으로 재귀적으로 쭉 내려가서 class value를 정해줍니다.

만약 자식노드가 없다면, 즉, 더 분류할 수 없다면 그냥 해당 노드의 class\_value를 테스트 데이터의 class\_value로 정해주고 test\_data를 return 해 줍니다.

만들어진 트리의 노드들을 게속 확인하면서, 어떤 attribute로 분류될 노드인지 확인하고 만약 자식노드가 있다면, 즉 더 분류할 수 있는 노드라면,

해당 노드의 test\_attribute 면에서 test\_data가 가지는 값이 그 자식노드의 cf\_attribute\_value로 있다면 분류가 될 수 있는 test\_data이니까 재귀적으로 mining 함수를 통해서 분류를 이어나가 주고, 끝났을 때 바로 return을 해줍니다.

없다면 분류가 될 수 없으니까 위의 return에 걸리지 않고 그렇게 되면, 자식노드에 들어가지 못하고 현재노드에서 분류가 끝난 것이니까 그냥 현재 노드의 class\_value를 테스트 데이터의 class\_value로 정해주고 test data를 return 해 줍니다.

### dt.py (main)

#### - main 함수

```
# 입력 받아오는 부분
args = sys.argv[1:]
try:
    train_file = open('./data/' + args[0], 'r', encoding='utf-8')
except FileNotFoundError:
    print("*** train 파일이 없습니다. ***\n")
    return 0

try:
    test_file = open('./data/' + args[1], 'r', encoding='utf-8')
except FileNotFoundError:
    print("*** test 파일이 없습니다. ***\n")
    return 0

result_file = open('./data/' + args[2], 'w', encoding='utf-8')

result_file_gini = open('./data/gini_' + args[2], 'w', encoding='utf-8')
result_file_gain_ratio = open('./data/gain_ratio_' + args[2], 'w', encoding='utf-8')
training_rdr = csv.reader(train_file, delimiter='\t')
test_rdr = csv.reader(test_file, delimiter='\t')
```

데이터 파일을 불러오는 코드입니다.

training 데이터와, test 데이터 그리고 결과를 저장할 result 데이터 파일을 불러옵니다. result 파일은 decision tree의 measure로 information\_gain과 gain\_ratio, gini\_index를 사용하여 가장 괜찮은 결과를 보이는 것을 선택하기 위해 우선 세가지로 저장을 해뒀습니다.

```
# 트레이닝 데이터 프레임 만드는 과정

training_data_set = []

for line in training_rdr:
    training_data_set.append(line)

training_attributes = training_data_set.pop(0)

training_data = {}

for attribute in training_attributes:
    training_data[attribute] = []

for data in training_data_set:
    for i in range(len(data)):
        training_data[training_attributes[i]].append(data[i])

training_df = pd.DataFrame(training_data)
```

트레이닝 데이터 프레임을 만드는 과정입니다. pandas 를 이용했습니다.

```
# gini_index 트리

dt_gini = node_class.Node()

dt_gini = dt_gini.make_tree(training_df, None, 'gini')

# gain_ratio 트리

dt_gain_ratio = node_class.Node()

dt_gain_ratio = dt_gain_ratio.make_tree(training_df, None, 'gain_ratio')

# information 트리

dt_info = node_class.Node()

dt_info = dt_info.make_tree(training_df, None, 'info')
```

각 트리를 만드는 과정 코드입니다.

```
# 테스트 데이터 프레임 만드는 과정

test_data_set = []

for line in test_rdr:
    test_data_set.append(line)

test_attributes = test_data_set.pop(0)

test_data = {}

for attribute in test_attributes:
    test_data[attribute] = []

for data in test_data_set:
    for i in range(len(data)):
        test_data[test_attributes[i]].append(data[i])

test_df = pd.DataFrame(test_data)

test_df[training_attributes[len(training_attributes) - 1]] = None
```

