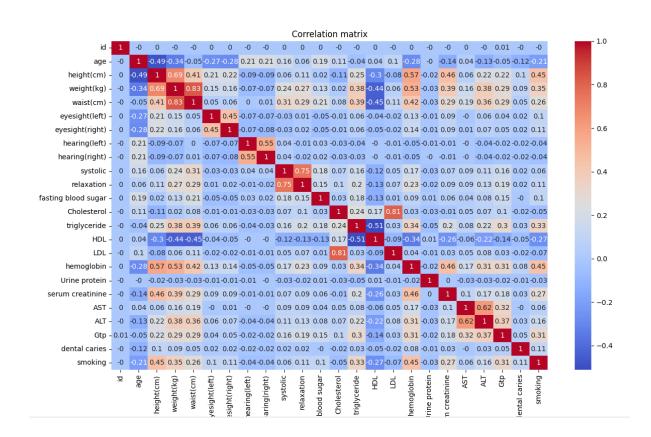
### Смотрим данные

#### Обзор числовых признаков

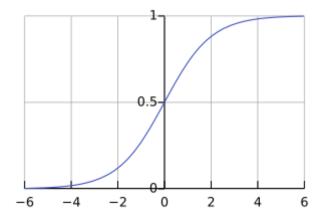


## Логистическая регрессия: основные концепции и применение

Логистическая регрессия (Logistic Regression) — это алгоритм машинного обучения, используемый для задач бинарной классификации, то есть для предсказания вероятности принадлежности объекта к одному из двух классов.

## Основные концепции логистической регрессии:

• **Функция логистического отклика:** В отличие от линейной регрессии, которая предсказывает непрерывные значения, логистическая регрессия предсказывает вероятность, которая ограничена диапазоном от 0 до 1. Это достигается с помощью функции логистического отклика (сигмоиды), которая преобразует линейное предсказание в вероятность:



- Оптимизация: Для обучения модели логистической регрессии используется метод максимального правдоподобия, который находит такие значения параметров модели, которые максимизируют вероятность наблюдаемых данных.
- **Регуляризация:** Как и в случае SVM, в логистической регрессии можно использовать регуляризацию для предотвращения переобучения. Наиболее распространенные типы регуляризации L1 (Lasso) и L2 (Ridge).

# Преимущества логистической регрессии:

- **Простота и интерпретируемость:** Логистическая регрессия это простой и легко интерпретируемый алгоритм. Коэффициенты модели можно интерпретировать как силу и направление влияния признаков на вероятность принадлежности к классу.
- **Эффективность:** Логистическая регрессия эффективно работает с большими объемами данных и может быть легко распараллелена.
- **Гибкость:** Логистическая регрессия может быть обобщена на задачи многоклассовой классификации с использованием методов "один против всех" или "один против одного".

### Недостатки логистической регрессии:

• **Предположение линейности:** Логистическая регрессия предполагает линейную зависимость между признаками и логарифмом шансов. Если это предположение нарушается, то точность модели может снизиться.

• **Чувствительность к выбросам:** Логистическая регрессия чувствительна к выбросам в данных, которые могут негативно повлиять на качество модели.

## Оценка работы модели

- 1. Precision:
  - Значение: 0.702
  - Метрика precision измеряет, какая доля предсказанных положительных примеров действительно является положительными.
- 2. Recall:
  - Значение: 0.733
  - Recall измеряет, какая доля всех действительно положительных примеров была правильно предсказана моделью.
- 3. F1-score:
  - Значение: 0.717
  - F1-score представляет собой гармоническое среднее между precision и recall, что позволяет учитывать баланс между этими двумя метриками.
- 4. Матрица ошибок (confusion matrix):
  - Значение:
  - Предсказано: Положительный Предсказано: Отрицательный
  - Истинный: Положительный 12943 4840Истинный: Отрицательный 2877 11192
  - Матрица ошибок показывает, насколько хорошо модель предсказывает классы, и предоставляет детальную информацию о типах ошибок, которые делает модель.
- 5. Точность модели (custom Accuracy):
  - Значение: 74.47%

### Вывод:

• Модель правильно предсказывает значения с точностью в 74.47%, что является хорошим результатом для модели классификации