Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)

Институт №8 «Информационные технологии и прикладная математика»

Кафедра 806 «Вычислительная математика и программирование»

Лабораторная работа №2 по курсу «Искусственный интеллект»

Студент: М. А. Инютин Преподаватели: Д. В. Сошников

С. Х. Ахмед

Группа: М8О-307Б-19

Дата: Оценка: Подпись:

Лабораторная работа №2

Задача: Вы построили базовые (слабые) модели машинного обучения под вашу задачу. Некоторые задачи показали себя не очень, некоторые показали себя хорошо. Как выяснилось, вашим инвесторам показалось этого мало и они хотят, чтобы вы построили модели посерьезней и поточнее. Вы вспомнили, что когда то вы проходили курс машинного обучения и слышали что есть способ улучшить результаты вашей задачи: ансамбли: беггинг, пастинг, бустинг и стекинг, а также классификация путем жесткого и мягкого голосования и вы решили это опробовать. Требования к написанным классам вы оставляете теми же, что и в предыдущей работе. Будьте аккуратны в оптимизации целевой метрики и учитывайте несбалансированность классов.

Ваша задача:

- 1. Используя модели которые вы реализовали в предыдущей лабораторной работе, реализовать два подхода для построения ансамблей: жесткое и мягкое голосование, однако учтите, некоторые модели не предусматривают оценку вероятностей, например SVM и потому вам необходимо будет оценивать вероятности;
- 2. Реализовать дерево решений;
- 3. Реализовать случайный лес;
- 4. Воспользоваться готовой коробочной реализацией градиентного бустинга для решения вашей задачи.

Для всех моделей провести fine-tuning.

1 Описание

Подготовка данных и совместимость с scikit-learn сделаны так же, как и в прошлой лабораторной работе. Приведу реализации моделей.

1 Дерево принятия решений

Для хранений данных в узлах дерева опишу струкуру, которая может принять решение или выдать вероятность класса. Если вершина является листом, то value содержит вероятность класса, иначе value содержит значение для предиката, а ind индекс значения.

```
1
   class TreeData():
2
       def __init__(self, value = None, ind = None, leaf = True):
3
           self.value = value
4
           self.ind = ind
           self.leaf = leaf
5
6
7
       def is_leaf(self):
8
           return self.leaf
9
10
       def decide(self, X):
11
           if (self.is_leaf()):
12
               return None
13
           else:
               return True if (X[self.ind] >= self.value) else False
14
15
       def predict(self, X):
16
17
           if (self.is_leaf()):
18
               return value
19
           else:
               return None
20
```

Буду хранить дерево в виде списка смежности вершин и массива с данными для каждой вершины.

```
class Graph:
1 |
2
       def __init__(self):
3
           self.data = []
4
           self.info = []
5
           self.size = 0
           self.add()
6
7
       def can_go(self, u, c):
8
9
           return c in self.data[u]
10
11
       def go(self, u, c):
12
           return self.data[u][c]
13
14
       def set_go(self, u, c, v):
           self.data[u][c] = v
15
16
       def get_tree_data(self, u):
17
18
           return self.info[u]
19
20
       def set_tree_data(self, u, tree_data):
21
           self.info[u] = tree_data
22
23
       def add(self):
           self.data.append(dict())
24
25
           self.info.append(TreeData())
26
           self.size += 1
27
           return self.size - 1
28
29
       def is_leaf(self, u):
30
           return self.info[u].is_leaf()
```

