

# Отчет

В качестве датасета был выбран tic-tac-toe (крестики-нолики). В датасете есть 9 фишек, на каждую клетку игрового поля. Каждая фишка принимает значения "x", "o" - крестик/нолик в поле, либо "b" - отсутствие крестика и нолика. Таргет - победили ли крестики.

В датасете 958 примеров игр: положительных - 626, отрицательных - 332.

В качестве метрик используем Accuracy, Precision, Recall и несколько других, основная - Accuracy.

Для оценки качества разбиваем датасет на 10 фолдов, учимся на всех кроме одного, на нем тестируемся. Итоговое качество метода - усреднение по 10 разбиениям.

В качестве референсных значений посмотрим на стандартные модели sklearn

## Модели sklearn

### Logistic Regression

- True Positive: 60.5
- True Negative: 33.1
- False Positive: 1.4
- False Negative: 0.0
- True Positive Rate: 1.0
- True Negative Rate: 0.9602958928326576
- False Positive Rate: 0.02358527056702625
- Negative Predictive Value: 1.0
- False Discovery Rate: 0.022635416896346433
- **Accuracy: 0.9852631578947368**
- Precision: 0.9773645831036536
- Recall: 1.0

### Decision Tree

- True Positive: 57.8
- True Negative: 31.8
- False Positive: 2.7
- False Negative: 2.7
- True Positive Rate: 0.956149981694667
- True Negative Rate: 0.9220655202640498
- False Positive Rate: 0.04506972975904758
- Negative Predictive Value: 0.9228632936814176
- False Discovery Rate: 0.04428678948826322
- **Accuracy: 0.9431578947368422**
- Precision: 0.9557132105117369
- Recall: 0.956149981694667

# RandomForest

- True Positive: 59.3
- True Negative: 32.7
- False Positive: 1.8
- False Negative: 1.2
- True Positive Rate: 0.9799315131956592
- True Negative Rate: 0.9484169874243404
- False Positive Rate: 0.030206299811006317
- Negative Predictive Value: 0.9664421975083741
- False Discovery Rate: 0.029307159064101317
- **Accuracy: 0.968421052631579**
- Precision: 0.9706928409358987
- Recall: 0.9799315131956592

Лучший результат - **Accuracy: 0.985** для логистической регрессии.

## Фичи на основе импликаций

Для каждого тестового примера будем считать меру схожести его на положительные и на отрицательные примеры, на что больше похож - тот и класс.

**Считаем сколько вообще встречаются фичи тестового примера в положительных и отрицательных выборках, нормируем эти значения и сравниваем**

- True Positive: 38.4000
- True Negative: 23.8000
- False Positive: 10.7000
- False Negative: 22.1000
- True Positive Rate: 0.6350
- True Negative Rate: 0.6896
- False Positive Rate: 0.1777
- Negative Predictive Value: 0.5183
- False Discovery Rate: 0.2176
- **Accuracy: 0.6547**
- Precision: 0.7824
- Recall: 0.6350

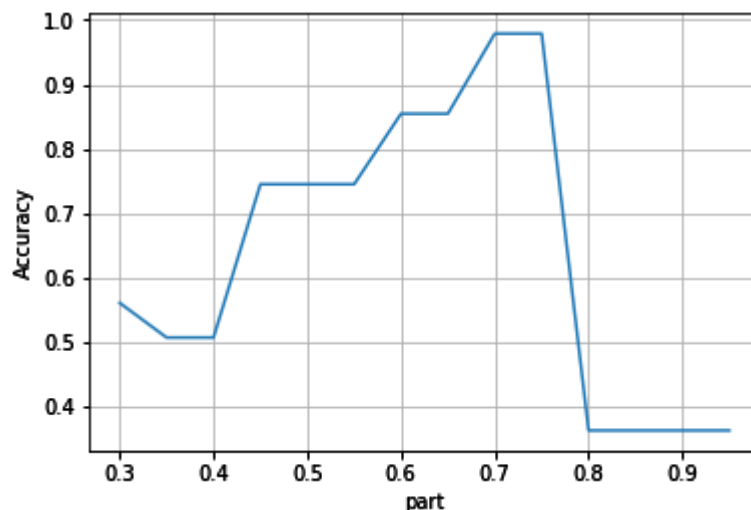
**Считаем относительно сколько объектов из положительной и отрицательной выборки близки к данному тестовому. Близость определяется так - объекты близки, если их признаки пересекаются по  $> k\%$**

Лучший результат при  $k = 70$

- True Positive: 58.5000
- True Negative: 34.5000
- False Positive: 0.0000
- False Negative: 2.0000
- True Positive Rate: 0.9673

- True Negative Rate: 1.0000
- False Positive Rate: 0.0000
- Negative Predictive Value: 0.9455
- False Discovery Rate: 0.0000
- **Accuracy: 0.9789**
- Precision: 1.0000
- Recall: 0.9673

График зависимости Accuracy(k)



