

Classification, metrics & classical ML

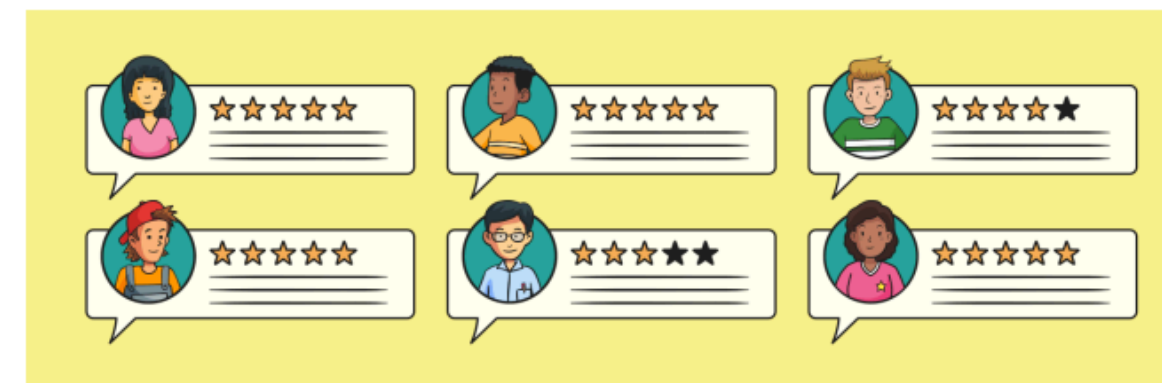
- precision, recall, F1 score
- Roc-curve
- micro/macro
- sensitivity, specificity

КЛАССИФИКАЦИЯ

двухклассовая (binary)



многоклассовая (multiclass)



с пересекающимися классами (multi-label)



Our classes

- Task - whether a student likes coffee (1 - likes, 0 - does not like)

Our classes

- **Task - whether a student likes coffee (1 - likes, 0 - does not like)**

`y_predicted = [0.5, 0.7, 0.2, 0.1, 0.8, 0.9, 0.23, 0.34, 0.56, 0.76]`

`y_true = [1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0]`

Threshold

Значение, которое делит наши вероятности на классы.

`y_predicted = [0.5, 0.7, 0.2, 0.1, 0.8, 0.9, 0.23, 0.34, 0.56, 0.76]`

- Если трешхолдер равен ≥ 0.5 какие будут значения?
`[1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1]` - 6 любят кофе
- Если трешхолдер равен $= 0.3$
`[1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 1]` - 7 любят кофе

Accuracy

Сколько всего верных примеров?

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Number of Correct Predictions}}{\text{Total Number of Predictions}} \times 100 \%$$

Пусть у нас всего 100 студентов. 10 не пьют кофе, 90 пьют кофе.
Классификатор определил из 10 тех, кто не пьет кофе **5 верно**.
Из 90 тех, кто пьет - **80 верно**. Какое будет качество?

Accuracy

Сколько всего верных примеров?

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Number of Correct Predictions}}{\text{Total Number of Predictions}} \times 100 \%$$

Пусть у нас всего 100 студентов. 10 не пьют кофе, 90 пьют кофе.
Классификатор определил из 10 тех, кто не пьет кофе **5 верно**.
Из 90 тех, кто пьет - **80 верно**. Какое будет качество?

$$\text{Accuracy} = \frac{80 + 5}{90 + 10} \times 100 \% = 85 \%$$

Accuracy

Проблема!

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Number of Correct Predictions}}{\text{Total Number of Predictions}} \times 100 \%$$

Пусть у нас всего 100 студентов. 10 не пьют кофе, 90 пьют кофе.
Если классификатор просто будет предсказывать **всех студентов**,
как пьющих кофе? Какое будет качество?

Accuracy

Проблема!

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{Number of Correct Predictions}}{\text{Total Number of Predictions}} \times 100 \%$$

Пусть у нас всего 100 студентов. 10 не пьют кофе, 90 пьют кофе.

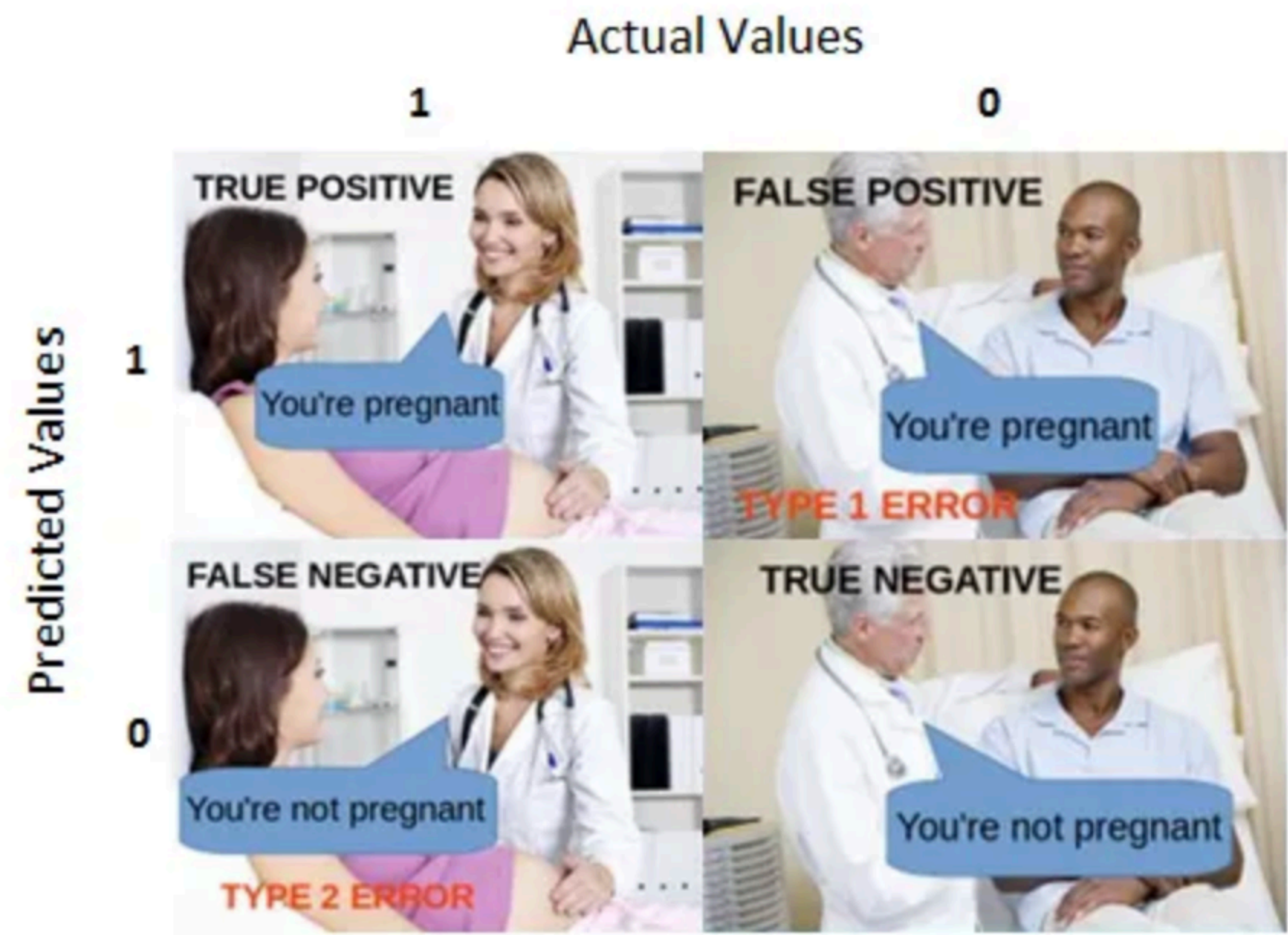
Если классификатор просто будет предсказывать **всех студентов**, как пьющих кофе? Какое будет качество?

$$\text{Accuracy} = \frac{90 + 0}{90 + 10} \times 100 \% = 90 \%$$

Матрица ошибок

		настоящие классы	
		positive	negative
предсказания	positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Матрица ошибок



Матрица ошибок

- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что ПЬЕТ
- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ

настоящие классы

- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что ПЬЕТ
- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ

предска
зания

	positive	negative
positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
negative	False Negative (FN)	True Negative (TP)

Матрица ошибок

- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что ПЬЕТ - **True Positive**
- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ
- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что ПЬЕТ
- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ

		НАСТОЯЩИЕ КЛАССЫ	
		positive	negative
предсказания	positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	negative	False Negative (FN)	True Negative (TP)

Матрица ошибок

- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что ПЬЕТ - **True Positive**
- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ - **False Negative**

настоящие классы

- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что ПЬЕТ
- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ

предска
зания

	positive	negative
positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
negative	False Negative (FN)	True Negative (TP)

Матрица ошибок

- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что ПЬЕТ - **True Positive**
- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ - **False Negative**

настоящие классы

- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что ПЬЕТ - **False Positive**
- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ

		настоящие классы	
		positive	negative
предсказания	positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	negative	False Negative (FN)	True Negative (TP)

Матрица ошибок

- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что ПЬЕТ - **True Positive**
- На самом деле ПЬЕТ кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ - **False Negative**

- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что ПЬЕТ - **False Positive**
- На самом деле НЕ пьет кофе. Предсказали, что НЕ ПЬЕТ - **True Negative**

		настоящие классы	
		positive	negative
предсказания	positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	negative	False Negative (FN)	True Negative (TP)

Матрица ошибок и accuracy



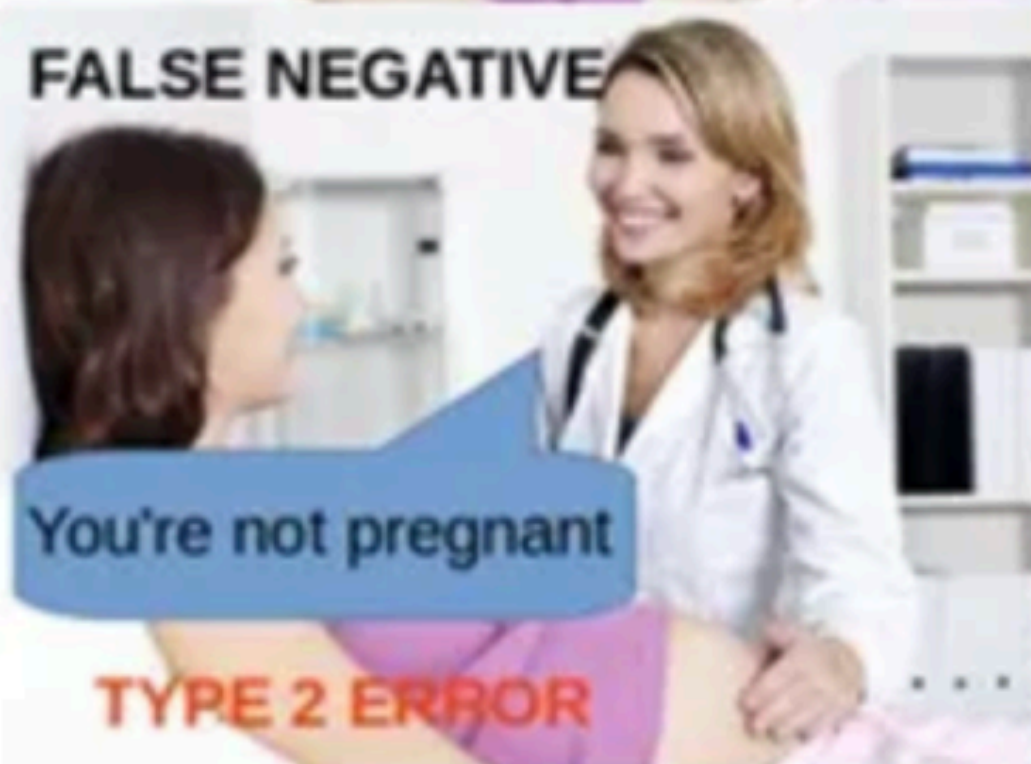

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

предска
зания

настоящие классы			
	positive	negative	
positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)	
negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)	

