Цветков Сергей

Домашнее задание 2. Пример визуального анализа данных по оттоку клиентов телеком-оператора. Провести визуальный анализ данных по аналогии с Lesson2_1. Вам необходимо поместить в основной каталог юпитера этот файл и файл с данными telecom_churn.csv. В пустые ячейки необходимо ввести код программы, ввыполнить его и получить результат в соответствии с заданием. После выполнения всех заданий, дополнительно, сохраняем тетрадь юпитера в pdf формате. Для этого шелкаем правой кнопкой и в меню выбираем "Сохранить страницу как", вводим имя файла и выбираем формат pdf. Отчет будет включать два файла. Файл юпитера для проверки. Файл в формате pdf для цифрового следа.

Подготовим платформу

In [1]:
```
%matplotlib inline
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import numpy as np
# увеличим дефолтный размер графиков
from pylab import rcParams
rcParams['figure.figsize'] = 8, 5
```

Загружаем данные и проверяем их размер

In [2]:
```
df = pd.read_csv('telecom_churn.csv')
df.shape
```

Out[2]:
```
(3333, 20)
```

В загруженной таблице 3333 строки и 20 столбцов

Проверяем пропуски в записях

In [3]:
```
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3333 entries, 0 to 3332
Data columns (total 20 columns):
 #   Column                  Non-Null Count  Dtype  
---  ------                  --------------  -----  
 0   State                   3333 non-null   object 
 1   Account length          3333 non-null   int64  
 2   Area code               3333 non-null   int64  
 3   International plan      3333 non-null   object 
 4   Voice mail plan         3333 non-null   object 
 5   Number vmail messages   3333 non-null   int64  
 6   Total day minutes       3333 non-null   float64
 7   Total day calls         3333 non-null   int64  
 8   Total day charge        3333 non-null   float64
 9   Total eve minutes       3333 non-null   float64
 10  Total eve calls         3333 non-null   int64  
 11  Total eve charge        3333 non-null   float64
 12  Total night minutes     3333 non-null   float64
 13  Total night calls       3333 non-null   int64  
 14  Total night charge      3333 non-null   float64
 15  Total intl minutes      3333 non-null   float64
 16  Total intl calls        3333 non-null   int64  
 17  Total intl charge       3333 non-null   float64
 18  Customer service calls  3333 non-null   int64  
 19  Churn                   3333 non-null   bool   
dtypes: bool(1), float64(8), int64(8), object(3)
memory usage: 459.0+ KB
```

Пропусков - нет, везде по 3333 записи

Проверяем загруженные данные - смотрим первые десять строк

In [4]:
```
df.head(10)
```

Out[4]:

	State	Account length	Area code	International plan	Voice mail plan	Number vmail messages	Total day minutes	Total day calls	Total day charge	Total eve minutes	Total eve calls	Total eve charge	Total night minutes	Total night calls	Total night charge	Total intl minutes	Total intl calls	c
0	KS	128	415	No	Yes	25	265.1	110	45.07	197.4	99	16.78	244.7	91	11.01	10.0	3	
1	OH	107	415	No	Yes	26	161.6	123	27.47	195.5	103	16.62	254.4	103	11.45	13.7	3	
2	NJ	137	415	No	No	0	243.4	114	41.38	121.2	110	10.30	162.6	104	7.32	12.2	5	
3	OH	84	408	Yes	No	0	299.4	71	50.90	61.9	88	5.26	196.9	89	8.86	6.6	7	
4	OK	75	415	Yes	No	0	166.7	113	28.34	148.3	122	12.61	186.9	121	8.41	10.1	3	
5	AL	118	510	Yes	No	0	223.4	98	37.98	220.6	101	18.75	203.9	118	9.18	6.3	6	
6	MA	121	510	No	Yes	24	218.2	88	37.09	348.5	108	29.62	212.6	118	9.57	7.5	7	
7	MO	147	415	Yes	No	0	157.0	79	26.69	103.1	94	8.76	211.8	96	9.53	7.1	6	
8	LA	117	408	No	No	0	184.5	97	31.37	351.6	80	29.89	215.8	90	9.71	8.7	4	
9	WV	141	415	Yes	Yes	37	258.6	84	43.96	222.0	111	18.87	326.4	97	14.69	11.2	5	

Каждая строка в таблице представляет собой одного клиента – это объект исследования. Столбцы – признаки объекта.

