В файле k_means_random_centers реализована стратегия выбора случайных центров, не из заданной выборки.

In [79]:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import scipy as sc
```

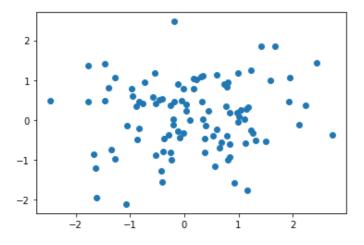
Покажем, что выбор случайных центров это плохая стратегия. В 1 случае(файл k_means_random_centers) мы выберем случайные центры и во 2 случае(файл k_means_specific_sample) мы выберем центры из нашей выборки. Посчитаем среднее арифметическое итераций основного цикла нашего алгоритма, запустив его по 5 раз.

In [80]:

```
n = 100 #количество точек-данных k = 5 #количество центров (сколько в конце кластеров) data = np.random.randn(n, 2) # наши точки plt.scatter(data[:,0], data[:, 1])
```

Out[80]:

<matplotlib.collections.PathCollection at 0x2314f75b6a0>

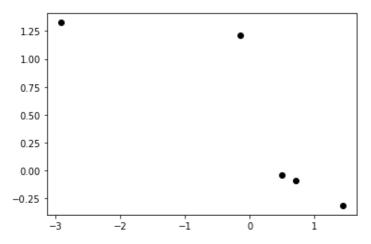


In [81]:

```
c = np.random.randn(k, 2) # случайные центры plt.scatter(c[:,0], c[:, 1], color = 'k')
```

Out[81]:

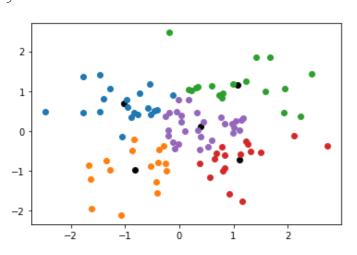
<matplotlib.collections.PathCollection at 0x2314f7a60d0>



In [87]:

```
S = list(range(k)) # расстояние
```

```
cc = 0
cm_x = 0.0 \# \mu ehtp macc no x
cm y = 0.0 \# центра масс по у
cluster = np.random.randn(k, n, 2)
cm = np.random.randn(k, 2)
flag = 0 # чтобы на первом шаге не считать центр масс
flag c = 0 # для центров
size = np.zeros(k) # размеры кластеров
while(flag c == 0):
    if (flag == 1): # чтобы не войти на 1 шаге
        for p in range(k): # движение по кластерам
            if (size[p] == 0):
                break
            for 1 in range(int(size[p])): # двигаемся по элементам кластера
                cm x = cm x + cluster[p][1][0]
                cm_y = cm_y + cluster[p][1][1]
            c[p][0] = cm[p][0]
            c[p][1] = cm[p][1]
            cm[p][0] = cm_x / size[p] # нашли новый центр масс
            cm[p][1] = cm_y / size[p] # нашли новый центр масс
            cm x = 0
            cm_y = 0
        flag_c = 1
        for u in range(k):
            if((c[u][0] - cm[u][0] > 0.0000001) \text{ or } (c[u][1] - cm[u][1] > 0.0000001)):
                flag c = 0
        size = np.zeros(k) # так как на каждом шаге мы пересобираем кластеры, то их кол-в
о надо обнулять
       for i in range(n):
            for t in range(k):
                S[t] = (cm[t][0] - data[i][0]) ** 2 + (cm[t][1] - data[i][1]) ** 2
            index cl = S.index(min(S))
            cluster[index cl][int(size[index cl])][0] = data[i][0]
            cluster[index cl][int(size[index cl])][1] = data[i][1]
            size[S.index(min(S))] += 1
    else:
       for i in range(n):
            for t in range(k):
                S[t] = (c[t][0] - data[i][0]) ** 2 + (c[t][1] - data[i][1]) ** 2
            index cl = S.index(min(S))
            cluster[index cl][int(size[index cl])][0] = data[i][0]
            cluster[index cl][int(size[index cl])][1] = data[i][1]
            size[S.index(min(S))] += 1 #увеличиваем размер кластера
        flag = 1
   cc += 1
print(cc)
plt.scatter(cm[:,0], cm[:, 1], color = 'k')
for i in range(k):
    plt.scatter(cluster[i][:int(size[i]), 0], cluster[i][:int(size[i]), 1])
c = np.zeros((k, 2))
9
```



```
In [77]:
(12+8+15+15+9)/5
Out[77]:
11.8
```

По результатам, в 1 случае алгоритму в среднем нужно 12 итераций, чтобы окончательно кластеризовать данные, во 2 случае алгоритму нужно 10 итераций (показано в файле k_means_specific_sample). По итогу, если выбирать центры из заданной выборки, то алгоритм будет работь эффективнее.

In []: