Случайные процессы. Прикладной поток.

Практическое задание 1

Правила:

- Выполненную работу нужно отправить на почту probability.diht@yandex.ru, указав тему письма "[СП17] Фамилия Имя Задание 1". Квадратные скобки обязательны. Вместо Фамилия Имя нужно подставить свои фамилию и имя.
- Прислать нужно ноутбук и его pdf-версию. Названия файлов должны быть такими: 1.N.ipynb и 1.N.pdf, где N ваш номер из таблицы с оценками.
- Никакой код из данного задания при проверке запускаться не будет.
- Дедлайн и система оценивания будут объявлены позже.



В Британской империи в Викторианскую эпоху (1837—1901) было обращено внимание на вымирание аристократических фамилий. В связи с этим в своей статье в The Educational Times в 1873 году Гальтон поставил вопрос о вероятности вымирания фамилии. Решение этого вопроса нашел Ватсон и вместе в 1874 году они написали статью "On the probability of the extinction of families". На сайте wikitree.com (http://wikitree.com) в свободно распространяемом формате собрано большое количество данных о родословных различных людей. В коллекции есть как люди, жившие во времена поздней античности, так и наши современники. На основе некоторой части этих данных вам предстоит провести исследование о вымирании фамилий.

Вам предоставляются несколько файлов, в которых содержатся данные о некоторых родословных. Вам предстоит проводить исследование на нескольких из этих файлов (каких именно, см. в таблице). Формат файлов следующий:

generation \t name \t gender \t birthday \t deathdate \t parents \t
siblings \t spouses \t children

Эти данные означают номер поколения, фамилию, пол, дату рождения, дату смерти, родителей, братьев и сестер, супруг, детей соответственно. Если какая-то характеристика неизвестна (кроме номера поколения и фамилии), вместо нее ставится

пустая подстрока. Если каких-то характеристик несколько, то они разделены через ";". Все люди представлены некоторым идентификатором <id>, который соответствует адресу http://www.wikitree.com/wiki/<id>. Например, идентификатор Romanov-29 соответствует адресу http://www.wikitree.com/wiki/Romanov-29 (http://www.wikitree.com/wiki/Romanov-29). В файле родословные отделяются друг от друга пустой строкой.

Для облегчения вашей работы мы предоставляем вам код, который считывает данные из этого файла и преобразует их в список ветвящихся процессов. Каждый ветвящийся процесс содержит список списков, в каждом из которых содержатся все люди из соответствующего поколения. Обратите внимание, что одни и те же родословные могут попасть в разные файлы. В таком случае их можно считать разными, но при желании вы можете удалить копии.

В предоставленных данных в каждой родословной для каждого мужчины на следующем поколении содержатся все его дети, которые были указаны на сайте. Для женщин дети в данной родословной не указаны. Это связано с тем, что женщины обычно меняют свою фамилию, когда выходят замуж, тем самым, они переходят в другую ветку. С точки зрения ветвящихся процессов, нужно иметь в виду, что если у мужчины родилось 3 мальчика и 4 девочки, то у него 3 потомка как продолжателя фамилии.

Ваша задача --- исследовать процесс вымирания фамилий на основе предложенных данных. В данном задании вам предстоит сделать оценку закона размножения, а в следующем задании --- провести остальной анализ.

```
In [441]: import math import numpy as np import scipy.stats as sps from collections import Counter # ЭТО МОЖЕТ ПРИГОДИТЬСЯ from BranchingProcess import Person, BranchingProcess, read_from_files from statsmodels.distributions.empirical_distribution import ECDF from sklearn.neighbors import KernelDensity as KDE from statsmodels.sandbox.stats.multicomp import multipletests import matplotlib.pyplot as plt from matplotlib import rcParams rcParams.update({'font.size': 16}) %matplotlib inline
```

1. Описательный анализ

Большая часть кода, необходимая для проведения данного анализа, является технической и основывается на работе с пакетом BranchingProcess. Поэтому данный код полностью вам выдается, вам нужно только выполнить его, подставить имена файлов. Кроме того, код анализа позволит вам лучше понять структуру данных.

