

95.0 confidence interval 64.3% and 73.2%

Используя бутстрэп, мы можем рассчитать доверительные интервалы.

Для этого сначала упорядочиваем статистику, а затем выбираем значения в выбранном процентиле для доверительного интервала. Выбранный процентиль в этом случае называется альфа.

Доверительный интервал часто называют эмпирическим доверительным интервалом. Бутстрэп можно использовать для оценки производительности алгоритмов машинного обучения.

Рассчитаем интервал точности классификации

Источник данных: https://www.kaggle.com/datasets/uciml/pima-indians-diabetes-database

in [5]:	data=p data.i data		sv(r'C:\p	oima-indians-	diabetes.data	a.csv.c	sv',	delimiter=',')		
	Range1		3 entries	ame.DataFrame s, 0 to 767 columns):	'>					
		Column		Non-	Null Count [
		 Pregnancie		768		int64				
		Glucose				int64				
		BloodPress				Int64				
		SkinThickr Insulin	iess			int64 int64				
		BMI				Float64				
		DiabetesPe	edigreeFu			Float64				
		Age Outcome				int64 int64				
		s: float64	1(2), int		non null .	LIICOT				
	memory	y usage: 5	4.1 KB							
ut[5]:										
ut[5]:	F							DiabetesPedigreeFunction		Outcome
Out[5]:		Pregnancies 6	148	BloodPressure	35	0	BMI 33.6	DiabetesPedigreeFunction 0.627	Age 50	Outcome 1
Out[5]:	F		148			0				
Out[5]:	0	6	148 85	72	35	0	33.6	0.627	50	1
Out[5]:	0 1	6	148 85 183	72 66	35 29	0	33.6 26.6	0.627 0.351	50 31	1
ut[5]:	0 1 2	6 1 8	148 85 183 89	72 66 64	35 29 0	0 0 0 94	33.6 26.6 23.3	0.627 0.351 0.672	50 31 32	1 0 1
Out[5]:	0 1 2 3	6 1 8	148 85 183 89 137	72 66 64 66	35 29 0 23	0 0 0 94	33.6 26.6 23.3 28.1	0.627 0.351 0.672 0.167	50 31 32 21	1 0 1 0
Out[5]:	0 1 2 3 4	6 1 8 1	148 85 183 89 137	72 66 64 66 40	35 29 0 23 35	0 0 0 94 168	33.6 26.6 23.3 28.1 43.1	0.627 0.351 0.672 0.167 2.288	50 31 32 21 33	1 0 1 0
Out[5]:	0 1 2 3 4	6 1 8 1 0	148 85 183 89 137 	72 66 64 66 40	35 29 0 23 35	0 0 94 168 	33.6 26.6 23.3 28.1 43.1	0.627 0.351 0.672 0.167 2.288	50 31 32 21 33	1 0 1 0 1
Out[5]:	0 1 2 3 4 	6 1 8 1 0 	148 85 183 89 137 101	72 66 64 66 40 	35 29 0 23 35 	0 0 94 168 180	33.6 26.6 23.3 28.1 43.1 	0.627 0.351 0.672 0.167 2.288 0.171	50 31 32 21 33 63	1 0 1 0 1
Out[5]:	0 1 2 3 4 763	6 1 8 1 0 10 2	148 85 183 89 137 101 122	72 66 64 66 40 76	35 29 0 23 35 48 27	0 0 0 94 168 180 0	33.6 26.6 23.3 28.1 43.1 32.9 36.8	0.627 0.351 0.672 0.167 2.288 0.171	50 31 32 21 33 63 27	1 0 1 0 1
rt[5]:	0 1 2 3 4 763 764	6 1 8 1 0 10 2	148 85 183 89 137 101 122 121	72 66 64 66 40 76 70	35 29 0 23 35 48 27	0 0 94 168 180 0 112	33.6 26.6 23.3 28.1 43.1 32.9 36.8 26.2	0.627 0.351 0.672 0.167 2.88 0.171 0.340 0.245	50 31 32 21 33 63 27 30	1 0 1 0 1 0

Я использовала набор данных с помощью Pandas.

Можно сделать 1000 итераций начальной загрузки и выбрать выборку, размер которой составляет 50% от размера набора данных.

Используется доверительный интервал 95 %, поэтому выбираются значения в процентилях 2,5 и 97,5.

При выполнении примера выводится точность классификации на каждой итерации начальной загрузки.

Создается гистограмма 1000 оценок точности, показывающая распределение, подобное Гауссу.

Наконец, приводятся доверительные интервалы, показывающие, что существует 95% вероятность того, что доверительные интервалы 64,3% и 73,2% охватывают истинный навык модели.

Этот же метод можно использовать для расчета доверительных интервалов любых других оценок ошибок, таких как среднеквадратическая ошибка для алгоритмов регрессии.

confidence intervals

```
alpha = 0.95

p = ((1.0-alpha)/2.0) * 100

lower = max(0.0, numpy.percentile(stats, p))

p = (alpha+((1.0-alpha)/2.0)) * 100

upper = min(1.0, numpy.percentile(stats, p))

print('%.1f confidence interval %.1f%% and %.1f%%' % (alpha*100, lower*100, upper*100))

Accuracy=0.739
```