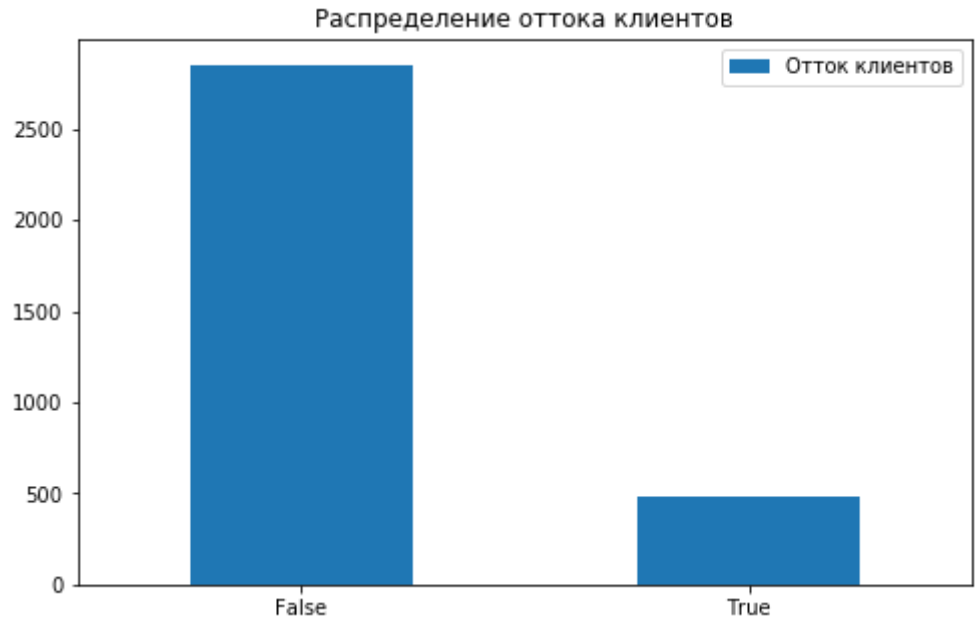
Описание признаков

Название	Описание	Тип
State	Буквенный код штата	номинальный
Account length	Как долго клиент обслуживается компанией	количественный
Area code	Префикс номера телефона	количественный
International plan	Международный роуминг (подключен/не подключен)	бинарный
Voice mail plan	Голосовая почта (подключена/не подключена)	бинарный
Number vmail messages	Количество голосовых сообщений	количественный
Total day minutes	Общая длительность разговоров днем	количественный
Total day calls	Общее количество звонков днем	количественный
Total day charge	Общая сумма оплаты за услуги днем	количественный
Total eve minutes	Общая длительность разговоров вечером	количественный
Total eve calls	Общее количество звонков вечером	количественный
Total eve charge	Общая сумма оплаты за услуги вечером	количественный
Total night minutes	Общая длительность разговоров ночью	количественный
Total night calls	Общее количество звонков ночью	количественный
Total night charge	Общая сумма оплаты за услуги ночью	количественный
Total intl minutes	Общая длительность международных разговоров	количественный
Total intl calls	Общее количество международных разговоров	количественный
Total intl charge	Общая сумма оплаты за международные разговоры	количественный
Customer service calls	Число обращений в сервисный центр	количественный
Churn (Целевая переменная)	Признак оттока клиентов (1 - потеря клиента)	бинарный

In [5]:
```
# Определяем разпределение оттока клиентов
df['Churn'].value_counts() # Подсчет количества каждого вида значений в колонка
```

Out[5]:
```
False    2850
True      483
Name: Churn, dtype: int64
```

In [6]:
```
# Выводим распределение оттока клиентов
df['Churn'].value_counts().plot(kind='bar', label='Отток клиентов', rot=0) # rot=0 - поворот подписи данных
plt.legend()
plt.title('Распределение оттока клиентов');
```



Выделим следующие группы признаков (среди всех кроме Churn):

- бинарные: International plan, Voice mail plan
- категориальные: State
- порядковые: Customer service calls
- количественные: все остальные

Посмотрим на корреляции количественных признаков. По раскрашенной матрице корреляций видно, что такие признаки как Total day charge считаются по проговоренным минутам (Total day minutes). То есть 4 признака можно выкинуть, они не несут полезной информации.

