Кафедра дискретной математики МФТИ

Курс математической статистики

Игашов Илья, 593 групппа

Задание №5

Nº1.

```
Пусть \xi=(\xi_1,\xi_2)\sim N(a,\Sigma), где a=\begin{pmatrix}1\\4\end{pmatrix} и \Sigma=\begin{pmatrix}10&8\\8&10\end{pmatrix}. Постройте график плотности этого случайного вектора. Для y\in\{-3,0,1,5\} постройте графики f_{\xi_1|\xi_2}(x|y). Построить график E(\xi_1|\xi_2=y) в зависимости от y и проведите на этом графике прямую x=E\xi_1.
```

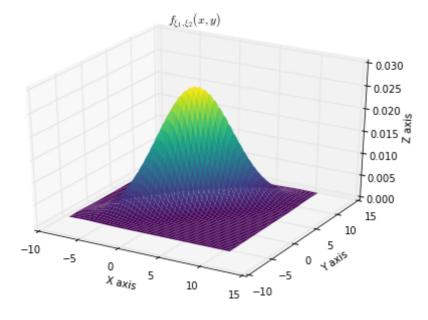
In [72]:

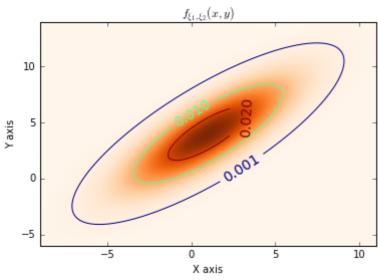
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
from scipy.stats import multivariate_normal
from scipy.stats import norm
%matplotlib inline
```

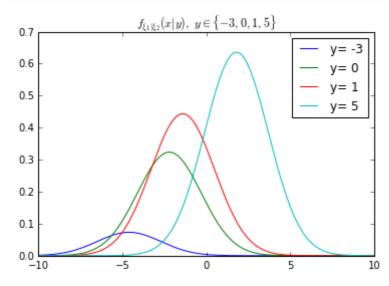
```
In [73]:
```

```
a = np.array([1, 4])
covar = np.array([[10, 8], [8, 10]])
```

```
# Create grid and multivariate normal.
x = np.linspace(a[0] - 10, a[0] + 10, 500)
y = np.linspace(a[1] - 10, a[1] + 10, 500)
X, Y = np.meshgrid(x, y)
pos = np.empty(X.shape + (2,))
pos[:, :, 0] = X; pos[:, :, 1] = Y
# Make a 3D plot.
fig = plt.figure()
ax = Axes3D(fig)
ax.plot surface(X, Y, multivariate normal.pdf(pos, a, covar), cmap='viridis', li
newidth=0)
ax.set_xlabel('X axis')
ax.set ylabel('Y axis')
ax.set_zlabel('Z axis')
plt.title(r'f_{\langle xi_1, xi_2 \rangle (x,y)})
plt.show()
# Make a pcolormesh.
plt.figure()
plt.pcolormesh(X, Y, multivariate normal.pdf(pos, a, covar), cmap='Oranges')
CS = plt.contour(X, Y, multivariate_normal.pdf(pos, a, covar), [0.001, 0.01, 0.0
21)
plt.clabel(CS, fontsize=14, inline=1, fmt='%1.3f', cmap='Set3')
plt.title(r'f_{\langle xi_1, \langle xi_2 \rangle(x,y) \rangle'})
plt.xlabel('X axis')
plt.ylabel('Y axis')
plt.show()
```



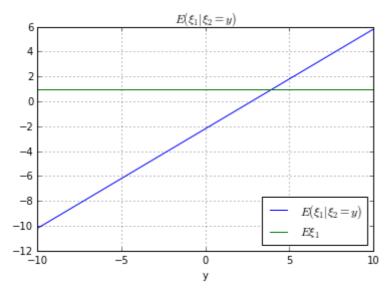




Посчитаем условное математическое ожидание $E(\xi_1|\xi_2)$:

```
Пусть \xi_1 = \alpha \xi_2 + \eta, \eta = \xi_1 - \alpha \xi_2, cov(\eta, \xi_2) = cov(\xi_1, \xi_2) - \alpha D(\xi_2) = 8 - 10\alpha = 0. Отсюда: \alpha = 0.8, E(\xi_1 | \xi_2) = \alpha E(\xi_2 | \xi_2) + E(\eta | \xi_2) = \alpha \xi_2 + E\eta = \alpha \xi_2 + E\xi_1 - \alpha E\xi_2 = 0.8\xi_2 - 2.2.
```

```
# Plot of conditional expectation.
grid = np.linspace(-10, 10, 500)
plt.plot(grid, 0.8 * grid - 2.2, label=r'$E(\xi_1|\xi_2=y)$')
plt.plot(grid, np.ones(500), label=r'$E\xi_1$')
plt.title(r'$E(\xi_1|\xi_2=y)$')
plt.legend(loc=4)
plt.xlabel('y')
plt.grid()
plt.show()
```



Вывод

Мы рассмотрели нормально распределенный случайный вектор (ξ_1,ξ_2) , построили график плотности его распределения, а также рассмотрели условную плотность и условное математическое ожидание случайной величины ξ_1 относительно ξ_2 . Случайные величины ξ_1 и ξ_2 кореллируют, и значит, что УМО $E(\xi_1|\xi_2)$ является, фактически, "уточненным значением" математического ожидания случайной величины ξ_1 , которое мы узнаем благодаря случайной величине ξ_2 , от которой зависит ξ_1 (по графикам условных плоностей $f_{\xi_1|\xi_2}$ при разлиных y это видно: например, при различных y максимум достигается на разных значениях x; также если проводить сечения y=const на графике двумерной плотности, то видно, что значения математического ожидания величины ξ_1 меняются).

 $E(\xi_1|\xi_2)$ - сама по себе \mathcal{F}_{ξ_2} - измеримая случайная величина (ее выражение в явном виде выведено выше).

 $E(\xi_1|\xi_2=y)$ - борелевская функция $\psi(y)$, смысл которой - значение математического ожидания величины ξ_1 при условии, что $\xi_2=y$.

Из последнего графика видно, что $E(\xi_1|\xi_2=E\xi_2)=E(\xi_1)$. Это логично, если в графике плотности вектора (ξ_1,ξ_2) провести сечение $y=E\xi_2=4$, то видно, что $E\xi_1=1$.

```
In [ ]:
```