Считайте данные с помощью предложенного кода. Посчитайте количество родословных.

83681

В имеющихся данных очень много людей, про которых известно лишь то, что они когда-то существовали. Обычно их фамилия неизвестна (вместо фамилии у них может стоять, к примеру, B-290), а у некоторых из них неизвестен даже пол, не говоря уже о родителях и детях. Такие данные стоит удалить.

Удалите все процессы, состоящие только из одного поколения (в котором, естественно, будет только один человек). Сколько осталось процессов?

```
In [338]: for i in range(len(processes))[::-1]:
    if len(processes[i].generations) < 2:
        del processes[i]

print(len(processes))</pre>
```

23959

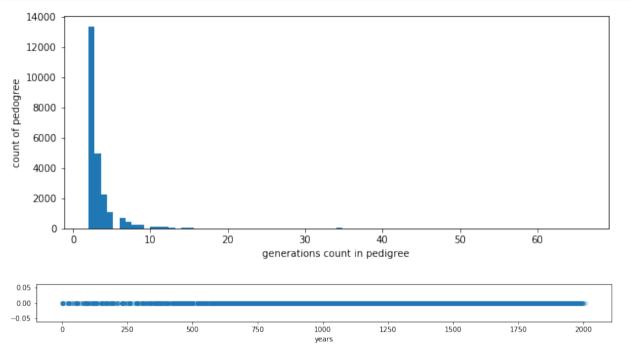
Для лучшего понимания задачи и предложенных данных посчитайте следующие характеристики: минимальное, максимальное и среднее число поколений в роду, год рождения самого старого и самого молодого человека, среднюю продолжительность жизни.

Минимальное число поколений в роду: 2 Максимальное число поколений в роду: 66 Среднее число поколений в роду: 3.3 Год рождения самого старого: 1 Год рождения самого молодого: 2007

Постройте гистограмму зависимости количества поколений в родословной от количества родословных. На следующем графике отложите на временной оси года рождения всех людей.

```
In [340]: plt.figure(figsize=(10, 4))
   plt.hist(generation_counts, bins=80)
   plt.xlabel('generations count in pedigree')
   plt.ylabel('count of pedogree')
   plt.show()

plt.figure(figsize=(15, 1))
   plt.scatter(years, np.zeros_like(years), alpha=0.2)
   plt.xlabel('years')
   plt.show()
```



Посчитайте среднюю продолжительность жизни.

57.23

2. Оценка закона размножения

Для начала предположим, что все выданные вам процессы являются частью одного большого процесса с общим предком. В следующем задании рассмотрим так же случай, когда все процессы являются разными.

Чтобы проводить какой-либо анализ ветвящегося процесса нужно некоторым образом оценить закон размножения. Кажется, что для этого достаточно посчитать количество сыновей у каждого человека, получив тем самым выборку неотрицательных целых чисел. Однако, проблема в том, что данные неполные, в частности, некоторые поля могут быть не заполнены. Тем не менее обычно у человека указаны либо все дети, либо не указаны вообще. Таким образом, условно мы можем разделить выборку на две части: поле детей заполнено (в т.ч. если у человека на самом деле нет детей), поле детей незаполнено. Если бы первая часть выборки была бы полностью известна, что распределение можно оценить по ней. Нам же неизвестен размер выборки и количество нулевых элементов в ней. Количество положительных элементов известно.

Математическая постановка задачи

 $\mathsf{P}_{ heta}$ --- неизвестное распределение из некоторого класса распределений $\mathcal P$ на $\mathbb Z_+$.

 X_1, \ldots, X_n --- выборка из распределения P_{θ} , причем n и количество нулей в выборке неизвестны.

 Y_1, \ldots, Y_s --- положительная подвыборка, которая полностью нам известна. В нашей задаче Y_j --- количество сыновей у j-го человека среди тех, у кого есть хотя бы один сын.

