به نام خدا

ايمان عليپور

911-7-74

تمرین پیادهسازی ۲ هوش مصنوعی

استاد: دکتر هجراندوست

هدف:

پیاده سازی decision tree.

چالش ها:

اصلی ترین چالشی که با آن روبرو شدم این بود که زمانی که کدی که برای رستوران زده بودم را به دیتاست دوم که برای دیابت بود انتقال دادم، الگوریتمم اجرایش تمام نمیشد و تلاش میکرد تا میشود عمق را زیاد کند، برای همین برای آن مجبور شدم محدودیت عمق قرار دهم که خروجی تولید شود.

چالش دیگر من چیزی بود که نفهمیدم چگونه ایجاد میشود، بعضی وقت ها که تابع محاسبه گر دقت را روی داده های train صدا میزدم، اروری میگرفتم که علت آن را نمیدانم اما احتمالا بخاطر overflow بوده و آنرا پیدا نکردم. این تابع برای داده های test هیچوقت خطا نداد!

نحوه اجرا:

فایل های csv را در کنار فایل های اصلی کد قرار دهید و فایل کد را اجرا کنید.

توجه کنید برای هردو درخت من یک تابع نوشتم که entropy را نیز چاپ کند، اما چون درخت ناخوانا میشد در نهایت از آن استفاده نکردم.

خروجي:

خروجی اینگونه است که هربار در درخت پایین میرویم یک indentationi ایجاد میشود. برای هر دو کد یک تابع نوشتم که درخت را با مقدار آنتروپی تست کند اما آنرا کامنت کردم چون خروجی را زشت میکرد!

نحوه پیاده سازی:

بسیاری از توابع برای بخش رستوران را مشابه اسلاید ها و با توجه به سودوکد های اسلاید نوشتم، از جمله توابع آنتروپی و gain و remainder و تابع training برای همین توضیحی برای آنها اینجا نمی آورم.

تابع انتخاب attribute:

```
def select_an_attributesibute(data_file, attributes, res_name):
    attributes_importance = {}
    entropy = {}
    remains = {}
    for tmp_attributes in attributes;
    attributes_importance[tmp_attributes], entropy[tmp_attributes], remains[tmp_attributes] = gain(data_file, tmp_attributes, res_name)
    answer = max(attributes_importance.items(), key=operator.itemgetter(1))[0]
    return answer, attributes_importance[answer], entropy[answer], remains[answer]
```

این تابع با بررسی attribute هایی که هنوز استفاده نشدهاند، با توجه به میزان gain هرکدام، بهترین را انتخاب کرده و آنرا برمیگرداند.

این تابع چک میکند آیا اعضای یک پنجره داده یا dataframe یکی هستند یا نه یعنی آیا تقسیم بندی ای داریم که نتایج آن همگی برابر باشند و یا نه.

```
if examples.empty:
   return value_node_of_plural_attributesibute(parent_examples, outcome_name)
if all_similar(examples[outcome_name]):
   return decicion tree leaf(examples[outcome name].iloc[0]. entropy=0)
if not attributesibutes:
   return value_node_of_plural_attributesibute(examples, outcome_name)
coloumns = list(examples.columns)
coloumns.remove(outcome_name)
attributes, gain_, entropy_, remains_ = select_an_attributesibute(examples, coloumns, outcome_name)
all_values = examples[attributes].unique()
tree = decicion_tree_multi_way(attributes, value_node_of_plural_attributesibute(examples, outcome_name), gain_=gain_, entropy=entropy_,
                    remainder_=remains_)
for vk in all_values:
    new coloumns = attributesibutes
       new_coloumns.remove(attributes)
    subtree = decicion_tree_training(examples[examples[attributes] == vk], new_coloumns, examples, outcome_name, curr_depth + 1
```

این تابع قلب اصلی کد است و عملیات یادگیری را انجام میدهد، همچنین آنرا مشابه اسلاید ها پیاده سازی کردم.