Класс дерева принятия решений содержит вспомогательные функции: get_count для подсчёта количества классов, ans для вычисления вероятности, ans_class для определения номера класса по вероятности, функции для вычисления предсказания, создания терминальной вершины и построения дерева по набору данных.

```
1
   class DecisionTree:
2
       def __init__(self, max_depth, min_count, rnd_split):
3
           self.tree = Graph()
4
           self.max_depth = max_depth
5
           self.min_count = min_count
6
           self.rnd_split = rnd_split
7
           self.data = []
8
9
       def get_count(self, arr):
10
           res = [0 for _ in range(2)]
11
           for elem in arr:
12
              res[elem] += 1
13
           return res
14
15
       def ans(self, cnt0, cnt1):
16
           if (cnt0 + cnt1 == 0):
17
              return None
18
              return (cnt1) / (cnt0 + cnt1)
19
20
21
       def ans_class(self, p):
22
           return 1 if (p > 0.5) else 0
23
24
       def decide(self, X):
25
           return self.decide_rec(0, X)
26
27
       def decide_rec(self, u, X):
28
           u_data = self.tree.get_tree_data(u)
29
           if (self.tree.is_leaf(u)):
30
              return u_data.value
31
           else:
32
               dec = u_data.decide(X)
33
               return self.decide_rec(self.tree.go(u, dec), X)
34
35
       def make_leaf(self, u, value):
           u_data = TreeData(value = value, leaf = True)
36
37
           self.tree.set_tree_data(u, u_data)
38
39
       def rnd_ids(self, n):
40
           res = []
41
           while (len(res) * len(res) < n):
42
              rnd_num = randint(0, n - 1)
43
              while (rnd_num in res):
                  rnd_num = randint(0, n - 1)
44
```

```
45
               res.append(rnd_num)
46
           return res
47
48
        def build(self, X, y):
49
           self.X = X
50
           self.y = y
51
           self.n = X.shape[0]
52
           self.d = X.shape[1]
53
           ids = np.arange(self.n)
54
           self.build_rec(0, ids, 1)
55
56
        def build_rec(self, u, ids, h):
57
           X = self.X[ids]
           y = self.y[ids]
58
59
           u_cnt = self.get_count(y)
60
           u_ans = self.ans(u_cnt[0], u_cnt[1])
61
           stop1 = (len(y) <= self.min_count)</pre>
62
           stop2 = (h > self.max_depth)
63
           stop3 = (u_ans == None)
           if (stop1 or stop2 or stop3):
64
65
               self.make_leaf(u, u_ans)
66
               return
67
           z = self.ans_class(u_ans)
68
           n = len(ids)
69
           min_loss = n - u_cnt[z]
70
           res = (-1, -1)
71
           u_data = self.tree.get_tree_data(u)
72
           split_ids = (self.rnd_ids(self.d) if self.rnd_split else range(self.d))
73
           for i in split_ids:
74
               cnt_1, cnt_r = [0 for _ in range(2)], [elem for elem in u_cnt]
               tmp = sorted([(elem[i], y[j]) for (j, elem) in enumerate(X)])
75
76
               loss_1, loss_r = 0, n - u_cnt[z]
77
               size_1, size_r = 0, n
78
               for j in range(self.n):
79
                   while (size_1 < n and tmp[size_1][0] <= tmp[j][0]):
80
                       y_1 = tmp[size_1][1]
81
                       cnt_1[y_1] += 1
82
                       cnt_r[y_1] -= 1
83
                       size_1 += 1
84
                       size_r -= 1
85
                   if (size_1 == 0 \text{ or } size_r == 0):
86
                       continue
87
                   ans_1 = self.ans_class(self.ans(cnt_1[0], cnt_1[1]))
88
                   ans_r = self.ans_class(self.ans(cnt_r[0], cnt_r[1]))
89
                   loss_l = size_l - cnt_l[ans_l]
90
                   loss_r = size_r - cnt_r[ans_r]
91
                   split_loss = loss_l + loss_r
92
                   if (split_loss < min_loss):</pre>
93
                       min_loss = split_loss
```

```
94
                       res = (i, tmp[j][0])
95
            if (res == (-1, -1)):
96
                self.make_leaf(u, u_ans)
97
                return
98
            u_data = TreeData(value = res[1], ind = res[0], leaf = False)
99
            self.tree.set_tree_data(u, u_data)
100
            1, r = [], []
101
            for (j, elem) in enumerate(X):
102
                if (u_data.decide(elem)):
103
                    1.append(j)
104
                else:
105
                   r.append(j)
            1, r = np.array(1), np.array(r)
106
            if (len(1) == 0 \text{ or } len(r) == 0):
107
108
                self.make_leaf(u, u_ans)
109
                return
110
            ul = self.tree.add()
111
            ur = self.tree.add()
112
            self.tree.set_go(u, True, ul)
113
            self.tree.set_go(u, False, ur)
114
            self.build_rec(ul, 1, h + 1)
115
            self.build_rec(ur, r, h + 1)
```