Оценку параметра θ можно найти методом максимального правдоподобия:

$$\prod_{i=1}^{s} \mathsf{P}_{\theta}(Y_i | Y_i > 0) \to \max_{\theta}$$

В качестве классов распределений ${\cal P}$ рассмотрите пуассоновское и геометрическое распределения. По желанию можете рассмотреть другие классы распределений, осмысленные в данной задаче

Внимание! Применение метода fit из scipy.stats является некорректным в данной задаче, поскольку рассматривается усеченная выборка. Задачу максимизации нужно решить явно, выписав все формулы (которые тоже нужно прислать вместе с кодом).

После оценки параметров проведите проверку принадлежности неизвестного распределения рассматриваемому семейству распределений $\mathcal P$ с помощью критерия хи-квадрат, взяв для для него то распределение из $\mathcal P$, которое соответствует оценке максимального правдоподобия. Постарайтесь учесть все особенности проверки гипотез, которые обсуждались на семинаре. Для каждого класса постройте также график частот и функции $P_{\theta}(y|Y>0)$.

Для начала соберем выборку из количеств детей

Оценка параметров методом максимального правдоподобия

Пуассоновское распределение

$$\prod_{i=1}^{s} \mathsf{P}_{\theta}(Y_{i} | Y_{i} > 0) = \prod_{i=1}^{s} \frac{\mathsf{P}_{\theta}(Y_{i})}{\mathsf{P}_{\theta}(Y_{i} > 0)} = \prod_{i=1}^{s} \frac{\mathsf{P}_{\theta}(Y_{i})}{(1 - \mathsf{P}_{\theta}(Y_{i} = 0))} = \prod_{i=1}^{s} \frac{\frac{\theta^{Y_{i}}}{Y_{i}!} \cdot e^{-\theta}}{1 - e^{-\theta}}$$

Прологарифмировав получим

$$\sum_{i=1}^{s} (Y_i \cdot \ln \theta - \ln (Y_i!) - \theta - \ln (1 - e^{-\theta}))$$

Возьмем производную и приравняем к 0

$$\sum_{i=1}^{s} \left(\frac{Y_i}{\theta} - 1 - \frac{e^{-\theta}}{1 - e^{-\theta}} \right) = \sum_{i=1}^{s} \left(\frac{Y_i}{\theta} - \frac{1}{1 - e^{-\theta}} \right) = \frac{\sum_{i=1}^{s} Y_i}{\theta} - \frac{s}{1 - e^{-\theta}} = 0$$

Следовательно

$$s = \frac{1 - e^{-\theta}}{\theta} \cdot \sum_{i=1}^{s} Y_i$$

```
In [387]: def bin search(function, value):
               left = 0.0
               right = 1.0
               step = 2.0
               while (function(right) > value):
                   left = right
                   right = right + step
                   step *= 2
               eps = 1e-10
               while function(left) - function(right) > eps:
                   middle = (right + left) / 2
                   if function(middle) < value:</pre>
                       right = middle
                   else:
                       left = middle
               return left
```

```
In [797]: summ = sum(positive_sample)
    theta_poisson = bin_search(lambda x: (1 - math.exp(-x)) * summ / x, ler
    print("theta =", theta_poisson)
```

theta = 1.4228944203498486

Геометрическое распределение

$$\prod_{i=1}^{s} P_{\theta}(Y_i | Y_i > 0) = \prod_{i=1}^{s} (1 - \theta)^{Y_i - 1} \theta$$

Прологарифмировав получим

$$\sum_{i=1}^{s} \left((Y_i - 1) \ln (1 - \theta) + \ln \theta \right)$$

Возьмем производную и приравняем к 0

$$\sum_{i=1}^{s} \left(\frac{1 - Y_i}{1 - \theta} + \frac{1}{\theta} \right) = \frac{s - \sum_{i=1}^{s} Y_i}{1 - \theta} + \frac{s}{\theta} = 0$$