Precision


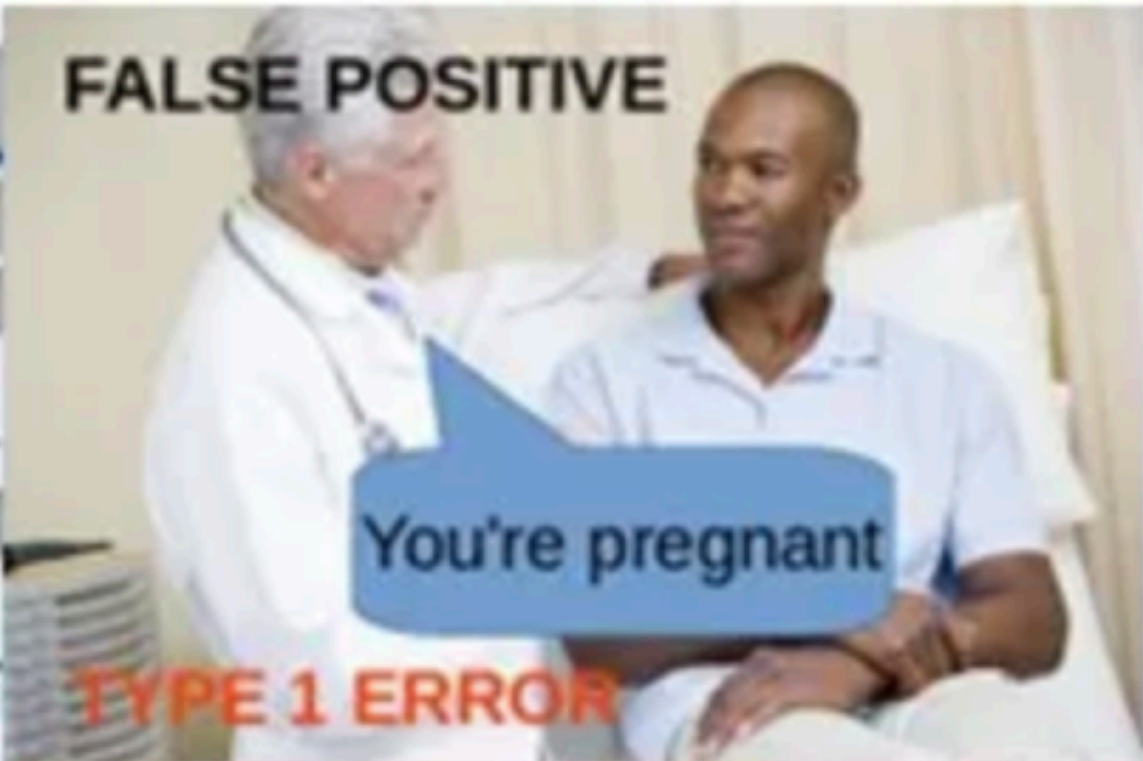
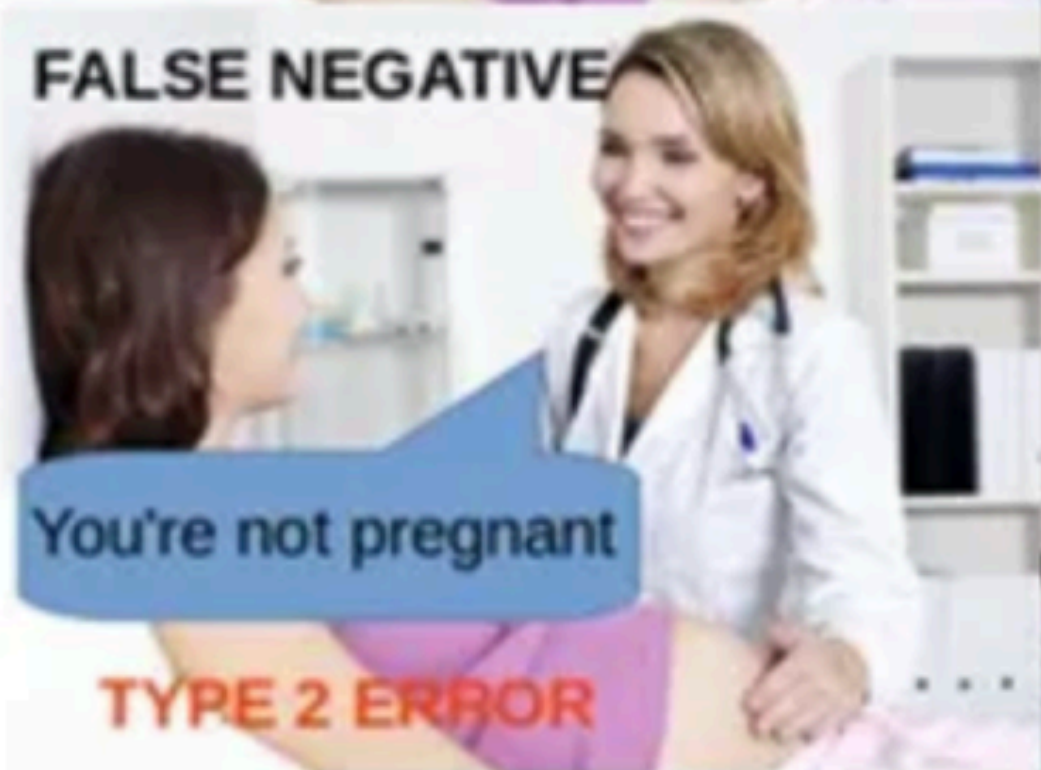