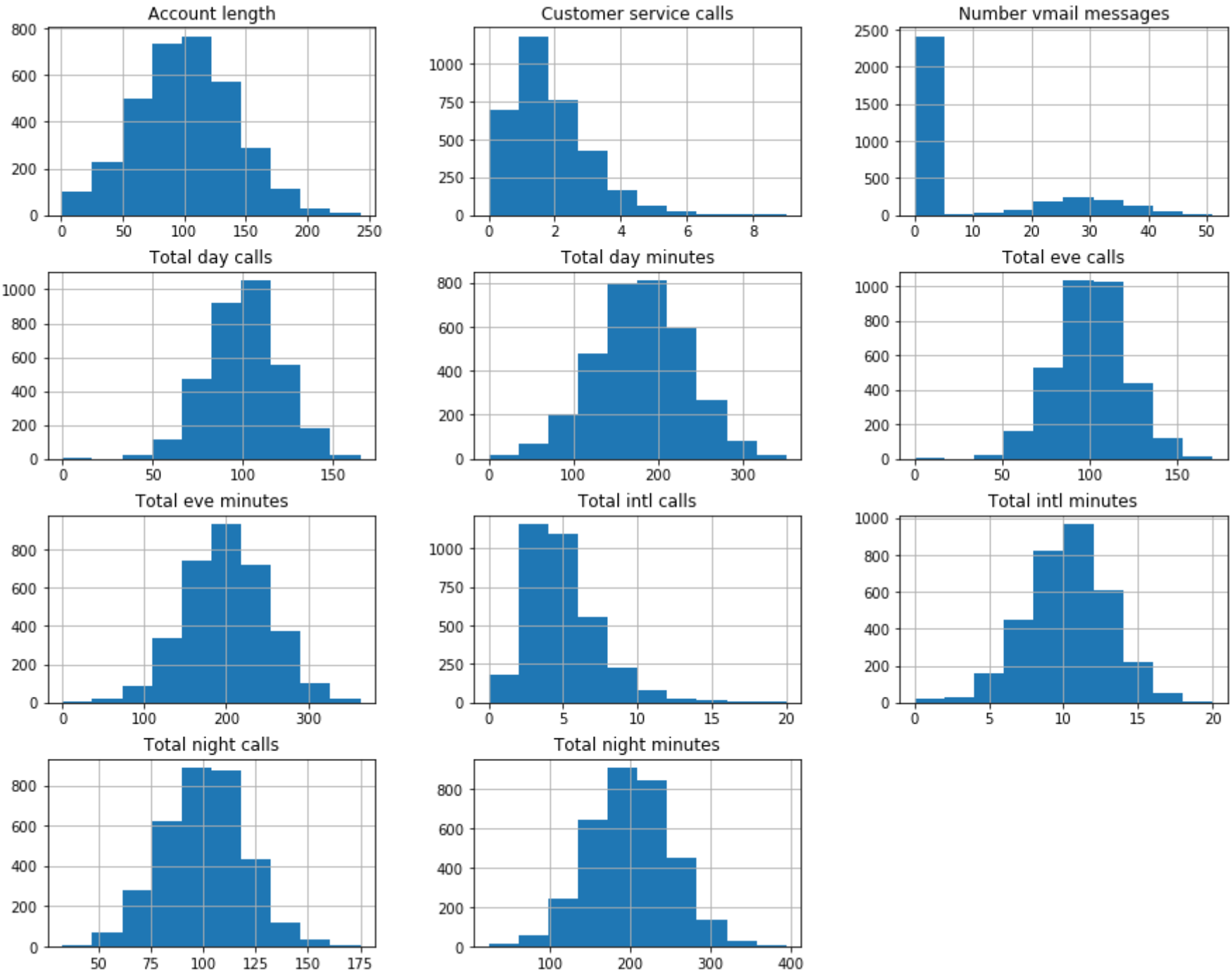
In [7]:
```
corr_matrix = df.drop(['State', 'International plan', 'Voice mail plan', 'Area code'], axis=1).corr()
```

In [8]:
```
sns.heatmap(corr_matrix);
```

Теперь посмотрим на распределения всех интересующих нас количественных признаков. На бинарные/категориальные/порядковые признакие будем смотреть отдельно.

In [10]:
```
features = list(set(df.columns) - set(['State', 'International plan', 'Voice mail plan',  'Area code',
                                       'Total day charge',   'Total eve charge',   'Total night charge',
                                         'Total intl charge', 'Churn']))

df[features].hist(figsize=(15,12));
```



Большинство признаков - распределены нормально.

