Задание 3

Выполнил Цветков Сергей

Сравните KNeighborsRegressor и LinearRegression для набора данных, полученного из некоторой функциональной зависимости с "шумом". Вид зависимости, диапазон изменения х и число значений х выдерете сами

Perpeccuя (использование KNeighborsRegressor Метод К-ближайших соседей в регрессии)

In [62]:

```
%matplotlib inline
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
# увеличим дефолтный размер графиков
from pylab import rcParams
rcParams['figure.figsize'] = 8, 5
```

In [75]:

```
# Задаем диапазон изменения и шаг для функции tan(x)
x = np.linspace(-3, 3, 150)
print(x)
```

```
-2.95973154 -2.91946309 -2.87919463 -2.83892617 -2.79865772
[-3.
 -2.75838926 -2.71812081 -2.67785235 -2.63758389 -2.59731544 -2.55704698
 -2.51677852 -2.47651007 -2.43624161 -2.39597315 -2.3557047
                                                           -2.31543624
 -2.27516779 -2.23489933 -2.19463087 -2.15436242 -2.11409396 -2.0738255
 -2.03355705 -1.99328859 -1.95302013 -1.91275168 -1.87248322 -1.83221477
 -1.79194631 -1.75167785 -1.7114094 -1.67114094 -1.63087248 -1.59060403
 -1.55033557 -1.51006711 -1.46979866 -1.4295302 -1.38926174 -1.34899329
 -1.30872483 -1.26845638 -1.22818792 -1.18791946 -1.14765101 -1.10738255
 -1.06711409 -1.02684564 -0.98657718 -0.94630872 -0.90604027 -0.86577181
 -0.82550336 -0.7852349 -0.74496644 -0.70469799 -0.66442953 -0.62416107
 -0.58389262 -0.54362416 -0.5033557 -0.46308725 -0.42281879 -0.38255034
 -0.34228188 -0.30201342 -0.26174497 -0.22147651 -0.18120805 -0.1409396
 -0.10067114 -0.06040268 -0.02013423 0.02013423 0.06040268
                                                            0.10067114
                         0.22147651
                                     0.26174497
 0.1409396
             0.18120805
                                                 0.30201342
                                                            0.34228188
 0.38255034
             0.42281879
                         0.46308725
                                     0.5033557
                                                 0.54362416
                                                            0.58389262
 0.62416107 0.66442953
                         0.70469799
                                     0.74496644
                                                 0.7852349
                                                             0.82550336
 0.86577181 0.90604027
                         0.94630872
                                     0.98657718 1.02684564
                                                             1.06711409
 1.10738255
             1.14765101
                         1.18791946
                                     1.22818792 1.26845638
                                                             1.30872483
 1.34899329
             1.38926174 1.4295302
                                     1.46979866 1.51006711
                                                            1.55033557
 1.59060403
             1.63087248 1.67114094
                                     1.7114094
                                                 1.75167785
                                                             1.79194631
 1.83221477
             1.87248322
                         1.91275168
                                     1.95302013
                                                 1.99328859
                                                             2.03355705
  2.0738255
             2.11409396
                         2.15436242
                                     2.19463087
                                                 2.23489933
                                                             2.27516779
 2.31543624
             2.3557047
                         2.39597315
                                     2.43624161
                                                 2.47651007
                                                            2.51677852
  2.55704698
             2.59731544
                         2.63758389
                                     2.67785235
                                                 2.71812081
                                                             2.75838926
  2.79865772
             2.83892617
                         2.87919463
                                     2.91946309
                                                 2.95973154
```

In [128]:

```
# Определяем у = cos(3 * x) + x со случайными отклонениями
# На этом этапе возможен эксперимент с шумом. Умножим "разброс" на 4 - это ведет к значител

# Устанавливем Кt - "увеличитель" шумности

Kt = 3

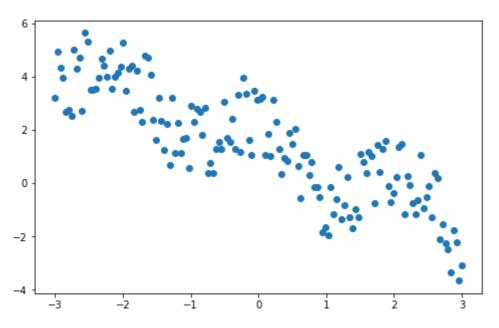
rng = np.random.RandomState(42)

y = np.cos(3 * x) - x + Kt * rng.uniform(size=len(x))

# Строим график
plt.plot(x, y, 'o')
```

Out[128]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x153d0df0>]



In [129]:

```
# Преобразуем X в двумерный массив
print(x.shape)
X = x[:, np.newaxis]
print(X.shape)

(150,)
(150, 1)
```

