TP1-OrgDeDatos

April 16, 2017

In [1]:
```
# Alumnos:
# Mariano Kakazu, 98178
# Rodrigo Aparicio, 98967
# Thomas Cordeu, 99288
```

In [2]:
```
import numpy as np
import pandas as pd
import datetime # para convertir a dia de la semana
import calendar # idem

# plots
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
%matplotlib inline
```

In [3]:
```
trips = pd.read_csv('../data/trip.csv', low_memory=False)
#Se convierte los dates a datetime64[ns].
trips['start_date'] = pd.to_datetime(trips['start_date'], format='%m/%d/%Y %H:%M')
trips['end_date'] = pd.to_datetime(trips['end_date'], format='%m/%d/%Y %H:%M')
```

In [4]:
```
# ejemplo del uso de datetime con día actual
dia_actual = datetime.datetime.today()
dia_actual
```

Out[4]:
```
datetime.datetime(2017, 4, 16, 23, 8, 43, 295355)
```

In [5]:
```
# lo paso a dia de la semana
dia_actual.weekday()
```

Out[5]:
```
6
```

In [6]:
```
# mejor en palabras que en números
calendar.day_name[dia_actual.weekday()]
```

Out[6]:
```
'Sunday'
```

In [7]:
```
# función para convertir fecha a día de la semana.
def fecha_a_dia(fecha):
    return calendar.day_name[fecha.weekday()]
```

```
In [8]: #Se crean columnas con los dias de la semana.
        trips['start_day_of_week'] = trips['start_date'].map(fecha_a_dia)
        trips['end_day_of_week'] = trips['end_date'].map(fecha_a_dia)

In [9]: trips['horario_inicial'] = trips['start_date'].dt.time
        trips['horario_inicial_float'] = trips['start_date'].dt.hour + trips['start_date'].dt.mi

In [10]: trips['horario_final'] = trips['end_date'].dt.time
         trips['horario_final_float'] = trips['end_date'].dt.hour + trips['end_date'].dt.minute

In [11]: trips['duracion_viaje'] = trips['end_date'] - trips['start_date']

In [12]: # chequeo tipos
         trips.dtypes

Out[12]: id                                int64
         duration                          int64
         start_date                datetime64[ns]
         start_station_name                object
         start_station_id                  int64
         end_date                  datetime64[ns]
         end_station_name                  object
         end_station_id                    int64
         bike_id                           int64
         subscription_type                 object
         zip_code                          object
         start_day_of_week                 object
         end_day_of_week                   object
         horario_inicial                   object
         horario_inicial_float            float64
         horario_final                     object
         horario_final_float              float64
         duracion_viaje           timedelta64[ns]
         dtype: object

In [13]: # vista final de cómo quedó el dataframe
         trips.head()

Out[13]:      id  duration          start_date        start_station_name  \
         0  4576        63 2013-08-29 14:13:00  South Van Ness at Market
         1  4607        70 2013-08-29 14:42:00        San Jose City Hall
         2  4130        71 2013-08-29 10:16:00   Mountain View City Hall
         3  4251        77 2013-08-29 11:29:00        San Jose City Hall
         4  4299        83 2013-08-29 12:02:00  South Van Ness at Market

            start_station_id            end_date          end_station_name  \
         0                66 2013-08-29 14:14:00  South Van Ness at Market
         1                10 2013-08-29 14:43:00        San Jose City Hall
         2                27 2013-08-29 10:17:00   Mountain View City Hall
```

```
3                10 2013-08-29 11:30:00        San Jose City Hall
4                66 2013-08-29 12:04:00            Market at 10th

   end_station_id  bike_id subscription_type zip_code start_day_of_week  \
0              66      520        Subscriber    94127          Thursday
1              10      661        Subscriber    95138          Thursday
2              27       48        Subscriber    97214          Thursday
3              10       26        Subscriber    95060          Thursday
4              67      319        Subscriber    94103          Thursday

  end_day_of_week horario_inicial  horario_inicial_float horario_final  \
0        Thursday        14:13:00                 14.13      14:14:00
1        Thursday        14:42:00                 14.42      14:43:00
2        Thursday        10:16:00                 10.16      10:17:00
3        Thursday        11:29:00                 11.29      11:30:00
4        Thursday        12:02:00                 12.02      12:04:00

   horario_final_float  duracion_viaje
0                14.14        00:01:00
1                14.43        00:01:00
2                10.17        00:01:00
3                11.30        00:01:00
4                12.04        00:02:00
```

0.1 £Viajes de menos de 3 minutos con misma estación de inicio y fin?

Una primera impresión es que hay viajes "no tomados": duran menos de 3 minutos y las estaciones de inicio y fin son las mismas. Esto nos dice que el usuario no tomó el viaje por algún motivo, se puede pensar que hubo un desperfecto técnico en la bicicleta. Se van a filtrar esos viajes.

```
In [14]: viajes_no_tomados = trips[(trips['duracion_viaje'] <= '00:03:00') & (trips['start_stati
         trips = trips[-((trips['duracion_viaje'] <= '00:03:00') & (trips['start_station_id'] ==

In [15]: viajes_no_tomados.id.count()

Out[15]: 2601
```

Se filtraron unos 2600 viajes.