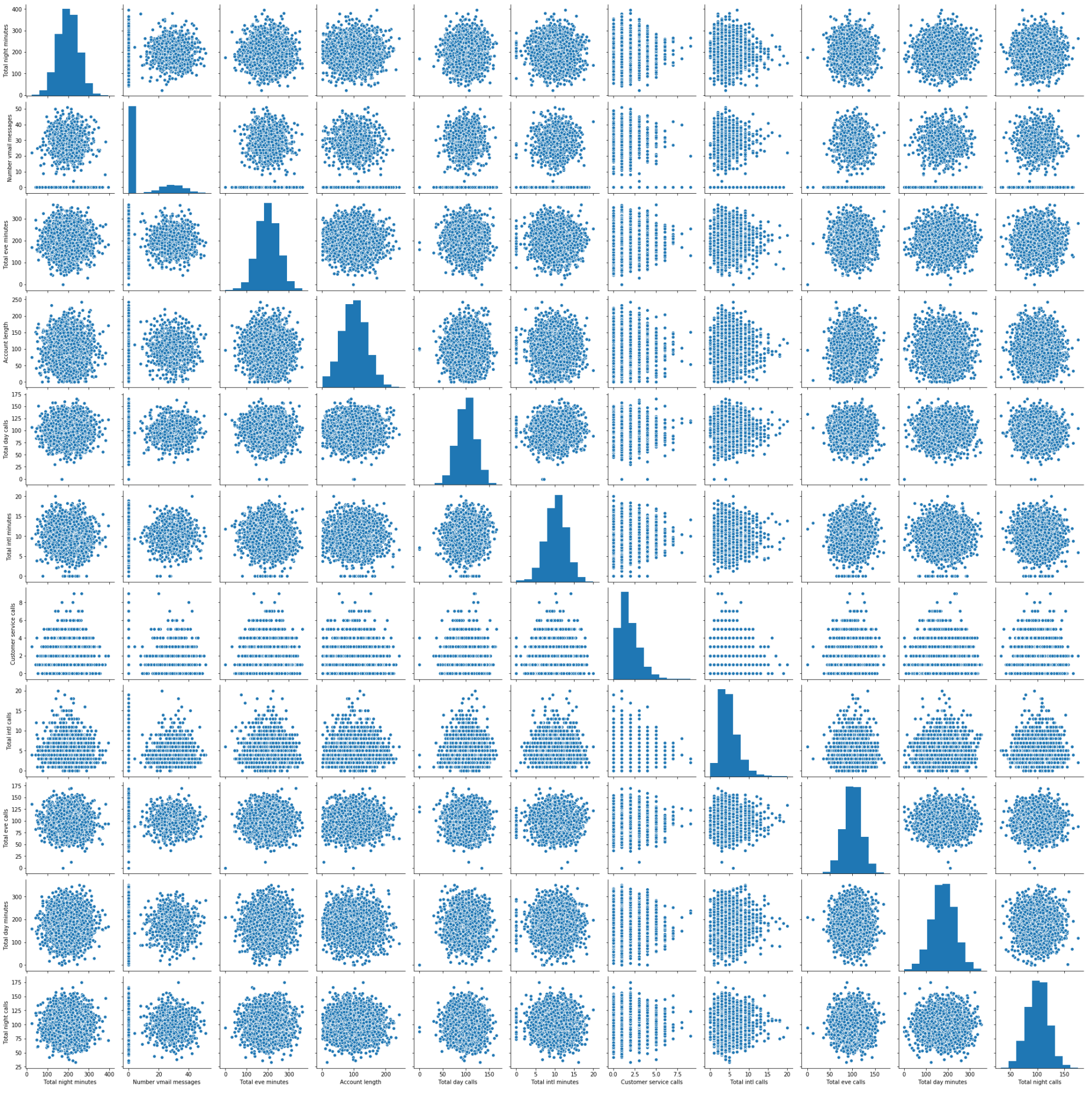
Смещены:

- Customer service calls - Число обращений в сервисный центр
- Number vmail messages - Количество голосовых сообщений
- Total intl calls - Общее количество международных разговоров