حال کلاس ها را توضیح میدهم:

```
97
      class decicion_tree_leaf:
 98
           def __init__(self, result, entropy=None):
 99
               self.result = result
100
               self.entropy = entropy
           def call (self, example):
101
               return self.result
102
           def __str__(self):
103
               string = ' ' + str(self.result) + '\n'
104
105
               return string
           def display(self, scope=0):
106
107
               print('RESULT =', self.result)
```

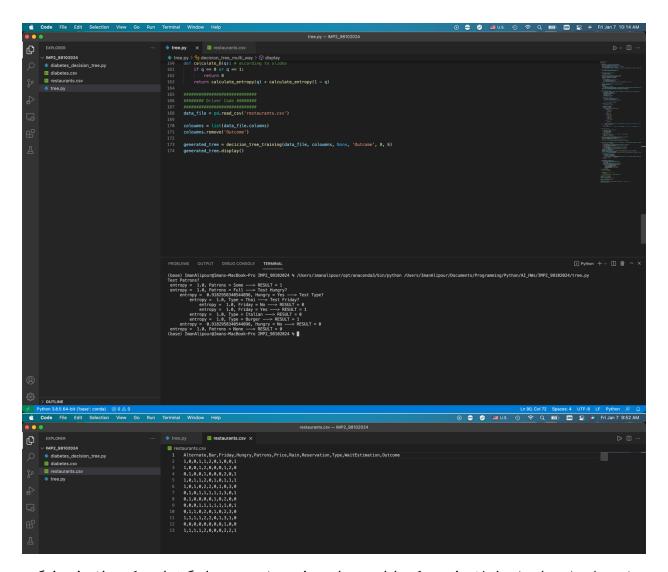
کلاس برگ درخت تصمیم که برای آن توابع روتین call و str را نوشته تا اگر خواستم آنرا روی خود نود صدا بزنم ممکن باشد، همچنین بتوان انرا به string تبدیل کرد و چاپ کرد. هر نود برگ مقدار entropy و result خود را نگه

ميدارد.

```
def __init__(self, attributes, default_child=None, branches=None, entropy=None, gain_=None, remainder_=None):
              self.attributes = attributes
              self.default_child = default_child
              self.branches = branches or {}
              self.entropy = entropy
              self.gain_ = gain_
              self.remainder_ = remainder_
          def __call__(self, example):
              attributes_val = example[self.attributes]
              if attributes_val in self.branches:
                 return self.branches[attributes_val](example)
                  return self.default_child(example)
          def add(self, val, subtree):
              self.branches[val] = subtree
          def print_tree(self, scope=0):
              name = self.attributes
              print('Test ' + name + '?')
              for (val, subtree) in self.branches.items():
                  if name == 'Patrons':
                     if val == 0:
                         val = 'None'
                      elif val == 1:
75
76
77
78
79
                  elif name =='Type':
if val == 0:
                         val = 'French
                      val = 'Thai'
elif val == 2:
                      if val == 0:
                  val = 'Yes'
print(' ' * 4 * scope, 'entropy = ', str(self.entropy) + ',', name, '=', val, '--->', end=' ')
                  subtree.print_tree(scope + 1)
```

کلاس decision tree که علت multiway بخاطر ایجاد قابلیت چند راهی در آن است، مجددا تابع call را برای آن نوشتم تا بتوان آنرا روی node صدا زد و بازگشتی آنرا پیمایش کرد.

همچنین بجای str برای آن تابع print_tree را نوشتم تا بتوان درخت را چاپ کرد. در انتها نتیجه خروجی کد برای دیتای رستوران ها که فایل آنرا دستی ساختم اینگونه است:



درخت تولید شده با درخت اسلاید فرق میکند اما درست است، فرمت خروجی هم اینگونه است که هرلایه فرورفتگی نشانه پایین رفتن یک لایه در درخت است، اگر نیاز به تست جدید باشد ابتدا سوال مطرح میشود و زیر درخت چاپ میشود.

کد بخش دیابت:

حال با استفاده از کد قسمت قبل و ایجاد اندکی تغییر در آن، برای دیتاست دیابت کد را توضیح میدهم.