0.1.1 Ahora analicemos lo opuesto, qué tan largo puede ser un viaje.

```
In [16]: trips[(trips['duracion_viaje'] > "12:00:00")].head()

Out[16]:        id  duration          start_date             start_station_name  \
         743  4663     52698 2013-08-29 15:34:00        Mountain View City Hall
         744  4532     84990 2013-08-29 13:43:00                  Market at 4th
         745  4521     85385 2013-08-29 13:37:00                  Market at 4th
         746  5069     86102 2013-08-29 21:41:00          Embarcadero at Folsom
         747  4505     97713 2013-08-29 13:30:00  Mountain View Caltrain Station
```

```
     start_station_id            end_date  \
743                27 2013-08-30 06:12:00
744                76 2013-08-30 13:19:00
745                76 2013-08-30 13:20:00
746                51 2013-08-30 21:37:00
747                28 2013-08-30 16:38:00

                        end_station_name  end_station_id  bike_id  \
743                        Park at Olive              38      150
744  Harry Bridges Plaza (Ferry Building)              50      460
745  Harry Bridges Plaza (Ferry Building)              50      390
746                       Davis at Jackson              42      269
747               Mountain View City Hall              27      141

    subscription_type zip_code start_day_of_week end_day_of_week  \
743        Subscriber    94301          Thursday          Friday
744          Customer    94118          Thursday          Friday
745          Customer    94118          Thursday          Friday
746          Customer    94111          Thursday          Friday
747        Subscriber    94039          Thursday          Friday

    horario_inicial  horario_inicial_float horario_final  horario_final_float  \
743        15:34:00                  15.34      06:12:00                 6.12
744        13:43:00                  13.43      13:19:00                13.19
745        13:37:00                  13.37      13:20:00                13.20
746        21:41:00                  21.41      21:37:00                21.37
747        13:30:00                  13.30      16:38:00                16.38

     duracion_viaje
743 0 days 14:38:00
744 0 days 23:36:00
745 0 days 23:43:00
746 0 days 23:56:00
747 1 days 03:08:00
```

0.2 £Viajes de más de 12 horas de duración?

Se pueden esperar viajes muy largos de a lo sumo 12 horas de alguien que saliendo desde la mañana decidió recorrer muchos puntos de la ciudad y aparte en el medio ir parando, pero ya cuando se excede esto hasta casos que incluso superan un día de uso creemos que hubo datos mal cargados o algún otro problema como la incorrecta devolución de la bicicleta. Por eso se van a filtrar esos viajes.

```
In [17]: viajes_larguisimos = trips[(trips['duracion_viaje'] > "12:00:00") | ((trips['duracion_v
         # lo que está después del or es para los viajes que duran entre 11 y 12hs y no empiezan
         trips = trips[-((trips['duracion_viaje'] > "12:00:00") | ((trips['duracion_viaje'] >= "

In [18]: viajes_larguisimos.id.count()
```

Out[18]: 1250

Se filtraron unos 1250 viajes.

In [19]:
```
# ahora los datos quedan más limpios
trips.head()
```

Out[19]:

	id	duration	start_date	start_station_name	start_station_id	end_date	end_station_name	end_station_id	bike_id	subscription_type	zip_code	start_day_of_week	end_day_of_week	horario_inicial	horario_inicial_float	horario_final	horario_final_float	duracion_viaje
4	4299	83	2013-08-29 12:02:00	South Van Ness at Market	66	2013-08-29 12:04:00	Market at 10th	67	319	Subscriber	94103	Thursday	Thursday	12:02:00	12.02	12:04:00	12.04	00:02:00
6	4500	109	2013-08-29 13:25:00	Santa Clara at Almaden	4	2013-08-29 13:27:00	Adobe on Almaden	5	679	Subscriber	95112	Thursday	Thursday	13:25:00	13.25	13:27:00	13.27	00:02:00
9	4258	114	2013-08-29 11:33:00	San Jose City Hall	10	2013-08-29 11:35:00	MLK Library	11	107	Subscriber	95060	Thursday	Thursday	11:33:00	11.33	11:35:00	11.35	00:02:00
10	4549	125	2013-08-29 13:52:00	Spear at Folsom	49	2013-08-29 13:55:00	Embarcadero at Bryant	54	368	Subscriber	94109	Thursday	Thursday	13:52:00	13.52	13:55:00	13.55	00:03:00
11	4498	126	2013-08-29 13:23:00	San Pedro Square	6	2013-08-29 13:25:00	Santa Clara at Almaden	4	26	Subscriber	95112	Thursday	Thursday	13:23:00	13.23	13:25:00	13.25	00:02:00