Сам классификатор содержит дерево и использует его методы.

```
class MyDecisionTreeClassifier(ClassifierMixin, BaseEstimator):
2
       def __init__(self, max_depth = 10, min_count = 50, rnd_split = False):
3
           self.max_depth = max_depth
4
           self.min_count = min_count
5
           self.rnd_split = rnd_split
6
           self.tree = DecisionTree(max_depth, min_count, rnd_split)
7
8
       def fit(self, X, y):
9
           # Check that X and y have correct shape
10
           X, y = check_X_y(X, y)
           # Store the classes seen during fit
11
12
           self.classes_ = unique_labels(y)
13
14
           self.X_ = X
15
           self.y_ = y
16
           self.tree.build(X, y)
17
           # Return the classifier
18
           return self
19
       def predict(self, X):
20
21
           # Check is fit had been called
22
           check_is_fitted(self, ['X_', 'y_'])
23
24
           # Input validation
25
           X = check_array(X)
26
27
           p = []
28
           for elem in X:
29
              z = self.tree.decide(elem)
              p.append(1 if z > 0.5 else 0)
30
31
           return np.array(p)
```

2 Случайный лес

Классификатор случайного леса содержит список решающих деревьев со случайным выбором параметра для разделения.

```
class MyRandomForestClassifier(ClassifierMixin, BaseEstimator):
 2
       def __init__(self, n_trees = 10, max_depth = 2, min_count = 5):
 3
           self.n_trees = n_trees
 4
           self.max_depth = max_depth
 5
           self.min_count = min_count
 6
           self.trees = [DecisionTree(max_depth, min_count, rnd_split = True) for _ in
               range(self.n_trees)]
 7
       def fit(self, X, y):
 8
 9
           # Check that X and y have correct shape
10
           X, y = \text{check}_X_y(X, y)
11
           # Store the classes seen during fit
12
           self.classes_ = unique_labels(y)
13
14
           self.X_ = X
15
           self.y_ = y
16
           for (i, tree) in enumerate(self.trees):
               rnd_ids = np.random.choice(len(X), (2 * len(X)) // self.n_trees)
17
18
               X_sub = X[rnd_ids]
19
               y_sub = y[rnd_ids]
20
               tree.build(X_sub, y_sub)
21
           # Return the classifier
22
           return self
23
24
       def predict(self, X):
25
           # Check is fit had been called
26
           check_is_fitted(self, ['X_', 'y_'])
27
28
           # Input validation
29
           X = check_array(X)
30
31
           p = []
32
           for elem in X:
               z = 0
33
34
               for tree in self.trees:
35
                   z += tree.decide(elem)
36
               z /= self.n_trees
37
               p.append(1 if z > 0.5 else 0)
38
           return np.array(p)
```

3 Мягкое голосование

Мягкое голосование принимает список классификаторов, выдающий вероятность класса. По их предсказаниям производится голосование.

```
class SVEnsemble(ClassifierMixin, BaseEstimator):
 2
       def __init__(self, models):
           self.models = models
3
4
5
       def fit(self, X, y):
6
           # Check that X and y have correct shape
7
           X, y = check_X_y(X, y)
8
           # Store the classes seen during fit
9
           self.classes_ = unique_labels(y)
10
           self.X_ = X
11
12
           self.y_{-} = y
           for model in self.models:
13
14
               model.fit(X, y)
15
           # Return the classifier
16
           return self
17
       def predict(self, X):
18
           # Check is fit had been called
19
20
           check_is_fitted(self, ['X_', 'y_'])
21
22
           # Input validation
23
           X = check_array(X)
24
25
           y, p = np.ndarray((X.shape[0],)), []
26
           for model in models:
27
               p.append(model.predict(X))
28
           p = np.array(p).T
           for i in range(len(X)):
29
               p_of_labels = np.array([0 for _ in range(2)])
30
31
               for j in range(len(models)):
32
                  p1 = p[i][j]
                  p0 = 1 - p1
33
34
                  p_of_labels[0] += p0
                  p_of_labels[1] += p1
35
36
               y[i] = p_of_labels.argmax()
37
           return y
```

