tic-tac-toe Захаров Александр

Данные

В качестве данных был использован датасет tic-tac-toe из репозитория UCI определение победителя в игре крестики-нолики по финальной позиции. Каждый пример содержит 9 категориальных признаков в ячейке крестик, нолик или пустая, а также метку победителя, которую собственно мы и предсказывали. Для бинаризации категориальных признаков был применен one-hot encoding. Таким образом получили 27 бинарных признаков.

Решение

Первая модель была относительно пройстой мы считали среднюю поддержку положительного и отрицательного контекста, затем брали их отношение и подбирали границу того, когда относить к + или - классу. Это решение дало не очень высокий результат f1=0.87, accuracy=0.83

Затем на основе этого я построил более сложное решение. К 2 признакам которые у нас были я добавил еще 2: средняя замыкание на отрицательный контекст пересечения с элементом положительным контекстом. И аналогичное с отрицательным контекстом. Затем над этими 4-мя фичами обучили случайный лес. Так как прзнаки вычисляются с использованием обучющей выборки пришлось аккуратно обработать, чтобы не было проблем с тем что фичи на трейне сдвинуты. Получилось ассuracy=0.93, f1=0.95

Такое решение дало качество не многим хуже чем random forest на базовых фичах, который дает f1=0.97

```
In [150]:
```

```
import numpy as np
```

In [151]:

```
import pandas as pd
```

```
In [152]:
```

```
dataset = pd.read_csv("tic-tac-toe.data", sep=',', names = [(x // 3, x%3)] for x in range(9)] + ['target'])
```

In [153]:

import copy

In [154]:

```
def dummy_encode_categorical_columns(data):
    result_data = copy.deepcopy(data)
    for column in data.columns.values:
        result_data = pd.concat([result_data, pd.get_dummies(result_data[column], prefix = column, prefix_sep = ':')], axis = 1)
        del result_data[column]
    return result_data
```

In [155]:

encoded_dataset = dummy_encode_categorical_columns(dataset)

In [156]:

encoded_dataset

Out[156]:

	(0, 0):b	(0, 0):o	(0, 0):x	(0, 1):b	(0, 1):o	(0, 1):x	(0, 2):b	(0, 2):o	(0, 2):x	(1, 0):b		(2, 0):o	(2, 0):x	(2, 1):b	(2, 1):o	(2, 1):x	(2 2):k
0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	1	0	1	0	0
1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
2	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	1	0	0
3	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	1	0	0	1
4	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	0	1	0	1
5	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	1	0	0	0
6	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	1	0	1
7	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	1	0	0	0
8	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	0	1	0	0
9	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	1	0	1
10	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	1	0	0	0
11	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	0	1	0	0
12	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	1	0	1	0	0
13	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
14	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	1	0	0
15	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	1	0	0	1
16	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	0	1	0	1
17	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	1	0	0	0
18	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	1	0	1
19	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	1	0	0	0
20	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	0	1	0	0
21	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	1	0	1	0	0
22	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
23	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	:	1	0	0	1	0	0
24	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	1	0	0	1
25	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	0	1	0	1
26	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	0	1	0	0	0
27	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	1	0	1	0	1
28	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		0	1	1	0	0	0
29	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	0	1	1
928	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0		1	0	0	1	0	0

2.2018		LatticesSolution															
	(0, 0):b	(0, 0):o	(0, 0):x	(0, 1):b	(0, 1):o	(0, 1):x	(0, 2):b	(0, 2):o	(0, 2):x	(1, 0):b		(2, 0):o	(2, 0):x	(2, 1):b	(2, 1):o	(2, 1):x	(2 2):k
929	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0		1	0	0	1	0	0
930	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0		0	1	0	0	1	1
931	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0		0	1	1	0	0	0
932	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0		0	0	0	0	1	0
933	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1		1	0	0	1	0	0
934	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0		0	1	1	0	0	0
935	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0		0	0	0	0	1	0
936	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0		1	0	0	0	1	1
937	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0		1	0	1	0	0	0
938	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0		1	0	0	0	1	0
939	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0		0	1	0	0	1	0
940	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1		0	1	0	0	1	0
941	1	0	0	1	0	0	0	1	0	1		1	0	0	0	1	0
942	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0		0	1	0	1	0	0
943	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0		0	1	0	0	1	0
944	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0		0	1	0	1	0	0
945	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
946	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
947	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
948	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
949	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0		0	1	0	0	1	0
950	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	•••	0	1	0	0	1	0
951	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	•••	1	0	0	1	0	0
952	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0		0	1	0	1	0	0
953	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0
954	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0		0	1	0	1	0	0
955	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0		0	1	0	1	0	0
956	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0		0	1	0	1	0	0
957	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0		1	0	0	0	1	0