## Фичи на основе генераторов

### Мощность пересечения фичей

Будем считать для каждого тестового объекта и каждого объекта положительной и отрицательной выборок мощность пересечения фичей, то есть  $|g' \cap g^+|$  и  $|g' \cap g^-|$ , после чего агрегировать(мин, макс, среднее, медиана, 90квантиль) эти значения по положительной/отрицательной выборкам и сравнивать, где больше - тот и класс (1 или 0)

Лучший результат при взятии среднего

- True Positive: 38.4000
- True Negative: 23.8000
- False Positive: 10.7000
- False Negative: 22.1000
- True Positive Rate: 0.6350
- True Negative Rate: 0.6896
- False Positive Rate: 0.1777
- Negative Predictive Value: 0.5183
- False Discovery Rate: 0.2176
- **Accuracy: 0.6547**
- Precision: 0.7824
- Recall: 0.6350

## Поддержка supp

Считаем  $supp_+ = |(g' \cap g^+)^+|$  и  $supp_- = |(g' \cap g^-)^-|$ , агрегируем по своим выборкам и сравниваем

Лучший результат при взятии медианы

- True Positive: 57.7000
- True Negative: 34.5000
- False Positive: 0.0000
- False Negative: 2.8000
- True Positive Rate: 0.9533
- True Negative Rate: 1.0000
- False Positive Rate: 0.0000
- Negative Predictive Value: 0.9276
- False Discovery Rate: 0.0000
- **Accuracy: 0.9705**
- Precision: 1.0000
- Recall: 0.9533

## Достоверности $conf$

Считаем  $conf_+ = |(g' \cap g^+)^-|$  и  $conf_- = |(g' \cap g^-)^+|$ , агрегируем по своим выборкам и сравниваем

Лучший результат при взятии max

- True Positive: 45.3000
- True Negative: 18.2000
- False Positive: 16.3000
- False Negative: 15.2000
- True Positive Rate: 0.7476
- True Negative Rate: 0.5242
- False Positive Rate: 0.2697
- Negative Predictive Value: 0.5481
- False Discovery Rate: 0.2662
- **Accuracy: 0.6684**
- Precision: 0.7338
- Recall: 0.7476

$$Aggr(conf_+) > thr$$

Агрегация и порог перебирались, лучший результат при агрегации медианой и пороге 0.05

- True Positive: 51.5000
- True Negative: 17.0000
- False Positive: 17.5000
- False Negative: 9.0000
- True Positive Rate: 0.8513
- True Negative Rate: 0.4940
- False Positive Rate: 0.2913
- Negative Predictive Value: 0.6629
- False Discovery Rate: 0.2526
- **Accuracy: 0.7211**
- Precision: 0.7474

- Recall: 0.8513

## Другие

Классификаторы по  $Aggr(supp_+)/(Aggr(supp_- + 1) > thr$  или  $Aggr(conf_+) < thr \ \&\& \ Aggr(conf_-) > thr$  работают плохо

## Классификатор по правилу $Aggr(supp) > thr1 \ \&\& \ Aggr(conf) < thr2$

Лучший результат при

- True Positive: 0.5168
- True Negative: 0.3137
- False Positive: 0.0000
- False Negative: 0.0000
- Contradictory: 0.1695
- **Accuracy: 0.8305**

## Описанные выше фичи + sklearn

Будем делить обучающую выборку на 2 части, для каждого объекта из 2ой будем считать описанные выше признаки ( $power_+$ ,  $power_-$ ,  $supp_+$ ,  $supp_-$ ,  $conf_+$ ,  $conf_-$ ) со всеми функциями агрегации. На основе этих фичей для всех объектов из 2ой части учим Логистическую регрессию/Решающее дерево.

## Логистическая регрессия

- True Positive: 58.8
- True Negative: 31.8
- False Positive: 2.7
- False Negative: 1.7
- True Positive Rate: 0.9723475524123331
- True Negative Rate: 0.9199804607157548
- False Positive Rate: 0.044158663329736836
- Negative Predictive Value: 0.9480790112241726
- False Discovery Rate: 0.04273629820000788
- **Accuracy: 0.9536842105263158**
- Precision: 0.9572637017999922
- Recall: 0.9723475524123331

## Решающее дерево

- True Positive: 57.2
- True Negative: 31.7
- False Positive: 2.8
- False Negative: 3.3
- True Positive Rate: 0.9449245962334276
- True Negative Rate: 0.919738521282639
- False Positive Rate: 0.046895965982428164
- Negative Predictive Value: 0.9093225821919899

- False Discovery Rate: 0.04627841942424787
- **Accuracy: 0.9357894736842104**
- Precision: 0.9537215805757523
- Recall: 0.9449245962334276

## Итоги

Accuracy

---

- **sklearn: 0.985**
  - **Ближайшие: 0.9789**
  - $power = \|g' \cap g^+\|$ : 0.6547
  - $supp$ : 0.9705
  - $conf$ : 0.6684
  - $conf + thr$ : 0.7211
  - $Aggr(supp) > thr1 \ \&\& \ Aggr(conf) < thr2$ : 0.8305
  - sklearn+generator\_features(power, supp, conf): 0.954
- 

In [ ]:

1	
---	--