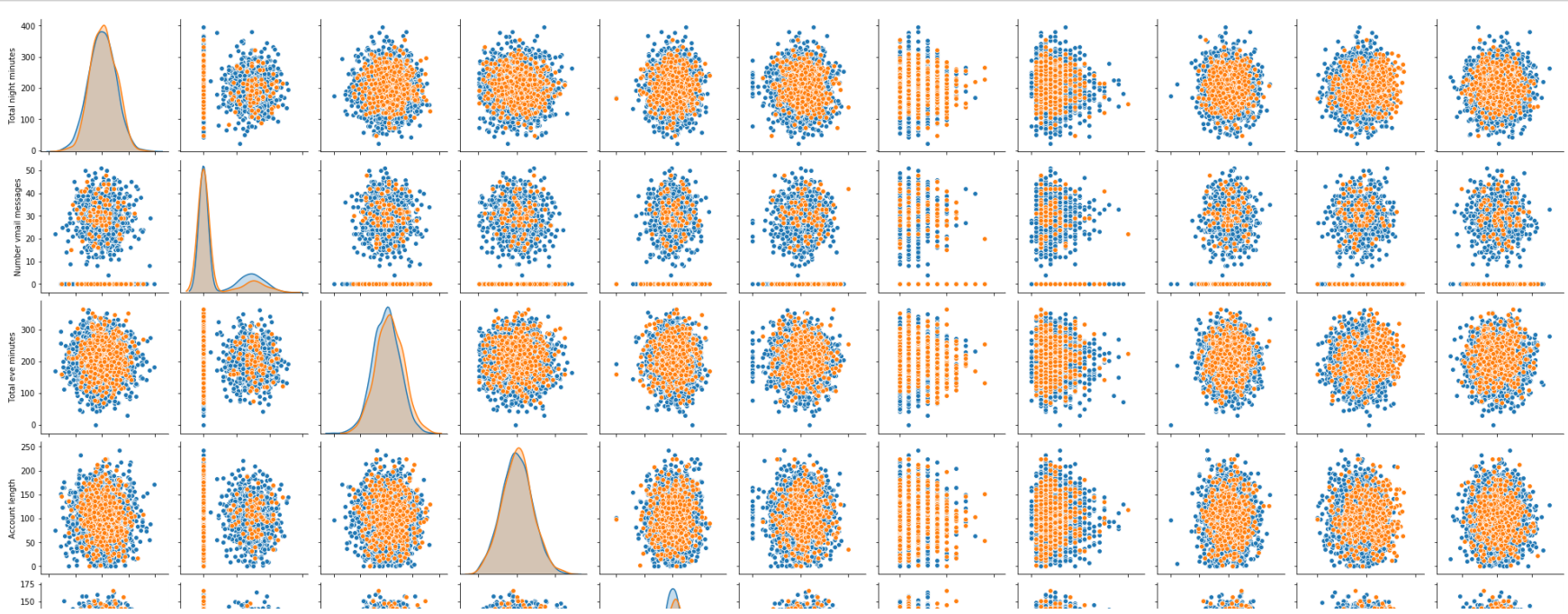
In [37]:
```
# Загружаем данные в графический фай
# sns.pairplot(df[features]).savefig('Fig2')
```

In [38]:
```
# Получаем изображение из сохраненного графического файла
from IPython.display import Image
Image('Fig2.png')
```

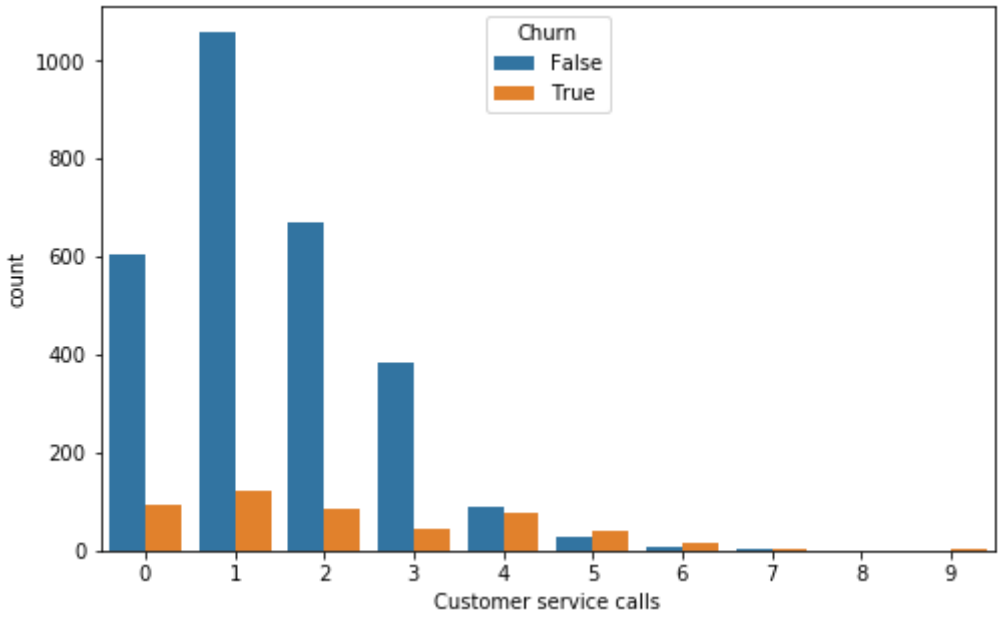
Out[38]:



In [11]:
```
sns.pairplot(df[features + ['Churn']], hue='Churn');
```



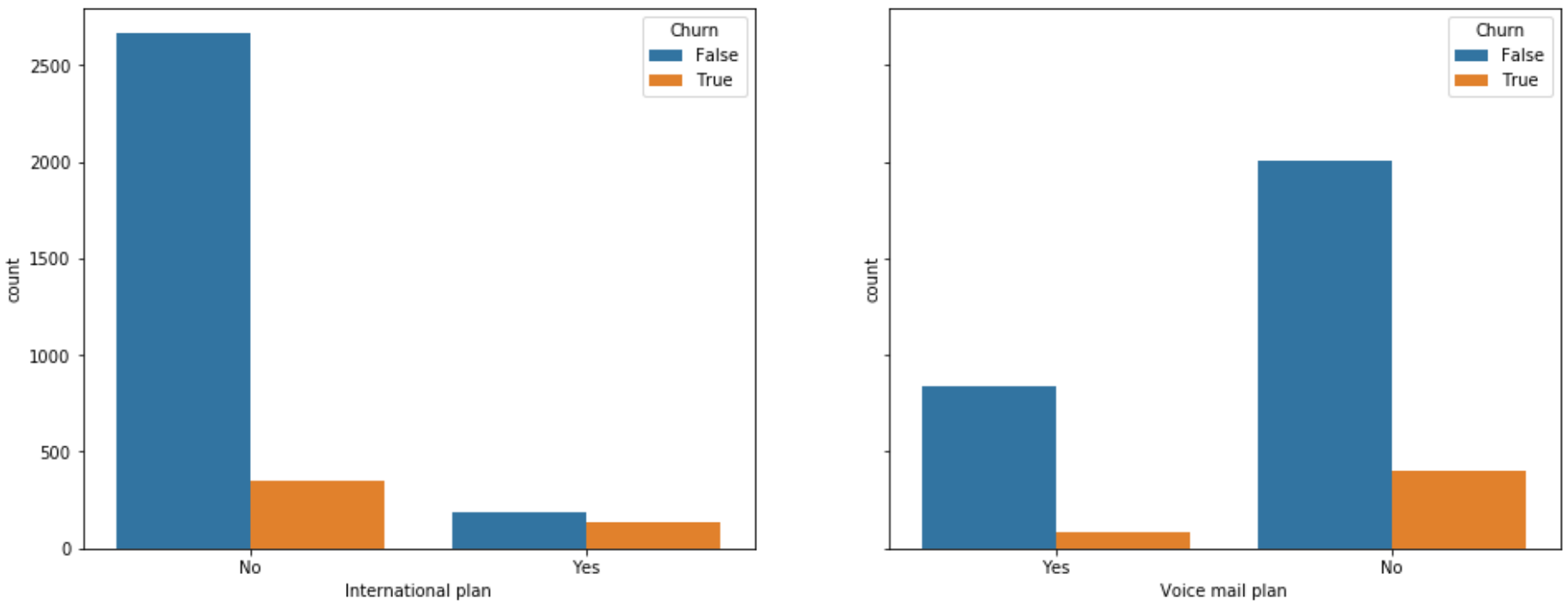
In [40]:
```
# Строим распределение числа обращений в сервис
sns.countplot(x='Customer service calls', hue='Churn', data=df);
```



Заметно, что после 4-го звонка в сервич начинает сильно расти доля оттока

In [41]:
```
# Определим связь International plan и Voice mail plan с оттоком.
_, axes = plt.subplots(1, 2, sharey=True, figsize=(16,6))

sns.countplot(x='International plan', hue='Churn', data=df, ax=axes[0]);
sns.countplot(x='Voice mail plan', hue='Churn', data=df, ax=axes[1]);
```



Заметно, что при подключении международного роуминга доля оттока значительно выше, чем при испольновании, например, голосовой почты