958 rows × 29 columns

In [157]:

```
xs = encoded_dataset.values[:,:-2]
```

```
In [158]:
y = encoded dataset.values[:,-1]
In [159]:
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
In [160]:
classifier = RandomForestClassifier(n estimators=100, n jobs=4)
In [161]:
from sklearn.model selection import train test split
In [162]:
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(xs, y, test_size=0.1)
In [163]:
classifier.fit(X train, y train)
Out[163]:
RandomForestClassifier(bootstrap=True, class weight=None, criterion
='gini',
            max depth=None, max features='auto', max leaf nodes=Non
e,
            min impurity split=1e-07, min samples leaf=1,
            min samples split=2, min weight fraction leaf=0.0,
            n estimators=100, n jobs=4, oob score=False, random stat
e=None,
            verbose=0, warm start=False)
In [165]:
predictions = classifier.predict(X test)
(accuracy score(y test, predictions),
precision_score(y_test, predictions),
recall score(y test, predictions),
f1 score(y test, predictions))
Out[165]:
```

Результаты модели случайного леса на басовых фичах

Простая модель

Посмотрим поддержку у отрицательного и положительного класса и поставим границу на их отношение, как границу класса один

(0.9791666666666666, 0.9672131147540983, 1.0, 0.98333333333333333)

```
In [129]:
```

```
def closure(Xs, x, mask, element_from_same_set=False):
    return (np.all(Xs[:, mask] == x[mask], 1).sum() - int(element_from_same_set))
* np.sum(mask) / len(mask) / Xs.shape[0]
```

In [90]:

```
from sklearn.metrics import *
```

In [134]:

```
def validate_quality(X_train, X_test, Y_train, Y_test, coeff):
    X_pos = X_train[Y_train==1]
    X_neg = X_train[Y_train==0]

    X_pos_closure = np.array([np.mean([closure(X_pos, x, x_tr == x) for x_tr in X_pos]) for x in X_test])
    X_neg_closure = np.array([np.mean([closure(X_neg, x, x_tr == x) for x_tr in X_neg]) for x in X_test])
    predictions = (X_pos_closure * coeff - X_neg_closure ) > 0
    return (accuracy_score(Y_test, predictions),
    precision_score(Y_test, predictions),
    recall_score(Y_test, predictions))
```

In [96]:

```
validate_quality(X_train, X_test, y_train, y_test, 1.473)
```

Out[96]:

0.8148148148148148,

0.9705882352941176,

0.8859060402684563)

In [135]:

import matplotlib.pyplot as plt

In [136]:

```
%matplotlib inline
```

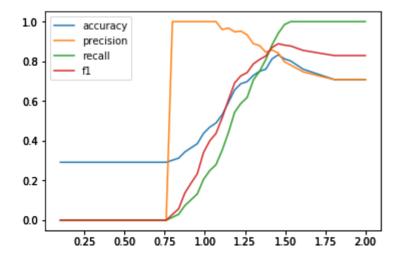
```
In [141]:
```

```
borders = np.linspace(0.1, 2, 50)
results a = []
results p = []
results r = []
results f = []
for border in tqdm(borders):
    acc, p s, r s, f1 = validate quality(X train, X test, y train, y test, borde
r)
    results a.append(acc)
    results p.append(p s)
    results r.append(r s)
    results f.append(f1)
plt.plot(borders[:len(results a)], results a, label='accuracy')
plt.plot(borders[:len(results a)], results p, label='precision')
plt.plot(borders[:len(results a)], results r, label='recall')
plt.plot(borders[:len(results a)], results f, label='f1')
plt.legend()
plt.show()
```

0%| | 0/50 [00:00<?, ?it/s]/Users/alexander/anaconda/lib/python3.6/site-packages/sklearn/metrics/classification.py:1113: Unde finedMetricWarning: Precision is ill-defined and being set to 0.0 due to no predicted samples.

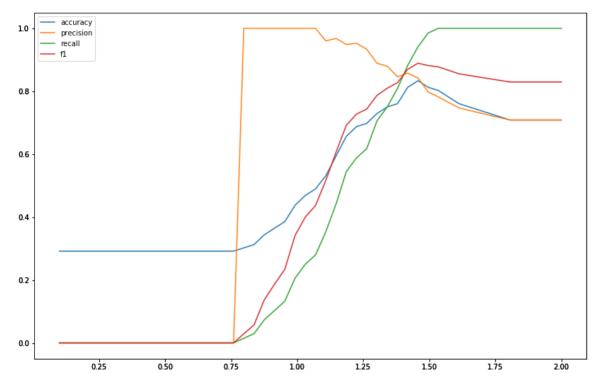
'precision', 'predicted', average, warn_for)
/Users/alexander/anaconda/lib/python3.6/site-packages/sklearn/metric
s/classification.py:1113: UndefinedMetricWarning: F-score is ill-def
ined and being set to 0.0 due to no predicted samples.