4 Жёсткое голосование

Как и мягкое голосование классификатор принимает список моделей, выдающих вероятности класса. На их основе строятся предсказания и подсчитываются голоса, затем производится голосование.

```
1
    class HVEnsemble(ClassifierMixin, BaseEstimator):
 2
       def __init__(self, models):
3
           self.models = models
4
5
        def fit(self, X, y):
6
            # Check that X and y have correct shape
7
           X, y = \text{check}_X_y(X, y)
8
            # Store the classes seen during fit
9
           self.classes_ = unique_labels(y)
10
11
           self.X_ = X
12
           self.y_ = y
           for model in self.models:
13
               model.fit(X, y)
14
15
            # Return the classifier
16
           return self
17
        def predict(self, X):
18
19
            # Check is fit had been called
           check_is_fitted(self, ['X_', 'y_'])
20
21
22
            # Input validation
23
           X = check_array(X)
24
25
           y, p = np.ndarray((X.shape[0],)), []
26
           for model in models:
27
               p.append(model.predict(X))
28
           p = np.array(p).T
29
           for i in range(len(X)):
               cnt = np.array([0 for _ in range(2)])
30
31
               for j in range(len(models)):
32
                   label = (1 \text{ if } p[i][j] > 0.5 \text{ else } 0)
33
                   cnt[label] += 1
34
               y[i] = cnt.argmax()
35
           return y
```

2 Результаты моделей

Ниже приведены результаты всех моделей. Для дерева принятия решений и случайного леса сравнивается моя реализация и из библиотеки. Мягкое и жёсткое голосование использует классификаторы из предыдущей лабораторной работы.

1 Дерево принятия решений

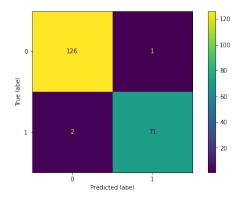
1.1 Моя реализация

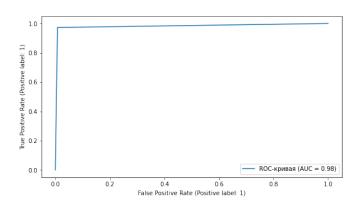
Лучшие гиперпараметры модели: 'dtc__max_depth': 1,'dtc__min_count': 1

Лучший счёт модели: 0.9875

Accuracy: 0.985

Recall: 0.9726027397260274 Precision: 0.986111111111112





1.2 sklearn.tree.DecisionTreeClassifier

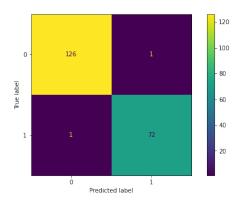
Лучшие гиперпараметры модели: 'dct__criterion': 'gini', 'dct__max_depth': 2, 'dct__spli

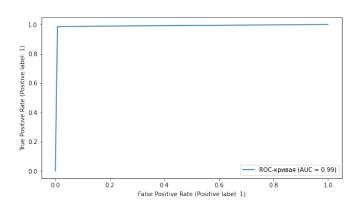
'best'

Лучший счёт модели: 0.99

Accuracy: 0.99

Recall: 0.9863013698630136 Precision: 0.9863013698630136





2 Случайный лес

2.1 Моя реализация

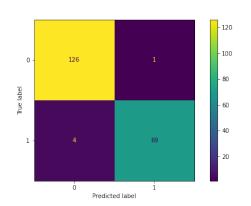
Лучшие гиперпараметры модели: 'rfc_max_depth': 1,'rfc_min_count': 10,'rfc_n_trees'

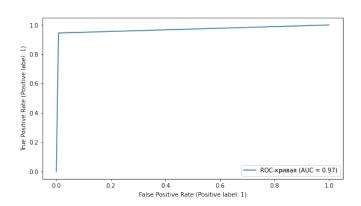
25

Лучший счёт модели: 0.591249999999999

Accuracy: 0.975

Recall: 0.9452054794520548 Precision: 0.9857142857142858





2.2 sklearn.ensemble.RandomForestClassifier

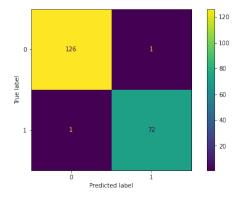
Лучшие гиперпараметры модели: 'dct__criterion': 'log_loss', 'dct__max_depth':