Как сильно мы можем доверять предсказанию о беременности?

		Actual Values	
		1	0
Predicted Values	1	TRUE POSITIVE 	FALSE POSITIVE  TYPE 1 ERROR
	0	FALSE NEGATIVE  TYPE 2 ERROR	TRUE NEGATIVE 

Precision - не прихватить лишнее

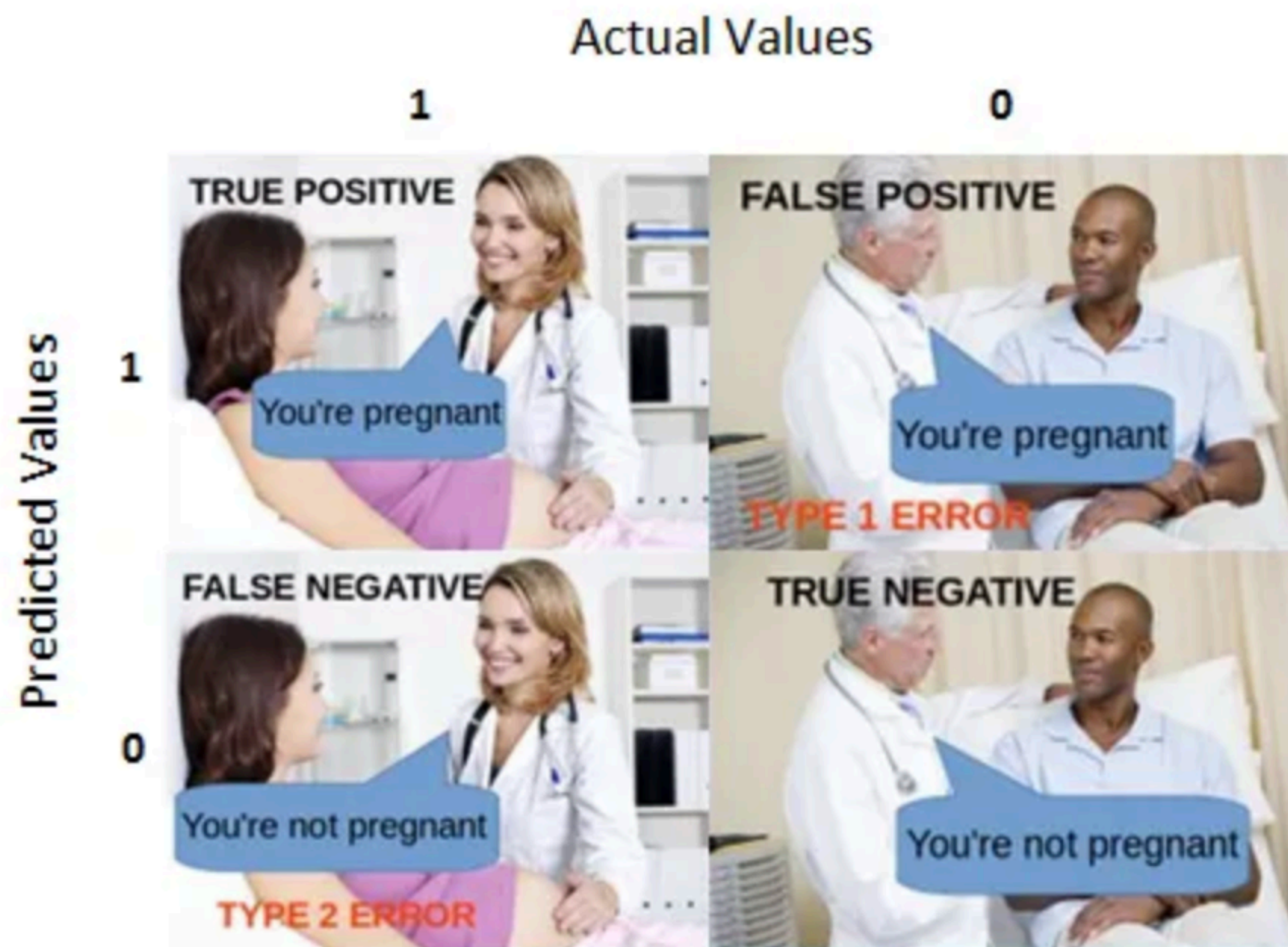
Как сильно мы можем доверять предсказанию о беременности?