In [130]:

```
# Делим данные на обучающий и тернировочный наборы
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state=42)
from sklearn.linear_model import LinearRegression
regressor = LinearRegression()
regressor.fit(X_train, y_train)
```

Out[130]:

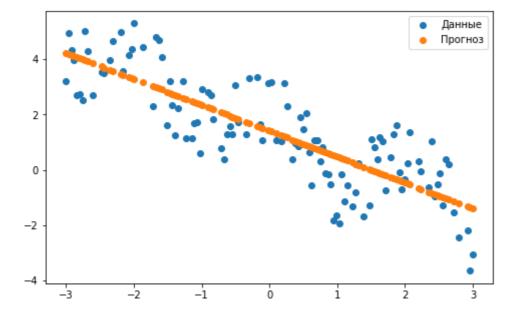
LinearRegression(copy_X=True, fit_intercept=True, n_jobs=None, normalize=Fal
se)

In [131]:

```
# Проводим обучение на тренировочном наборе
y_pred_train = regressor.predict(X_train)
# Выводим зависомость
plt.plot(X_train, y_train, 'o', label="Данные")
plt.plot(X_train, y_pred_train, 'o', label="Прогноз")
plt.legend(loc='best')
```

Out[131]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x14805ce8>

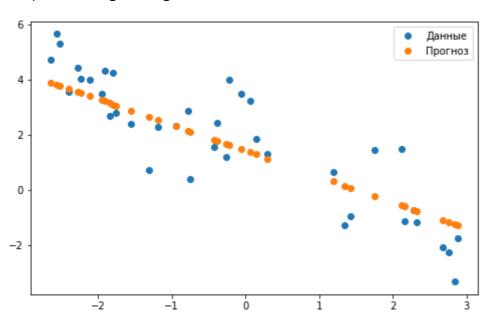


In [132]:

```
# Выводим тестовый набор
y_pred_test = regressor.predict(X_test)
# Выводим зависомость
plt.plot(X_test, y_test, 'o', label="Данные")
plt.plot(X_test, y_pred_test, 'o', label="Прогноз")
plt.legend(loc='best')
```

Out[132]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x15109f88>



In [133]:

```
# Оценка качества предсказаний regressor.score(X_test, y_test)
```

Out[133]:

0.7535206845516569

Качество предсказаний неудовлетворительное - меньше 0.85

Метод ближайших соседей

In [134]:

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
kneighbor_regression = KNeighborsRegressor(n_neighbors=1)
kneighbor_regression.fit(X_train, y_train)
```

Out[134]:

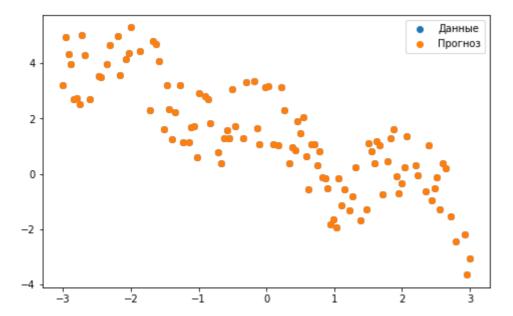
In [135]:

```
# Делим выборку на тренировочную и тестовую y_pred_train = kneighbor_regression.predict(X_train)

plt.plot(X_train, y_train, 'o', label="Данные")
plt.plot(X_train, y_pred_train, 'o', label="Прогноз")
plt.legend(loc='best')
```

Out[135]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x15728ee0>



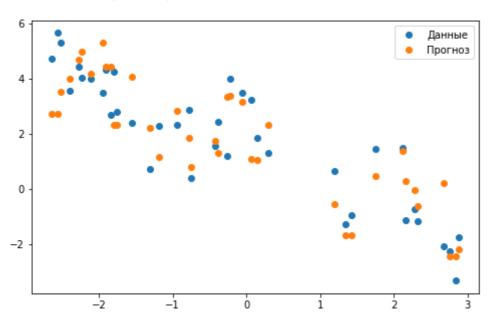
In [136]:

```
y_pred_test = kneighbor_regression.predict(X_test)

plt.plot(X_test, y_test, 'o', label="Данные")
plt.plot(X_test, y_pred_test, 'o', label="Прогноз")
plt.legend(loc='best')
```

Out[136]:

<matplotlib.legend.Legend at 0x15563fd0>



In [137]:

```
# Оцениваем качество предсказаний kneighbor_regression.score(X_test, y_test)
```

Out[137]:

0.7024947854042514

Качество предсказаний неудовлетворительное - еще меньше 0.85

Вывод

При увеличение "шума" в зависимости значительно ухудшается КАЧЕСТВО предсказаний.