

Зеленым обозначено условие для первого варианта, **желтым** для второго. Задача состоит в том, чтобы построить регрессионную модель для прогнозирования расхода бензина на трассе (**MPG_highway**) (или в городе (**MPG_city**)) от числовых переменных Length Weight Wheelbase Horsepower Invoice EngineSize Cylinders и категориальных переменных Origin и Type. Можно использовать методы, рассмотренные в рамках курса (линейная регрессия, lars/lasso, pls/pcr, логнормальная, GLM, сплайны, loess, нелинейные регрессии с кастомизированным уравнением, а также их комбинации, например, можно фильтровать переменные одним методом, а модель строить другим по отобранным переменным, или оценивать выбросы одной моделью, потом их удалять из тренировочного набора (из тестового нельзя удалять наблюдения), а строить модель другой процедурой по отфильтрованному набору. Для оценки качества разработанной модели использовать оценку $MAPE = (1/n) * \sum (|Original - Predicted| / |Original|)$. Для оценки качества модели можно использовать любые подходы: информационные критерии, статистические оценки на основе кросс-валидации, бутстреппинга, проверочных выборок и т.д. Финальная модель будет проверяться одним из подходов, параметры которого вы не знаете (чтобы не было подгонки), и вам будет сообщаться результат оценки MAPE. Ваша модель должна работать с любым подмножеством набора данных для обучения и для тестирования (не использовать предположение, что такое-то наблюдение есть в тестовом или в тренировочном наборе). Результирующее MAPE на закрытой проверочной процедуре должно быть меньше или равно 0.065. Рекомендуется использовать техники:

- Преобразования категориальных переменных (группировка значений) с использованием дисперсионного анализа (не забывайте делать эти преобразования и в тестовом наборе)
- Отбор значимых переменных с помощью пошаговых методов или регуляризации
- Преобразование входных переменных и добавление полиномиальных членов в уравнение регрессии (не забывайте делать эти преобразования и в тестовом наборе и при применении модели)
- Использовать нелинейные уравнения зависимости в том числе и делать свою «нейросеть» и обучать ее как нелинейную регрессию с помощью nls.
- Преобразование отклика или использование обобщенных линейных (или нелинейных) моделей с разными распределениями ошибки и функциями связи (не забывайте делать правильный пересчет отклика после прогноза).

Для получения требуемого качества модели обычно достаточно использовать две техники из перечисленных выше.

На всем наборе данных построить **3D график** (**контурный график**) зависимости отклика от пары наиболее важных отобранных переменных финальной модели с равномерной сеткой 20 на 20 точек (сетку в наборе данных сгенерировать самостоятельно), значение остальных переменных, не вошедших в пару (если есть), при построении графика усреднять.

Весь функционал реализовать в виде класса, поддерживающего методы:

- **model<-fit(train_data)** – строит модель model на основе train_data (поднабора по строкам исходного набора cars), включает всю необходимую предобработку данных и построение финальной модели
- **predict(model, test_data)** – выдает вектор прогнозов для test_data (поднабора по строкам исходного набора cars), метод должен включать всю предобработку данных, что делал fit (кроме удаления выбросов, исправление признаков наблюдений-выбросов без удаления самого наблюдения возможно)
- **plot(model)** – строит 3D или контурный график