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

		Actual Values	
		1	0
Predicted Values	1	TRUE POSITIVE 	FALSE POSITIVE  TYPE 1 ERROR
	0	FALSE NEGATIVE  TYPE 2 ERROR	TRUE NEGATIVE 

Recall





Из всех беременных, сколько мы действительно угадали?



Recall - не пропустить нужное.

Из всех беременных, сколько мы действительно угадали?

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

		Actual Values	
		1	0
Predicted Values	1	TRUE POSITIVE 	FALSE POSITIVE  TYPE 1 ERROR
	0	FALSE NEGATIVE  TYPE 2 ERROR	TRUE NEGATIVE 

Examples

Пусть у нас всего 100 студентов. 10 не пьют кофе, 90 пьют кофе. Классификатор определил из 10 тех, кто не пьет кофе **5 верно**. Из 90 тех, кто пьет - **80 верно**. Какое будет качество?

		настоящие классы	
		positive	negative
предсказания	positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Examples

Пусть у нас всего 100 студентов. 10 не пьют кофе, 90 пьют кофе.
Классификатор определил из 10 тех, кто не пьет кофе **5 верно**.
Из 90 тех, кто пьет - **80 верно**. Какое будет качество?

Пить кофе - 1
не пить кофе - 0

Precision and Recall?

		настоящие классы	
		positive	negative
предсказания	positive	True Positive (TP) 80	False Positive (FP) 5
	negative	False Negative (FN) 10	True Negative (TN) 5

F1-score

$$F1 \text{ Score} = \frac{2 \cdot (\text{Precision} \cdot \text{Recall})}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

$$F1 \text{ Score} = (\beta^2 + 1) * \frac{(\text{Precision} \cdot \text{Recall})}{(\beta^2 \cdot \text{Precision}) + \text{Recall}}$$

Precision and Recall дают там некий trade off.

F1-score - это гармоническое среднее между ними.

Factor is chosen such that recall is considered factor times as important as precision is

Factor = 2, recall is more important than precision

Factor = 0.5 recall is less important than precision

SPECIFICITY and SENSITIVITY

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{FP + TN}$$

настоящие классы

предска
зания

	настоящие классы	
	positive	negative
positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Sensitivity = recall - как хорошо модель находит позитивный класс.
(Как хорошо находим больных)

Specificity = recall too, но относительно негативного класса.
(Как хорошо находим здоровых)

Macro and micro metrics

		настоящие классы		
		class 1	class 2	class 3
предсказания	class 1	True Positive	False Positive	False Positive
	class 2	False Negative	True Negative	True Negative
	class 3	False Negative	True Negative	True Negative

Micro metrics

Для каждого класса считаются значения в матрице ошибок. Эти значения усредняют и используются в формулах.

$$\text{Micro Precision} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{True Positives}_i}{\sum_{i=1}^N (\text{True Positives}_i + \text{False Positives}_i)}$$

$$\text{Micro Recall} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{True Positives}_i}{\sum_{i=1}^N (\text{True Positives}_i + \text{False Negatives}_i)}$$

$$\text{Micro F1 Score} = \frac{2 \cdot \text{Micro Precision} \cdot \text{Micro Recall}}{\text{Micro Precision} + \text{Micro Recall}}$$

Macro metrics

Для каждого класса считаются значения в матрице ошибок. Эти значения усредняют и используются в формулах.