테스트 데이터 프레임 만드는 과정 코드입니다.

```
test_data_set_gini = test_df.values
test_data_set_gain_ratio = test_df.values
test_data_set_info = test_df.values
for i in range(len(training_attributes)):
    if i == len(training_attributes) - 1:
        result_file_gini.write(training_attributes[i])
        result_file_gain_ratio.write(training_attributes[i])
        result_file_info.write(training_attributes[i])
    else:
        result_file_gain_ratio.write(training_attributes[i] + '\t')
        result_file_gain_ratio.write(training_attributes[i] + '\t')
    result_file_info.write(training_attributes[i] + '\t')
result_file_gain_ratio.write('\n')
result_file_gain_ratio.write('\n')
result_file_info.write('\n')
```

attribute 들을 데이터프레임의 자료를 for 문을 굴리면서 result\_file 에 작성하기 번거로워서 그냥 첫줄에 attribute 들을 미리 써놨습니다.

```
for i in range(len(test_data_set_gini)):
    test_data_set_gini[i] = dt_gini.mining(test_data_set_gini[i], training_attributes, 'gini')
    for j in range(len(training_attributes)):
        if j == len(training_attributes) - 1:
            result_file_gini.write(test_data_set_gini[i][j])
            result_file_gini.write(test_data_set_gini[i][j] + '\t')
   result_file_gini.write('\n')
for i in range(len(test_data_set_gain_ratio)):
    test_data_set_gain_ratio[i] = dt_gain_ratio.mining(test_data_set_gain_ratio[i], training_attributes,
   for j in range(len(training_attributes)):
        if j == len(training_attributes) - 1:
            result_file_gain_ratio.write(test_data_set_gain_ratio[i][j])
           result_file_gain_ratio.write(test_data_set_gain_ratio[i][j] + '\t')
   result_file_gain_ratio.write('\n')
for i in range(len(test_data_set_info)):
   test_data_set_info[i] = dt_info.mining(test_data_set_info[i], training_attributes, 'info')
    for j in range(len(training_attributes)):
        if j == len(training_attributes) - 1:
           result_file_info.write(test_data_set_info[i][j])
            result_file_info.write(test_data_set_info[i][j] + '\t')
train_file.close()
```

각 방법을 이용하여 만든 트리로 테스트 데이터의 class value 를 찾아서 각 result\_file 에 작성하는 코드입니다. 알고리즘 코드는 다른 py 파일에 적어뒀습니다.

```
train_file.close()
test_file.close()
result_file_gini.close()
result_file_gain_ratio.close()
result_file_info.close()
gini_value = check(args[2], 'gini')
if qini_value == -1:
    result_file_gini = open('./data/gini_' + args[2], 'r', encoding='utf-8')
    for line in result_file_gini:
       result_file.write(line)
    result_file_gini.close()
    print("answer 파일이 없는 관계로 각 방법 비교를 하지 못해, gini_index 방법을 선택했습니다.")
    print()
    result_file.close()
gain_ratio_value = check(args[2], 'gain_ratio')
info_value = check(args[2], 'info')
values = [gini_value, gain_ratio_value, info_value]
print(values)
```

트레이닝 데이터와 테스트 데이터는 모두 사용했고, 각 result 파일들도 다 작성을 완료하여 닫아줍니다. 그리고 check 함수를 통해서 각 방법의 정확도를 파악합니다. 만약 answer 파일이 없다면 그냥 gini\_index 의 방법으로 나온 결과를 result 파일에 복사합니다.

```
maxindex = np.argmax(list(values))

if maxindex = 0:
    result_file_gini = open('./data/gini_' + args[2], 'r', encoding='utf-8')
    for line in result_file_gini:
        result_file_write(line)
    result_file_gini.close()
    print("gini_index b'\text{B'}\text{O}\text{" + str(len(test_data_set)) + " 의 정확도로 가장 정확했습니다.")}

elif maxindex == 1:
    result_file_gain_ratio = open('./data/gain_ratio_' + args[2], 'r', encoding='utf-8')
    for line in result_file_gain_ratio:
        result_file_gain_ratio.close()
        print("gain_ratio b'\text{B'}\text{O}\text{ = str(gain_ratio_value) + ' / ' + str(len(test_data_set)) + "의 정확도로 가장 정확했습니다.")}

elif maxindex == 2:
    result_file_info = open('./data/info_' + args[2], 'r', encoding='utf-8')
    for line in result_file_info:
        result_file_write(line)
        result_file_write(line)
    result_file_info.close()
    print("information_gain b'\text{B'}\text{O}\text{" + str(len(test_data_set)) + "의 정확도로 가장 정확했습니다.")}

result_file_close()
```