Следовательно

$$\theta\left(\sum_{i=1}^{s} Y_i - s\right) = s\left(1 - \theta\right) \quad \Rightarrow \quad \theta = \frac{1}{\overline{Y}}$$

theta = 0.53340893231

Проверка принадлежности с помощью критерия хи-

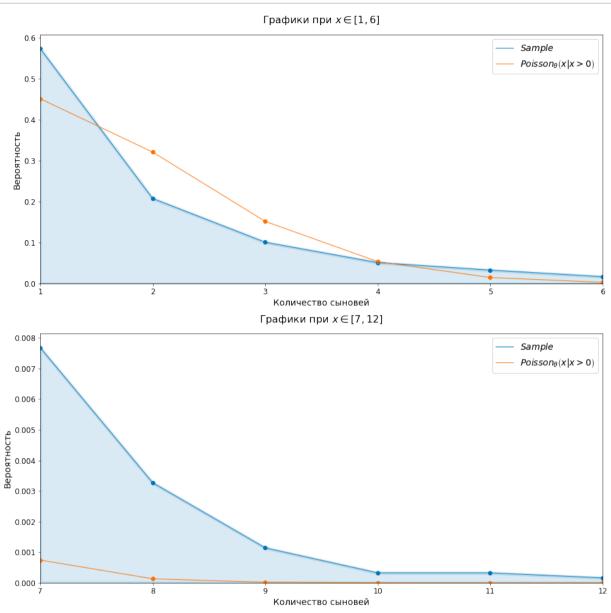
квадраі

```
In [529]: def count data(sample):
              counts = []
              for i in range(0, sample.max() + 1):
                  counts.append(len(sample[sample == i]))
              return counts
In [530]: def check(x, pmf, alpha=0.05, num tests=10, test len=100):
              p values = []
              for i in range(num tests):
                  part x = x[np.random.choice(len(x), test len)]
                  counts = count data(part x)[1:]
                  res = sps.chisquare(counts, f exp=(pmf(np.arange(len(counts)))
                  print("Статистика критерия хи-квадрат:", round(res.statistic,
                  print("p-value: ", round(res.pvalue, 3))
                  p values.append(res.pvalue)
              res = multipletests(p values, method='bonferroni')
              print("Гипотеза отклоняется:", res[0])
```

```
In [840]: def draw(x, pmf, pmf label=None):
              probabilities = np.array(count data(x)[1:])
              probabilities = probabilities / sum(probabilities)
              n = int(len(probabilities) / 2)
              ranges = [(0, n), (n, len(probabilities))]
              plt.figure(figsize=(16, 16))
              grid = np.arange(len(counts)) + 1
              for i, r in enumerate(ranges):
                  plt.subplot(2, 1, i + 1)
                  plt.fill between(grid[r[0]:r[1]], probabilities[r[0]:r[1]], 0,
                  plt.plot(grid[r[0]:r[1]], probabilities[r[0]:r[1]], lw=1, color
                  plt.scatter(grid[r[0]:r[1]], probabilities[r[0]:r[1]], color='7
                  plt.plot(grid[r[0]:r[1]], pmf(grid[r[0]:r[1]]), lw=1, color="#1
                  plt.scatter(grid[r[0]:r[1]], pmf(grid[r[0]:r[1]]), color="#ff7]
                  plt.xticks(range(r[0] + 1, r[1] + 1))
                  plt.xlim(r[0] + 1, r[1])
                  plt.ylim(0)
                  plt.title("Графики при x \in T +
                             str(r[0] + 1) + ", " + str(r[1]) +
                             "|$", y=1.03, fontsize=16)
                  plt.xlabel("Количество сыновей", fontsize=14)
                  plt.ylabel('Вероятность', fontsize=14)
                  plt.xticks(fontsize=12)
                  plt.yticks(fontsize=12)
                  plt.legend(fontsize=14)
              plt.show()
```

Пуассоновское распределение

Разделим график на 2 части, чтобы лучше понимать как ведут себя функции при маленьких значениях



Уже на глаз видно, что ничего хорошего не выйдет.