$$\text{Macro Precision} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{True Positives}_i}{\text{True Positives}_i + \text{False Positives}_i}$$

$$\text{Macro Recall} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{True Positives}_i}{\text{True Positives}_i + \text{False Negatives}_i}$$

$$\text{Macro F1 Score} = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{Macro Precision}_i \cdot \text{Macro Recall}_i}{\text{Macro Precision}_i + \text{Macro Recall}_i}$$

Example

Для каждого класса считаются значения в матрице ошибок. Эти значения усредняют и используются в формулах.

$$\text{Macro Precision} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{True Positives}_i}{\text{True Positives}_i + \text{False Positives}_i}$$

$$\text{Macro Recall} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{True Positives}_i}{\text{True Positives}_i + \text{False Negatives}_i}$$

$$\text{Macro F1 Score} = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\text{Macro Precision}_i \cdot \text{Macro Recall}_i}{\text{Macro Precision}_i + \text{Macro Recall}_i}$$

Examples, Coffee

Precision for coffee = $20 / (20 + 5 + 3) = 5/7$
Recall for coffee = $20 / (20 + 2 + 1) = 20/23$

TP-coffee = 20
FN-coffee = $2 + 1 = 3$
FP-coffee = $5 + 3 = 8$

		Actual		
		Coffee	Tea	Nothing
Predicted	Coffee	20 TP	5FP	3 FP
	Tea	2 FN	18 TN	4 TN
	Nothing	1 FN	3TN	22TN

Examples, Tea

Precision for tea = $TP / TP + FP = 18 / (18 + 2 + 4) = 18/24$
Recall for tea = $TP / TP + FN = 18 / (18 + 5 + 3) = 18/26$

TP-tea = 18
FN-tea = 8
FP-tea = 6

		Actual		
		Coffee	Tea	Nothing
Predicted	Coffee	20 TN	5FN	3 TN
	Tea	2 FP	18 TP	4 FP
	Nothing	1 TN	3FN	22TN

Examples, Nothing

Precision for nothing = $TP / (TP + FP + FP) = 22 / (22 + 3 + 1) = 22 / 26$
Recall for nothing = $TP / (TP + FN + FN) = 22 / (22 + 4 + 3) = 22 / 29$

TP-nothing = 22
FN-nothing = 4 + 3 = 7
FP-nothing = 1 + 3 = 4

		Actual		
		Coffee	Tea	Nothing
Predicted	Coffee	20 TN	5TN	3 FN
	Tea	2 TN	18 TN	4 FN
	Nothing	1 FP	3FP	22TP

Examples

Micro precision = $TP / (TP + FP) = (20 + 18 + 22) / (20 + 18 + 22 + 8 + 6 + 4) = 0.769$

Micro recall = $TP / (TP + FN) = (20 + 18 + 22) / (20 + 18 + 22 + 3 + 8 + 7) = 0.769$

TP-coffee = 20

FN-coffee = 2 + 1 = 3

FP-coffee = 5 + 3 = 8

Macro precision = $(5/7 + 18/24 + 22/26) / 3 =$

Macro recall = $(20/23 + 18/26 + 22/29) / 3 =$

TP-tea = 18

FN-tea = 8

FP-tea = 6

TP-nothing = 22

FN-nothing = 4 + 3 = 7

FP-nothing = 1 + 3 = 4

Precision for coffee = $20 / (20 + 5 + 3) = 5/7$

Recall for coffee = $20 / (20 + 2 + 1) = 20/23$

Precision for tea = $TP / TP + FP = 18 / (18 + 2 + 4) = 18/24$

Recall for tea = $TP / TP + FN = 18 / (18 + 5 + 3) = 18/26$

Precision for nothing = $TP / (TP + FP + FP) = 22 / (22 + 3 + 1) = 22 / 26$

Recall for nothing = $TP / (TP + FN + FN) = 22 / (22 + 4 + 3) = 22 / 29$

Again threshold

ROC-AUC

Receiver Operating Characteristic Area Under the Curve

$$\text{True Positive Rate} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

$$\text{False Positive Rate} = \frac{\text{FP}}{\text{FP} + \text{TN}}$$

предска
зания

настоящие классы

	настоящие классы	
	positive	negative
positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

ROC-AUC

Receiver Operating Characteristic Area Under the Curve

$$\text{True Positive Rate} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

$$\text{False Positive Rate} = \frac{\text{FP}}{\text{FP} + \text{TN}}$$