اولا کد نیاز به کمی تغییر داشت، همانطور که در چالش ها گفتم، الگوریتم من با این دیتاست هی تلاش میکرد عمق را زیاد کند پس من با اضافه کردن یک limit برای عمق این چالش را حل کردم که نمیدانم ایده خوبی بود یا نه. بقیه توابع اضافه شده اینها هستند:

```
179
      def accuracy_calculator(test_data, diabetes_decision_tree):
180
          number of correct guesses = 0
181
           for i in range(len(test_data)):
               test_res = diabetes_decision_tree(test_data.iloc[i])
182
183
               if test res == test data.iloc[i].Outcome:
184
                   number of correct guesses += 1
185
186
           return (number_of_correct_guesses / len(test_data) * 100)
187
```

که دقت را برای داده های داده شده محاسبه میکند.

```
def discrete_find_clusters(data_file: pd.DataFrame, column_name, number_of_clusters):
    max_i_value = data_file[column_name].max()
    min_i_value = data_file[column_name].min()
    difference = (max_i_value - min_i_value) / number_of_clusters
    clusters = []
    clusters.append(round(min_i_value - difference, 2))
    for i in range(number_of_clusters):
        clusters.append(round(min_i_value + difference * i, 2))
    clusters.append(round(max_i_value, 2))
    clusters.append(round(max_i_value + difference, 2))
    return clusters
```

که داده هارا کلاستر بندی میکند و همانطور که در متن تمرین آمده آنها را گسسته میکند، درواقع مرز دسته هارا با min و max مشخص میکند و یک دسته برای مقادیر بیشتر و یا کمتر هم درنظر میگیرد(همانطور که در متن تمرین

آمده بود)

```
def discretify_data(training_data: pd.DataFrame, test_data: pd.DataFrame):
   coloumn_name = list(training_data.columns)
   Pregnancies_clusters = discrete_find_clusters(training_data, 'Pregnancies', 5)
    training_data = make_discrete(training_data, 'Pregnancies', Pregnancies_clusters)
    test_data = make_discrete(test_data, 'Pregnancies', Pregnancies_clusters)
   Glucose_clusters = discrete_find_clusters(training_data, 'Glucose', 5)
    training_data = make_discrete(training_data, 'Glucose', Glucose_clusters)
    test_data = make_discrete(test_data, 'Glucose', Glucose_clusters)
   BloodPressure_clusters = discrete_find_clusters(training_data, 'BloodPressure', 5)
    training_data = make_discrete(training_data, 'BloodPressure', BloodPressure_clusters)
    test_data = make_discrete(test_data, 'BloodPressure', BloodPressure_clusters)
   SkinThickness_clusters = discrete_find_clusters(training_data, 'SkinThickness', 5)
    training_data = make_discrete(training_data, 'SkinThickness', SkinThickness_clusters)
    test_data = make_discrete(test_data, 'SkinThickness', SkinThickness_clusters)
   Insulin_clusters = discrete_find_clusters(training_data, 'Insulin', 5)
    training_data = make_discrete(training_data, 'Insulin', Insulin_clusters)
    test_data = make_discrete(test_data, 'Insulin', Insulin_clusters)
   BMI_clusters = discrete_find_clusters(training_data, 'BMI', 5)
   training_data = make_discrete(training_data, 'BMI', BMI_clusters)
    test_data = make_discrete(test_data, 'BMI', BMI_clusters)
    DiabetesPedigreeFunction_clusters = discrete_find_clusters(data_file, 'DiabetesPedigreeFunction', 5)
    training\_data = make\_discrete (training\_data, 'DiabetesPedigreeFunction', DiabetesPedigreeFunction\_clusters)
    test_data = make_discrete(test_data, 'DiabetesPedigreeFunction', DiabetesPedigreeFunction_clusters)
    Age_clusters = discrete_find_clusters(data_file, 'Age', 5)
   training_data = make_discrete(training_data, 'Age', Age_clusters)
   test_data = make_discrete(test_data, 'Age', Age_clusters)
```

این تابع با خروجی تابع قبل ستون هارا گسسته سازی میکند، همچنین من مقادیر مختلفی را برای تعداد کلاستر ها امتحان کردم که ۵ و ۶ بهتر بودند و ۵ را نگه داشتم چون نسبت به ۶ عملکرد بهتری داشت.

```
data_file = pd.read_csv('diabetes.csv')

training_data, test_data = train_test_split(data_file, test_size=0.2)

training_data, test_data = discretify_data(training_data, test_data)
```

اینگونه داده هارا از فایل خواندم و با تابع آماده sklearn دیتاست را به یک بخش تست و یک بخش train تقسیم کردم که بخش تست ۰.۲ کل داده ها باشد، سپس با تابع discritify data داده هارا گسسته کردم، حال کافیست الگوریتم را اجرا کنیم

خروجی اینگونه است:

```
Biodifference cluster = $ --- MEDIAT = $
Biodifference cluster = $ --- MEDIAT = $
And Cluster
```

```
### Cluster = 2 --- MEGAT = 8

### Cluster = 2 --- MEGAT = 8

### Cluster = 3 --- MEGAT = 8

### MEGAT = 8

###
```

```
Propuncies Clutter = 3 ---> Test DiabetesPedigreeFunction cluster

DiabetesPedigreeFunction cluster = 3 ---> PEDIGR = 8

Propuncies Cluster = 3 ---> PEDIGR = 8

BoodPressure Cluster = 4 ---> PEDIGR = 8

Propuncies Cluster = 3 ---> PEDIGR = 8

Propuncies Cluster = 3 ---> PEDIGR = 8

Propuncies Cluster = 3 ---> PEDIGR = 8

Propuncies Cluster = 8 ---> PEDIGR = 8

BoodPressure Cluster = 8 ---> PEDIGR = 8

BloodPressure Cluster = 8 ---> PED
```

همانطور که دیده میشود دقت روی داده های ۹۲ train درصد است و روی داده های تست 65 درصد، با کاهش داده های test و test و ۵.۰ دقت زیاد شد که خلاف انتظار من بود، من انتظار داشتم با کاهش داده train و افزایش داده های test پایین بیاید که این اتفاق رخ نداد و دقت برای train به ۹۵ رسید و برای تست به 70! که نشان از overfitting است.

همچنین با افزایش محدودیت عمق overfitting کمتر رخ میداد اما زمان اجرای کد طولانی تر میشد.

آموخته های من از این تمرین:

اولا با پیاده سازی شبه کد های آنتروپی و محاسبه B و remainder کمی نسبت به آنها احساس ترس کمتری پیدا کردم، متاسفانه خیلی باگ های زیادی خوردم و بیشتر آن هم به این دلیل بود که سعی داشتم کدم را کوتاه بنویسم پ با خیلی از روش هایی که استفاده کردم دوستی زیادی نداشتم و این منجر به طولانی شدن فرایند کد زدن شد. در کل نسبت به سختی این مسئله و دلیل اینکه بجای این روش از روش های دیگر استفاده میشود و عدم کارایی زیاد آن آگاهی پیدا کردم.

برای افزایش دقت حس میکنم افزایش یا برداشتن محدودیت ارتفاع درخت ایده خوبی باشد، همچنین روش های هوشمندانه تر برای گسسته سازی داده قطعا راهگشا خواهند بود. در این <u>لینک</u> اینطور ایده ها آمده است که من آنها البته پیاده سازی نکردم اما برای بسیار جذاب بودند.

حس میکنم با کمی fine tuning میشد دقت را بیشتر کرد اما خب این به تست های زیاد نیاز دارد. در کل با انجام تمرین حس میکنم فهم بهتری نسبت به گسسته سازی داده ها و محاسبه آنتروپی و ... پیدا کردم. در انتها باید بگویم که بسیاری از ایده های پیاده سازی را از این لینک گرفتم، در واقع در ابتدا خودم بخشی از کد را زدم اما چون نمیدانستم مسیر را چگونه باید ادامه دهم کمی گشتم و یک مثال دیدم و سپس آنرا سعی کردم خودم پیاده سازی کنم که به باگ های بسیار بسیار زیادی برخوردم، خواهشا این را درنظر بگیرید کدی کپی نکردم و فقط ایده های آنها را دیدم تا بفهمم باید چگونه کلاستر بندی و ... را انجام دهم.

همچنین از sklearn فقط برای تقسیم کردن دیتاست استفاده کردم و از آن استفاده دیگری نکردم!