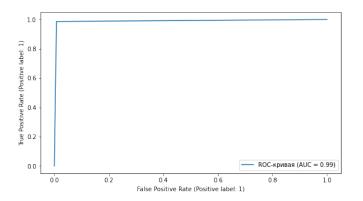
4, 'dct_n_estimators': 25

Лучший счёт модели: 0.995000000000001

Accuracy: 0.99

Recall: 0.9863013698630136 Precision: 0.9863013698630136





3 Градиентный бустинг

3.1 sklearn.ensemble.GradientBoostingClassifier

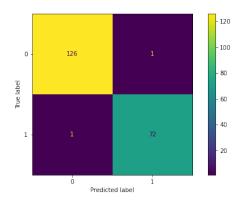
Лучшие гиперпараметры модели: 'gbc__learning_rate': 0.01, 'gbc__n_estimators':

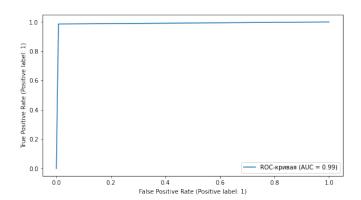
50

Лучший счёт модели: 0.99125

Accuracy: 0.99

Recall: 0.9863013698630136 Precision: 0.9863013698630136





4 Мягкое и жёсткое голосование

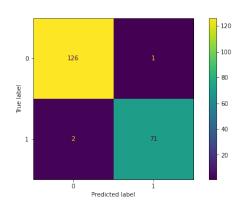
Для голосования используются одни и те же модели:

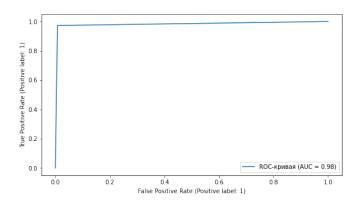
```
1 | models = []
2 | models.append(kNN_p(3))
3 | models.append(LogisticRegression_p(SGD_step = 0.05, batch_size = 5, epoches = 2))
4 | models.append(SVM_p(SGD_step = 0.01, alpha = 1.0, batch_size = 5, epoches = 4))
5 | models.append(NaiveBayes_p())
6 | models.append(MyDecisionTreeClassifier_p(max_depth = 2, min_count = 5))
```

4.1 Мягкое голосование

Accuracy: 0.985

Recall: 0.9726027397260274 Precision: 0.986111111111112

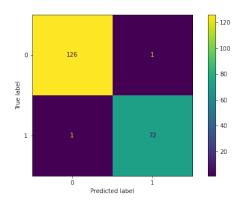


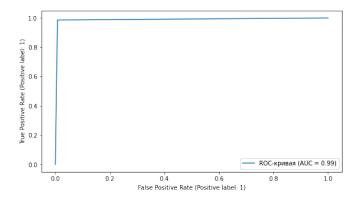


4.2 Жёсткое голосование

Accuracy: 0.99

Recall: 0.9863013698630136 Precision: 0.9863013698630136





3 Выводы

В ходе выполнения лабораторной работы я познакомился с деревом принятия решений, случайным лесом, мягким и жёстким голосованием. Из всех моделей мне больше всего понравилось реализовывать решающее дерево.

В результате набор данных Smoker Condition получилось разделить точностью 99%, как и линейными моделями. Они показали себя хорошо в прошлой работе, поэтому мягкое и жёсткое голосование на их основе показывает такой же высокий результат.

Список литературы

- [1] project-template/_template.py at master · scikit-learn-contrib
 URL: https://github.com/scikit-learn-contrib/project-template/
 blob/master/skltemplate/_template.py
 (дата обращения: 02.06.2022).
- [2] Решающие деревья Учебник по ML от ШАД URL: https://ml-handbook.ru/chapters/decision_tree/intro (дата обращения: 02.06.2022).
- [3] sklearn.tree.DecisionTreeClassifier
 URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeCl
 (дата обращения: 02.06.2022).
- [4] Как работает случайный лес? Medium URL: https://medium.com/nuances-of-programming/как-работает-случайный-лес-56209a70 (дата обращения: 03.06.2022).
- [5] sklearn.ensemble.RandomForestClassifier
 URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomFore
 (дата обращения: 03.06.2022).
- [6] sklearn.tree.GradientBoostingClassifier
 URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBo
 (дата обращения: 03.06.2022).
- [7] How to Develop Voting Ensembles With Python URL: https://machinelearningmastery.com/voting-ensembles-with-python/ (дата обращения: 03.06.2022).
- [8] Can you interpret probabilistically the output of a Support Vector Machine? URL: https://mmuratarat.github.io/2019-10-12/probabilistic-output-of-svm (дата обращения: 03.06.2022).