정확도가 가장 높은 방법을 선택하고 명세에서 요구하는 형식의 result\_file 에 해당 방법을 사용한 result file 을 복사합니다.

# - check 함수

```
ldef check(result_file_name, measure):
    i = -5
    num = ''
    if not result_file_name[i].isdigit():
        try:
        answer_file = open('./data/dt_answer.txt', 'r', encoding='utf-8')
        except fileNotFoundError:
        print("*** answer 파일이 없습니다. ***")
        result_file = open('./data/' + measure + '_dt_result.txt', 'r', encoding='utf-8')
        except FileNotFoundError:
        print("*** " + measure + "_result 파일이 없습니다. ***\n")
        return 0
    else:
    while result_file_name[i] : isdigit():
        num = result_file_name[i] + num
        i -= 1
    try:
        answer_file = open('./data/dt_answer' + num + '.txt', 'r', encoding='utf-8')
    except FileNotFoundError:
        print("*** answer 파일이 없습니다. ***")
        return -1
        try:
        result_file = open('./data/' + measure + '_dt_result' + num + '.txt', 'r', encoding='utf-8')
    except FileNotFoundError:
        print("*** " + measure + "_result 파일이 없습니다. ***\n")
        return 0

answer_rdr = csv.reader(answer_file, delimiter='\t')
    result_rdr = csv.reader(result_file, delimiter='\t')
```

answer file 과 result file 을 불러옵니다.

```
answer_rdr = csv.reader(answer_file, delimiter='\t')
result_rdr = csv.reader(result_file, delimiter='\t')
answer_data_set = []
for line in answer_rdr:
    answer_data_set.append(line)
answer_attributes = answer_data_set.pop(0)
answer_data = {}
for attribute in answer_attributes:
    answer_data[attribute] = []
for data in answer_data_set:
    for i in range(len(data)):
        answer_data[answer_attributes[i]].append(data[i])
answer_df = pd.DataFrame(answer_data)
result_data_set = []
for line in result_rdr:
    result_data_set.append(line)
result_attributes = result_data_set.pop(θ)
result_data = {}
for attribute in result_attributes:
   result_data[attribute] = []
for data in result_data_set:
    for i in range(len(data)):
        result_data[result_attributes[i]].append(data[i])
result_df = pd.DataFrame(result_data)
```

answer 데이터와, result 데이터를 데이터 프레임으로 만들어줍니다.

```
answer_data_set = answer_df.values
result_data_set = result_df.values

value = 0
for i in range(len(result_data_set)):
    if result_data_set[i].all() == answer_data_set[i].all():
        value += 1

answer_file.close()
result_file.close()
return value
```

비교하여 결과를 반환합니다.

아래 check\_test\_program 함수도 있지만, 이 함수는 같이 주신 test 파일의 정확도와 유사한 파일을 만들어서 check 함수를 만들기 위해 작성한 거의 같은 코드이고, 실제 사용되지 않는 코드입니다. check\_test\_program 을 해본결과 check 함수의 경우 test.exe 파일과 동일한 결과를 내는 것으로 판단됩니다. (모든 행과 열이 똑같고 순서까지 같아야 같은 데이터로 인식한다는 점 – answer 데이터나 result 데이터의 순서를 바꾸면 결과가 달라짐, 달라지는 결과도 check 함수와 test 파일의 결과가 같음)