'precision', 'predicted', average, warn for)



```
In [144]:
```

```
plt.figure(figsize=(14,9))
plt.plot(borders[:len(results_a)], results_a, label='accuracy')
plt.plot(borders[:len(results_a)], results_p, label='precision')
plt.plot(borders[:len(results_a)], results_r, label='recall')
plt.plot(borders[:len(results_a)], results_f, label='f1')
plt.legend()
plt.show()
```



Зависимость результатов от модели

```
In [147]:
```

```
(results_a[np.argmax(results_f)],
results_p[np.argmax(results_f)],
results_r[np.argmax(results_f)],
results_f[np.argmax(results_f)])
```

Out[147]:

Модель посложнее

Посмотрим поддержку и достоверность у отрицательного и положительного класса, так как признака уже 4 обучим поверх этого random forest

```
In [100]:
```

```
from tqdm import tqdm
```

In [148]:

```
def validate quality(X train, X test, Y train, Y test):
    X pos = X train[Y train==1]
    X neg = X train[Y train==0]
    X pos closure = np.array([np.mean([closure(X pos, x, x tr == x, True) for x
tr in X pos]) for x in tqdm(X pos)] + [np.mean([closure(X pos, x, x tr == x, Fal
se) for x tr in X pos]) for x in X neg])
    X neg closure = np.array([np.mean([closure(X neg, x, x tr == x, False) for x
tr in X neg]) for x in tqdm(X pos)] + [np.mean([closure(X neg, x, x tr == x, Tr
ue) for x tr in X neg]) for x in X neg])
    X pos support = np.array([np.mean([closure(X neg, x, x tr == x, False) for x
tr in X pos]) for x in tqdm(X pos)] + [np.mean([closure(X neg, x, x tr == x, Tr
ue) for x tr in X pos]) for x in X neg])
    X neg support = np.array([np.mean([closure(X pos, x, x tr == x, True) for x
tr in X neg]) for x in tqdm(X pos)] + [np.mean([closure(X pos, x, x tr == x, Fal
se) for x tr in X neg]) for x in X neg])
    features = np.dstack([X pos closure, X neg closure, X pos support, X neg sup
port])[0]
    classifier = RandomForestClassifier(n estimators=100, n jobs=4)
    classifier.fit(features, [1] * X pos.shape[0] + [0] * X neg.shape[0],)
    X pos closure test = np.array([np.mean([closure(X pos, x, x tr == x, False)
for x tr in X pos]) for x in tqdm(X test)])
   X neg closure test = np.array([np.mean([closure(X neg, x, x tr == x, False)
for x tr in X neg]) for x in tqdm(X test)])
    X pos support test = np.array([np.mean([closure(X neg, x, x tr == x, False)
for x tr in X pos]) for x in tqdm(X test)])
    X neg support test = np.array([np.mean([closure(X pos, x, x tr == x, False)
for x tr in X neg]) for x in tqdm(X test)])
    features test = np.dstack([X pos closure test, X neg closure test, X pos sup
port test, X neg support test])[0]
    predictions = classifier.predict(features test)
    return (accuracy score (Y test, predictions),
    precision score(Y test, predictions),
    recall score(Y test, predictions),
    f1 score(Y test, predictions))
```

In [149]:

```
validate quality(X train, X test, y train, y test)
             558/558 [00:07<00:00, 69.81it/s]
100%Ⅰ
100%|
              | 558/558 [00:03<00:00, 148.62it/s]
              | 558/558 [00:07<00:00, 72.86it/s]
100%|
              | 558/558 [00:04<00:00, 128.07it/s]
100%|
          | 96/96 [00:01<00:00, 68.61it/s]
100%|
          | 96/96 [00:00<00:00, 140.94it/s]
100%|
              | 96/96 [00:01<00:00, 80.68it/s]
100%|
          | 96/96 [00:00<00:00, 125.38it/s]
100%|
Out[149]:
(0.9270833333333334,
 0.9420289855072463,
 0.9558823529411765,
 0.9489051094890512
```

Получилось сильно улучшить результаты простой модели и качество получилось чуть хуже, чем у базовой модели на стартовых фичах