Далее запустим multipletest со случайным выбором небольшой группы людей, и проверим что он нам скажет

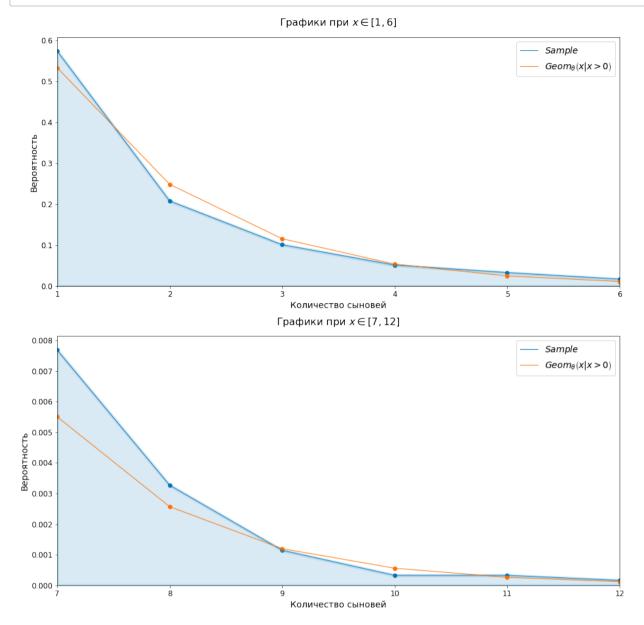
```
In [802]: check(positive sample, (lambda x: sps.poisson(theta poisson).pmf(x) /
          Статистика критерия хи-квадрат: 111.205
          p-value:
                   0.0
          Статистика критерия хи-квадрат: 53.414
          p-value:
                    0.0
          Статистика критерия хи-квадрат: 13.968
          p-value: 0.007
          Статистика критерия хи-квадрат: 73.249
          p-value: 0.0
          Статистика критерия хи-квадрат: 30.362
          p-value: 0.0
          Статистика критерия хи-квадрат: 26108.811
          p-value:
          Статистика критерия хи-квадрат: 9.966
          p-value: 0.076
          Статистика критерия хи-квадрат: 97.815
          p-value: 0.0
          Статистика критерия хи-квадрат: 18.411
          p-value:
                   0.001
          Статистика критерия хи-квадрат: 136.344
          p-value:
          Гипотеза отклоняется: [ True True False True True True False Tr
          ue True Truel
```

Как видно, результаты явно не в пользу пуассоновского распределения

Геометрическое распределение

Проделаем тоже самое для геометрического

In [842]: draw(positive_sample, sps.geom(theta_geom).pmf, "\$Geom_{\\theta}\\left



Значительно лучше, некоторые точки практически идентичны

In [801]: check(positive_sample, sps.geom(theta_geom).pmf)

Статистика критерия хи-квадрат: 17.65 p-value: 0.014 Статистика критерия хи-квадрат: 6.129 p-value: 0.525 Статистика критерия хи-квадрат: 4.528 p-value: 0.717 Статистика критерия хи-квадрат: 13.782 p-value: 0.017 Статистика критерия хи-квадрат: 15.077 p-value: 0.02 Статистика критерия хи-квадрат: 6.788 p-value: 0.237 Статистика критерия хи-квадрат: 8.431 p-value: 0.208 Статистика критерия хи-квадрат: 5.184 p-value: 0.269 Статистика критерия хи-квадрат: 14.097 p-value: 0.015 Статистика критерия хи-квадрат: 11.37 p-value: 0.078 Гипотеза отклоняется: [False False False

Ну тут результаты говорят сами за себя

se False False]

Вывод: после проверки критерием хи-квадрат распределений, полученных после метода максимального правдоподобия, выяснилось что пуассоновское распределение очень плохо оцеивает количество детей, а геометрическое наоборот хорошо, что видно из графиков.