3 мая 2016 г.

```
Задача 1
In [52]: import numpy as np
       import math as mt
        import matplotlib.pyplot as plt
        from pylab import *
        from scipy.stats import *
        %matplotlib inline
In [64]: # Размер выборки
        sz = 100
        # Генерирую выборку размером sz
       x = norm.rvs(size=sz)
     Модель N(\theta, 1)
Априорное распределение - N(\mu_0, \sigma_0^2) with mean= \mu_0, \mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \frac{\mu_0}{\sigma_0^2}}{\frac{1}{\sigma_0^2} + n}. Следовательно,
\theta^* = \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \frac{\mu_0}{\sigma_0^2}}{\frac{1}{\sigma_0^2} + n}.
In [65]: # Здесь будут храниться выборочные средние от X
        means = np.zeros(sz)
        for i in range(sz):
           means[i] = x[:(i+1)].mean()
In [66]: def BayesEst1(x, a, sigma):
           # Байесовская оценка для theta
           return float((sum(x) + (a/sigma**2))/(len(x) + (1/sigma**2)))
In [67]: """
        colors - массив цветов для различных параметров априорного распределения
        params - массив параметров априорного распределения
        colors = ['r', 'g', 'b', 'y', 'pink']
        params = np.array([(0,1), (0,100), (10,1), (10,100)])
        assert len(colors) == len(params)+1, "Wrong length"
```

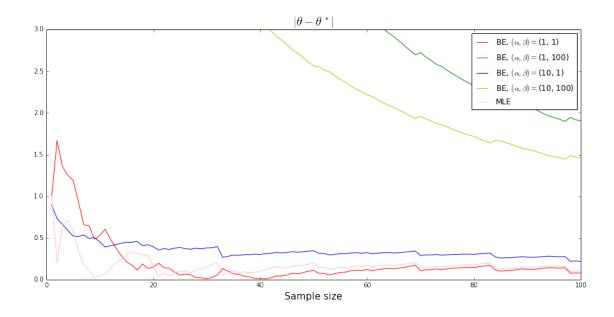
```
11 11 11
 Строю графики для четырех параметров и для оценки максимального
 правдоподобия в зависимости от размера выборки
 11 11 11
 plt.figure(figsize=(15,7))
 for par,col in zip(params, arange(len(params))):
    # В tmp записываю байесовские оценки, чтобы построить график
    tmp = np.array([BayesEst1(x[:(i+1)],par[0],par[1]) for i in range(sz)])
    # BE stands for 'Bayes estimator'
    plt.plot(np.arange(1,sz+1), abs(tmp), color=colors[col], \
            label = 'BE, $(a, sigma) = $({}, {})'.format(par[0], par[1])
 # Строю график для ОМП
 plt.plot(np.arange(1,sz+1), abs(means), color=colors[-1], label='MLE')
 plt.ylim((0,0.6))
 plt.xlabel('Sample size', fontsize=15)
 plt.title("$|\\theta - \\theta^*|$", fontsize=19)
 plt.legend()
 plt.show()
                                             |\theta-\theta|^*
0.6
                                                                                BE, (a, \sigma) = (0, 1)
                                                                               BE, (a, \sigma) = (0, 100)
0.5
                                                                               BE, (a, \sigma) = (10, 1)
                                                                               BE, (a, \sigma) = (10, 100)
0.4
0.3
0.2
0.1
                                           Sample size
```

Вывод: лучше всех себя показали ОМП наряду с параметрами (0,1), (0,100), (10,100) априорного распределения для оценки среднего в $N(\theta,1)$. Это зависит от выборки: на одной выборке эти параметры могут лучше всего оценивать среднее, а на другой - хуже, чем параметры (10,1) априорного распределения. Однако на первых же шагах модуль разности реального значения оцениваемого параметра и ОМП наряду с параметрами (0,1), (0,100), (10,100) априорного распределения ближе всего к нулю.

```
Априорное распределение - Inverse-gamma Distribution \Gamma_{inv}(\alpha_0, \beta_0) with mean = \frac{\beta_0}{\alpha_0-1};
\alpha = \alpha_0 + \frac{n}{2}, \beta = \beta_0 + \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2}. Следовательно, \theta^* = \frac{\beta}{\alpha - 1} = \frac{2\beta_0 + \sum_{i=1}^n X_i^2}{2\alpha_0 + n - 2}.
In [77]: # Здесь будут храниться выборочные дисперсии
       sigmas = np.zeros(sz)
       for i in range(sz):
          sigmas[i] = var(x[:(i+1)])
In [78]: def BayesEst2(x, alpha, beta):
          # Байесовская оценка для theta
          return ((2. * beta) + sum([i**2 for i in x]))/((2. * alpha) + len(x) - 2.)
In [79]: """
       colors - массив цветов для различных параметров априорного распределения
       params - массив параметров априорного распределения
       colors = ['r', 'g', 'b', 'y', 'pink']
       params = np.array([(1,1), (1,100), (10,1), (10,100)])
       assert len(colors) == len(params)+1, "Wrong length"
       11 11 11
       Строю графики для четырех параметров и для оценки максимального
       правдоподобия в зависимости от размера выборки
       plt.figure(figsize=(15,7))
       for par, col in zip(params, arange(len(params))):
          # В tmp записываю байесовские оценки, чтобы построить график
          tmp = np.array([BayesEst2(x[:(i+1)],par[0],par[1]) for i in range(sz)])
          # BE stands for 'Bayes estimator'
          plt.plot(np.arange(1,sz+1), abs(tmp-1), color=colors[col], \
                  label='BE, (\lambda alpha, \beta et a)= (\{\}, \{\})'.format(par[0], par[1])
       # Строю график для ОМП
       plt.plot(np.arange(1,sz+1), abs(sigmas-1), color=colors[-1], label='MLE')
       plt.ylim((0,3))
       plt.legend()
       plt.xlabel('Sample size', fontsize=15)
       plt.title("$|\\theta - \\theta^*|$", fontsize=19)
```

Модель $N(0,\theta)$

plt.show()



Вывод: лучше всех себя показали ОМП наряду с параметрами (1,1), (10,1) априорного распределения для оценки дисперсии в $N(0,\theta)$.