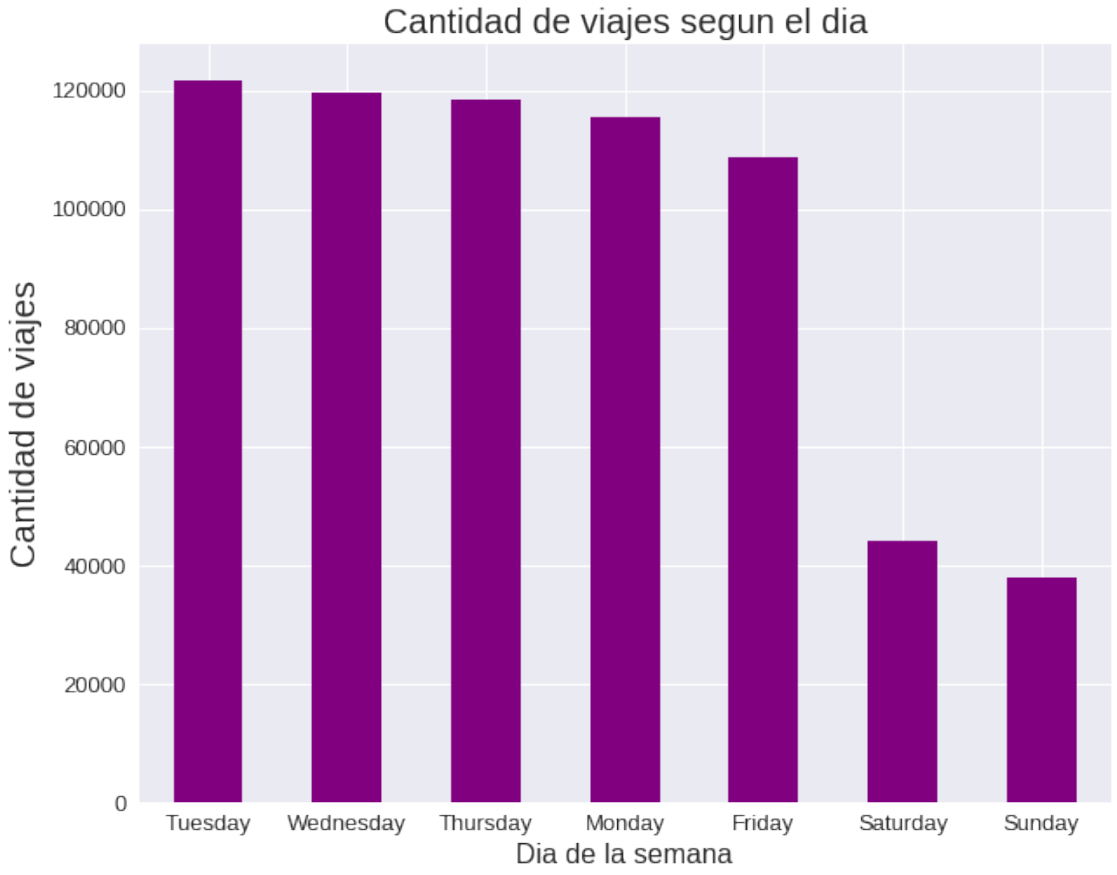
1 1) Análisis en base a en qué momento se tomó el viaje

2 1.1) Análisis de viajes según día y horario

2.0.1 En estos primeros plots se analizará la relación general entre los viajes y el día/horario de la semana.

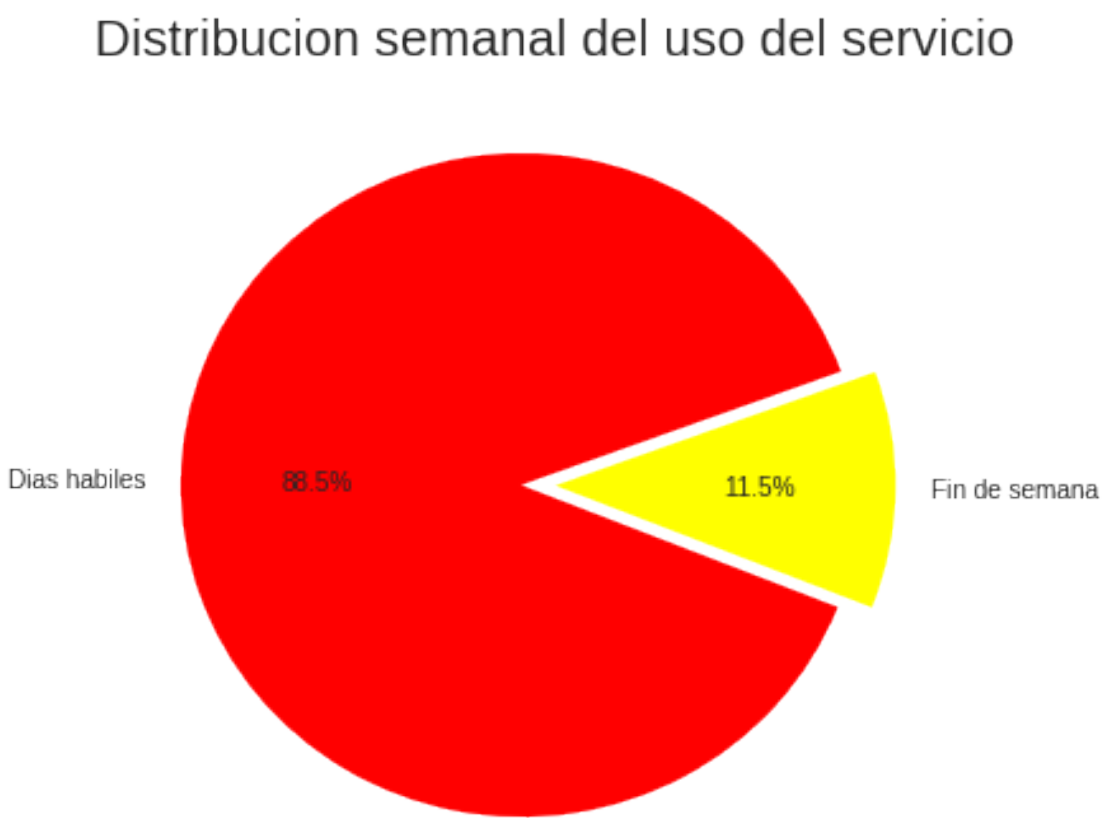
2.0.2 £El servicio se usa más en días hábiles o los fines de semana?

```
In [20]: trips['start_day_of_week'].value_counts().plot(kind='bar', rot=0, figsize=(10,8), color
         plt.title('Cantidad de viajes segun el dia', fontsize=20);
         plt.xlabel('Dia de la semana', fontsize=16);
         plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=20);
```




```
In [21]: dias = trips[['start_day_of_week']]
         dias_semana = dias[-(dias['start_day_of_week'] == "Saturday")]
         dias_semana = dias[-(dias['start_day_of_week'] == "Sunday")]
         dias_finde = dias[(dias['start_day_of_week'] == "Saturday") | (dias['start_day_of_week'

In [22]: sizes = [dias_semana.start_day_of_week.count(), dias_finde.start_day_of_week.count()]
         nombres = ['Dias habiles', 'Fin de semana']
```

```
plt.figure(figsize=(6, 6))
plt.title('Distribucion semanal del uso del servicio', fontsize=20)
plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['red', 'yellow
plt.show()
```



Se ve que hay una diferencia drástica en el uso del servicio entre los días hábiles y el fin de semana.

2.0.3 Uso del servicio según el horario:

```
In [23]: semana_entera = trips[['start_day_of_week','horario_inicial_float', 'start_station_name
         semana_entera['horario_inicial_float'] = semana_entera['horario_inicial_float'].map(lam
         # 24hs = 0hs
         semana_entera.head()
```

```
Out[23]:    start_day_of_week  horario_inicial_float        start_station_name  \
         4           Thursday                   12.0  South Van Ness at Market
         6           Thursday                   13.0    Santa Clara at Almaden
         9           Thursday                   11.0        San Jose City Hall
```

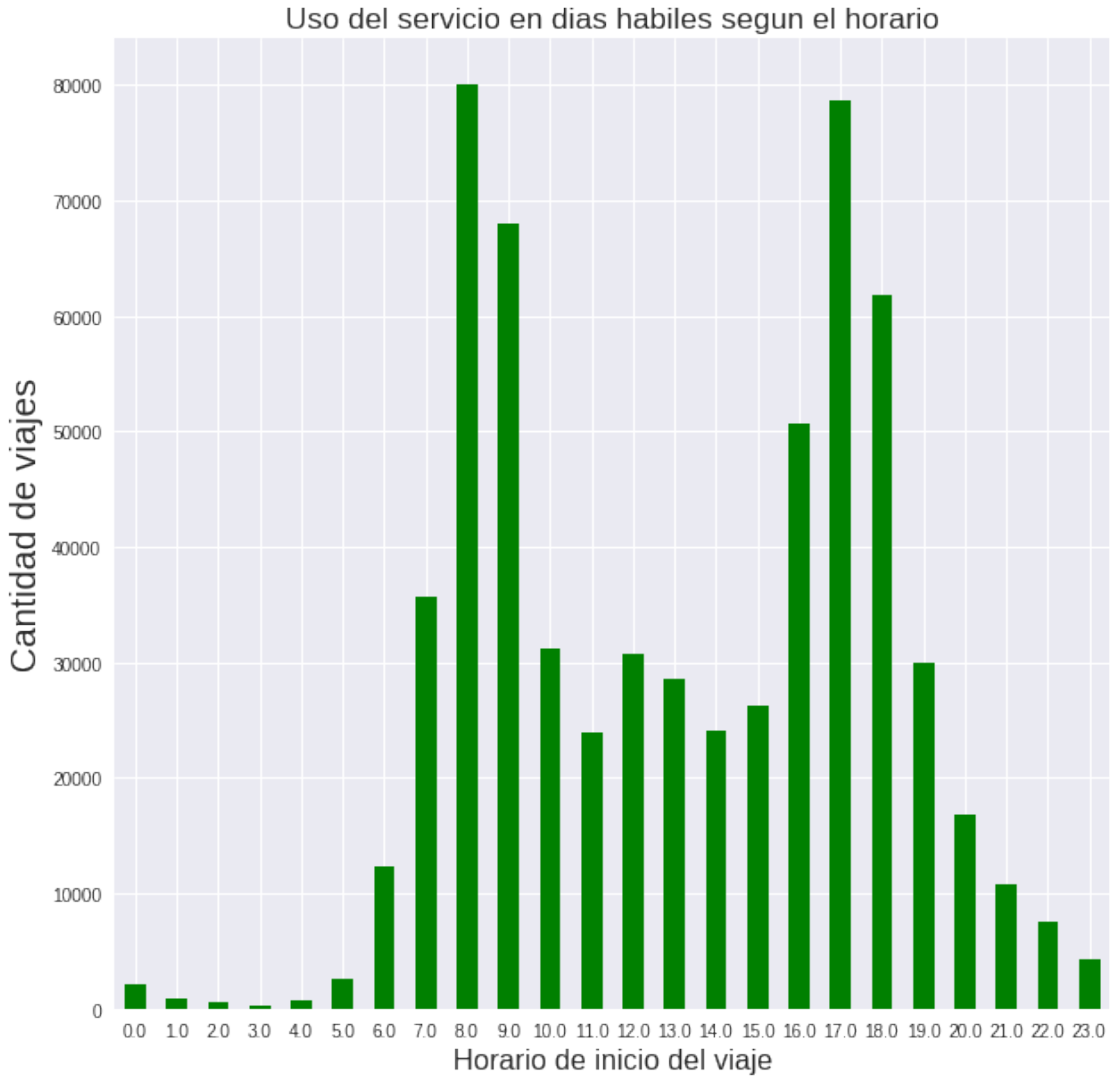
```
10          Thursday                    14.0          Spear at Folsom
11          Thursday                    13.0        San Pedro Square

          end_station_name
4           Market at 10th
6         Adobe on Almaden
9              MLK Library
10   Embarcadero at Bryant
11  Santa Clara at Almaden
```

```
In [24]: semana = semana_entera[-(semana_entera['start_day_of_week'] == "Saturday")]
         semana = semana_entera[-(semana_entera['start_day_of_week'] == "Sunday")]
```

```
In [25]: semana['apariciones'] = semana['start_day_of_week'].map(lambda x: 1) # seteo todas las
         horarios_semana = semana[['horario_inicial_float', 'apariciones']]
         semana = semana.drop('apariciones', 1) # vuelvo a dejar el dt como antes
         horarios_semana_contador = horarios_semana.groupby('horario_inicial_float').aggregate(s
```

```
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/ipykernel/__main__.py:1: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/indexing.html#
  if __name__ == '__main__':
```

```
In [26]: horarios_semana_contador.plot.bar(rot=0, figsize=(10,10), color='green', fontsize=10);
         plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=20)
         plt.xlabel('Horario de inicio del viaje', fontsize=16)
         plt.title('Uso del servicio en dias habiles segun el horario', fontsize=17)
         plt.legend('')
         plt.show()
```



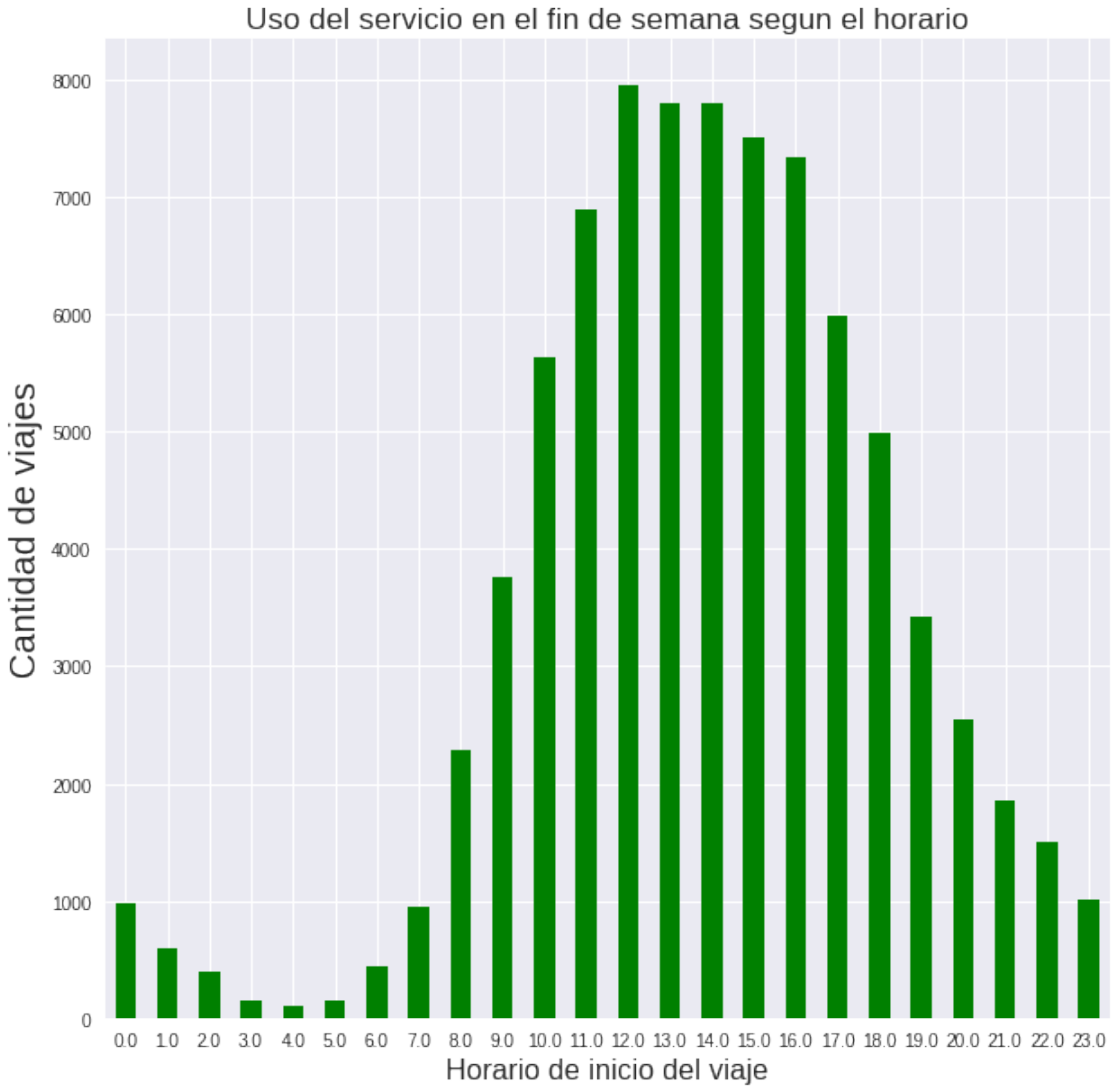
Se aprecia que durante los días hábiles los horarios pico son a las 8 y 9, y a las 17 y 18, particularmente cuando la gente va y cuando regresa al trabajo, escuela, etc.

```
In [27]: finde = semana_entera[(semana_entera['start_day_of_week'] == "Saturday") | (semana_ente

In [28]: finde['apariciones'] = finde['start_day_of_week'].map(lambda x: 1) # seteo todas las ro
         horarios_finde = finde[['horario_inicial_float', 'apariciones']]
         finde = finde.drop('apariciones', 1) # vuelvo a dejar el dt como antes
         horarios_finde_contador = horarios_finde.groupby('horario_inicial_float').aggregate(sum
```

```
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/ipykernel/__main__.py:1: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/indexing.html#
```

```
if __name__ == '__main__':
```

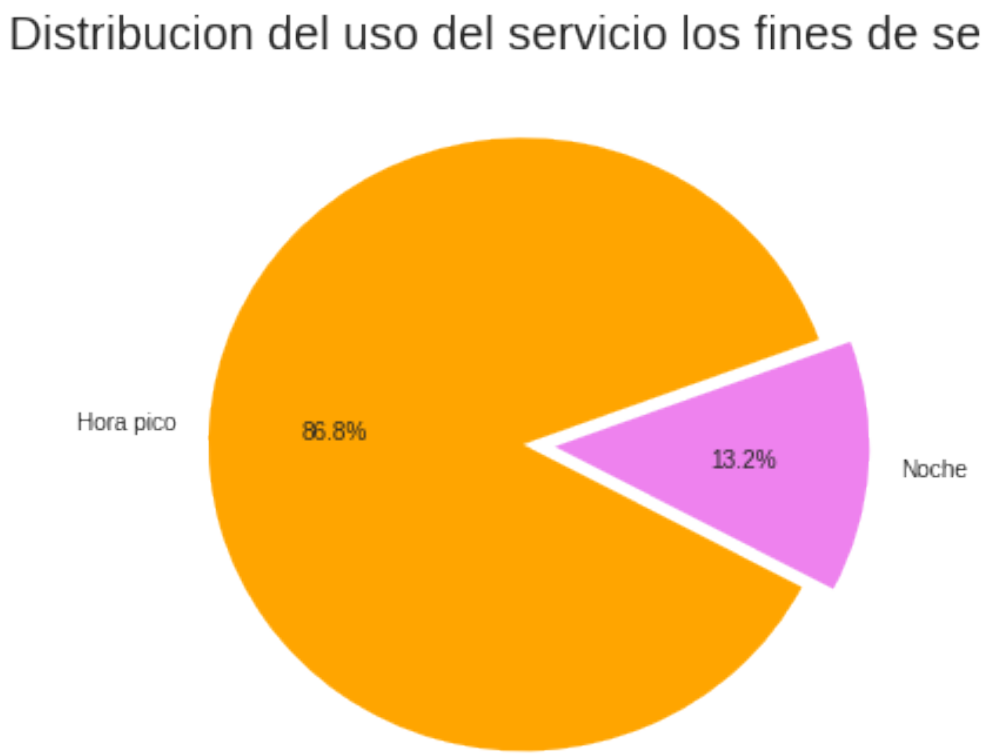
```
In [29]: horarios_finde_contador.plot.bar(rot=0, figsize=(10,10), color='green', fontsize=10);
         plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=20)
         plt.xlabel('Horario de inicio del viaje', fontsize=16)
         plt.title('Uso del servicio en el fin de semana segun el horario', fontsize=17)
         plt.legend('')
         plt.show()
```



Los horarios pico los fines de semana son de 11 a 16. También lo que se observa es la disminución del uso del servicio al llegar la noche a pesar de que sea fin de semana. En el siguiente plot se va a analizar esa comparación.

```
In [30]: viajes_en_hora_pico_finde = finde[((finde['horario_inicial_float'] >= 11) & (finde['hor
         viajes_finde_noche = finde[((finde['horario_inicial_float'] >= 20) & (finde['horario_in
```

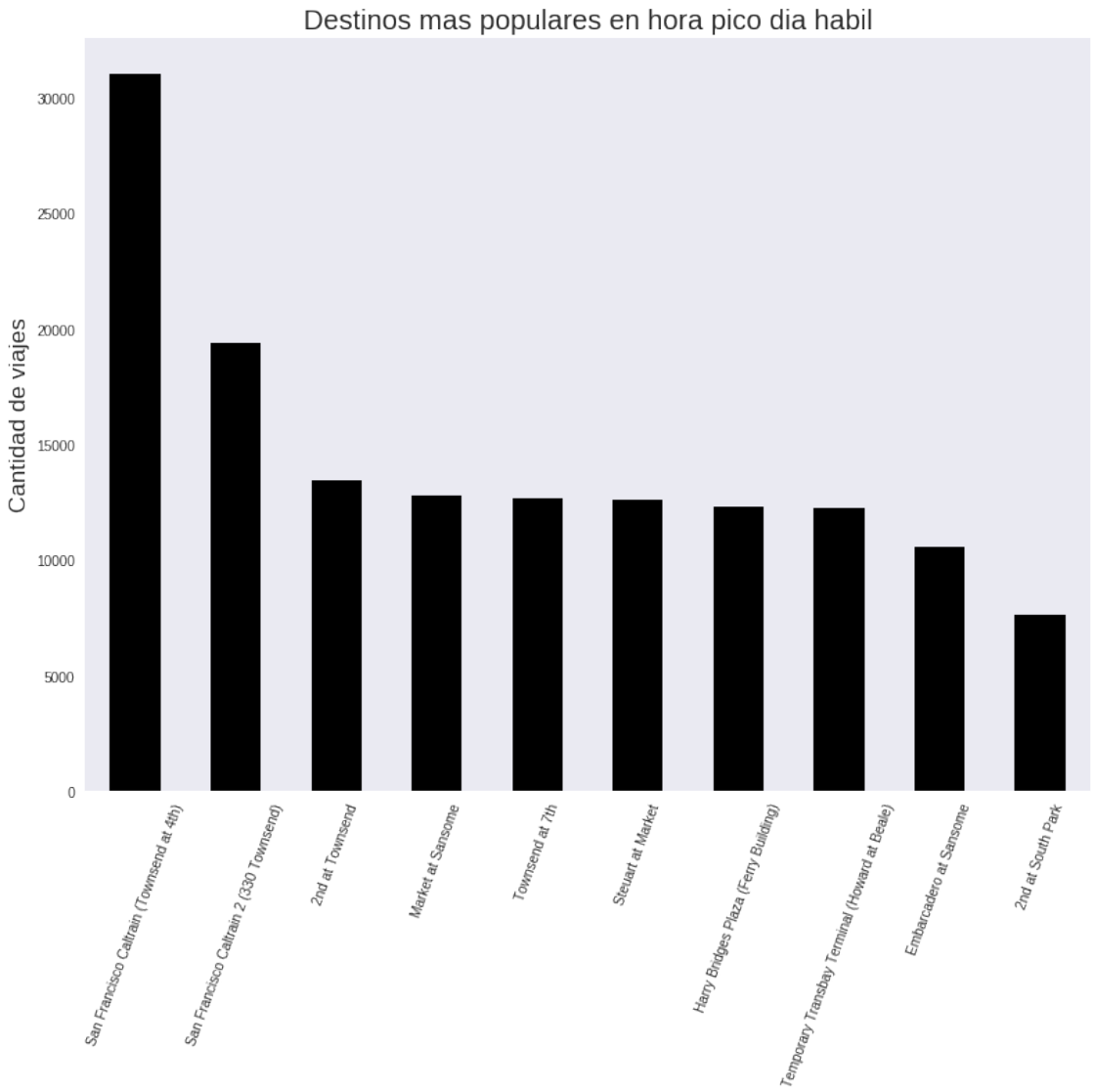
```
In [31]: sizes = [viajes_en_hora_pico_finde.start_day_of_week.count(), viajes_finde_noche.start_
         nombres = ['Hora pico', 'Noche']

         plt.figure(figsize=(6, 6))
         plt.title('Distribucion del uso del servicio los fines de semana', fontsize=20)
         plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['orange', 'vio
         plt.show()
```



2.1 1.1.A) Análisis de los horarios importantes

2.1.1 Se analizarán los destinos y trayectos más populares en los horarios importantes de los días hábiles y fin de semana.

```
In [32]: viajes_en_hora_pico_semana = semana[((semana['horario_inicial_float'] >= 8) & (semana['
                                              | ((semana['horario_inicial_float'] >= 17) & (semana

In [33]: destinos_mas_populares_hora_pico_semana = viajes_en_hora_pico_semana['end_station_name'
         destinos_mas_populares_hora_pico_semana = destinos_mas_populares_hora_pico_semana.head(

In [34]: destinos_mas_populares_hora_pico_semana.plot(kind='bar', rot=70, figsize=(13,10), color
         plt.title('Destinos mas populares en hora pico dia habil', fontsize=20);
         plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=17);
```



Estos son los 10 destinos más populares durante las horas pico en los días hábiles. En los primeros lugares se destaca el Caltrain, donde una gran cantidad de gente se dirige luego de trabajar para regresar a sus casas. Las demás estaciones presentan áreas de mucho movimiento de gente: empresas, comercios, etc, y también se encuentra el puerto, por lo que lo más probable es que la gente se dirija allí para concurrir a trabajar.

```
In [35]: # función que dado un dataframe con un campo 'start_station_name' y otro 'end_station_n
         # devuelve un diccionario con los start_station como clave y como valor un diccionario
         # y valor la cantidad de viajes de ese trayecto. También devuelve una lista con el tray
         # de viajes junto con el start y end station del mismo. Orden = O(n) siendo n la cantid
         def contador_viajes(dataframe):
             cont_viajes = {}
             viaje_mas_popular = []
             viaje_mas_popular.append(0)
```

```
            viaje_mas_popular.append("")
            viaje_mas_popular.append("")
            for index,row in dataframe.iterrows():

                if row['start_station_name'] not in cont_viajes:
                    cont_viajes[row['start_station_name']] = {}

                if row['end_station_name'] not in cont_viajes[row['start_station_name']]:
                    cont_viajes[row['start_station_name']][row['end_station_name']] = 1
                else:
                    cont_viajes[row['start_station_name']][row['end_station_name']] += 1

                if cont_viajes[row['start_station_name']][row['end_station_name']] > viaje_mas_
                    viaje_mas_popular[0] = cont_viajes[row['start_station_name']][row['end_stat
                    viaje_mas_popular[1] = row['start_station_name']
                    viaje_mas_popular[2] = row['end_station_name']

            return cont_viajes,viaje_mas_popular
```

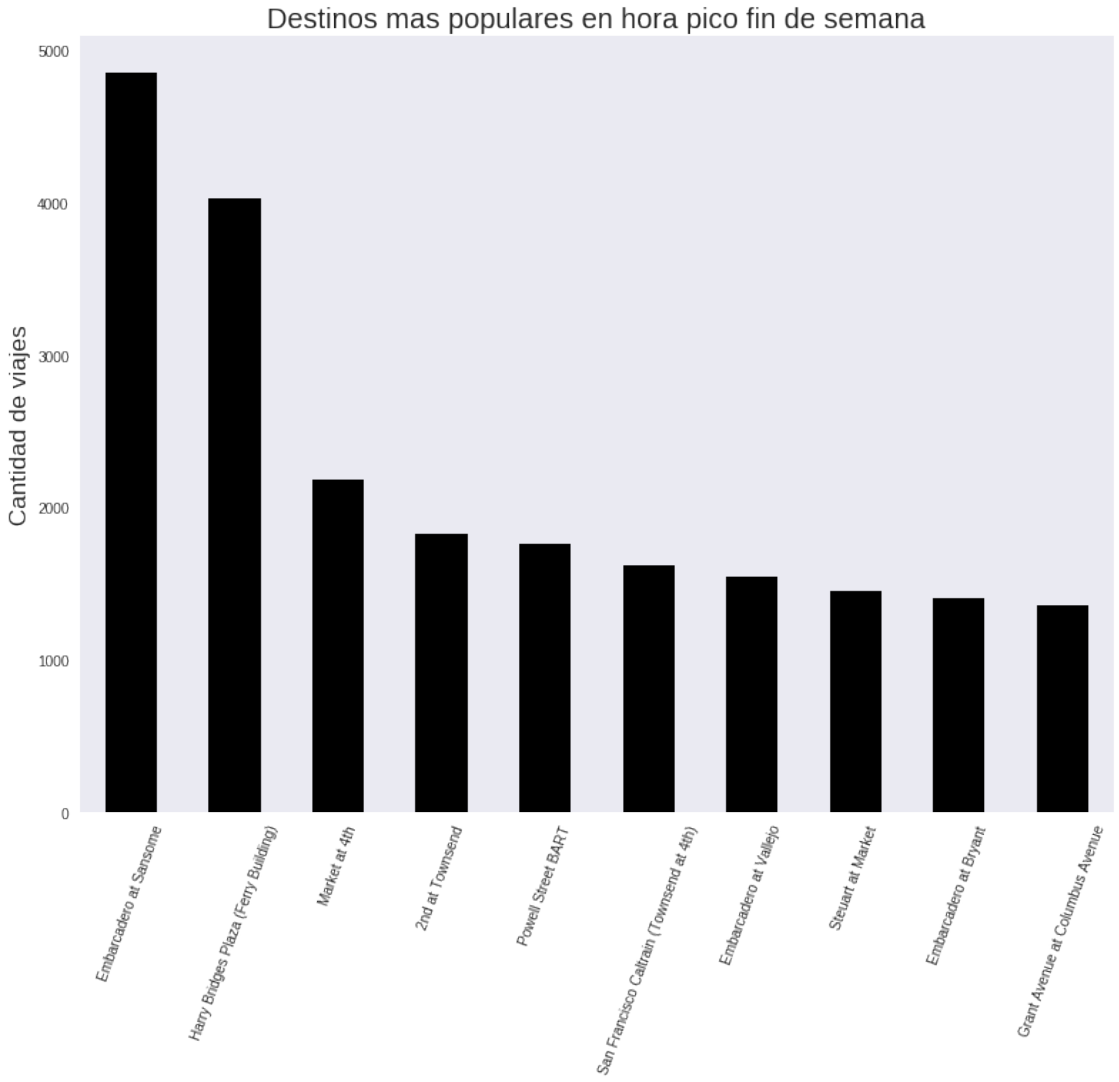
```
In [36]: contador_de_viajes_hora_pico_semana,viaje_mas_popular_hora_pico_semana = contador_viaje
         viaje_mas_popular_hora_pico_semana
```

```
Out[36]: [3004, 'San Francisco Caltrain 2 (330 Townsend)', 'Townsend at 7th']
```

Con esto se ve que el viaje más realizado en hora pico durante los días hábiles es el trayecto San Francisco Caltrain 2 (330 Townsend) - Townsend at 7th. Precisamente como se mencionó anteriormente, lo más probable es que se trate de las personas que van a trabajar y se transportan desde el Caltrain hasta la zona en cuestión.

```
In [37]: destinos_mas_populares_hora_pico_finde = viajes_en_hora_pico_finde['end_station_name'].
         destinos_mas_populares_hora_pico_finde = destinos_mas_populares_hora_pico_finde.head(10
```

```
In [38]: destinos_mas_populares_hora_pico_finde.plot(kind='bar', rot=70, figsize=(13,10), color=
         plt.title('Destinos mas populares en hora pico fin de semana', fontsize=20);
         plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=17);
```



Aqui se encuentran los 10 destinos más populares para las horas pico del fin de semana. Se puede apreciar que los mismos se caracterizan por ser lugares muy atractivos para pasear y hacer actividades de ocio.

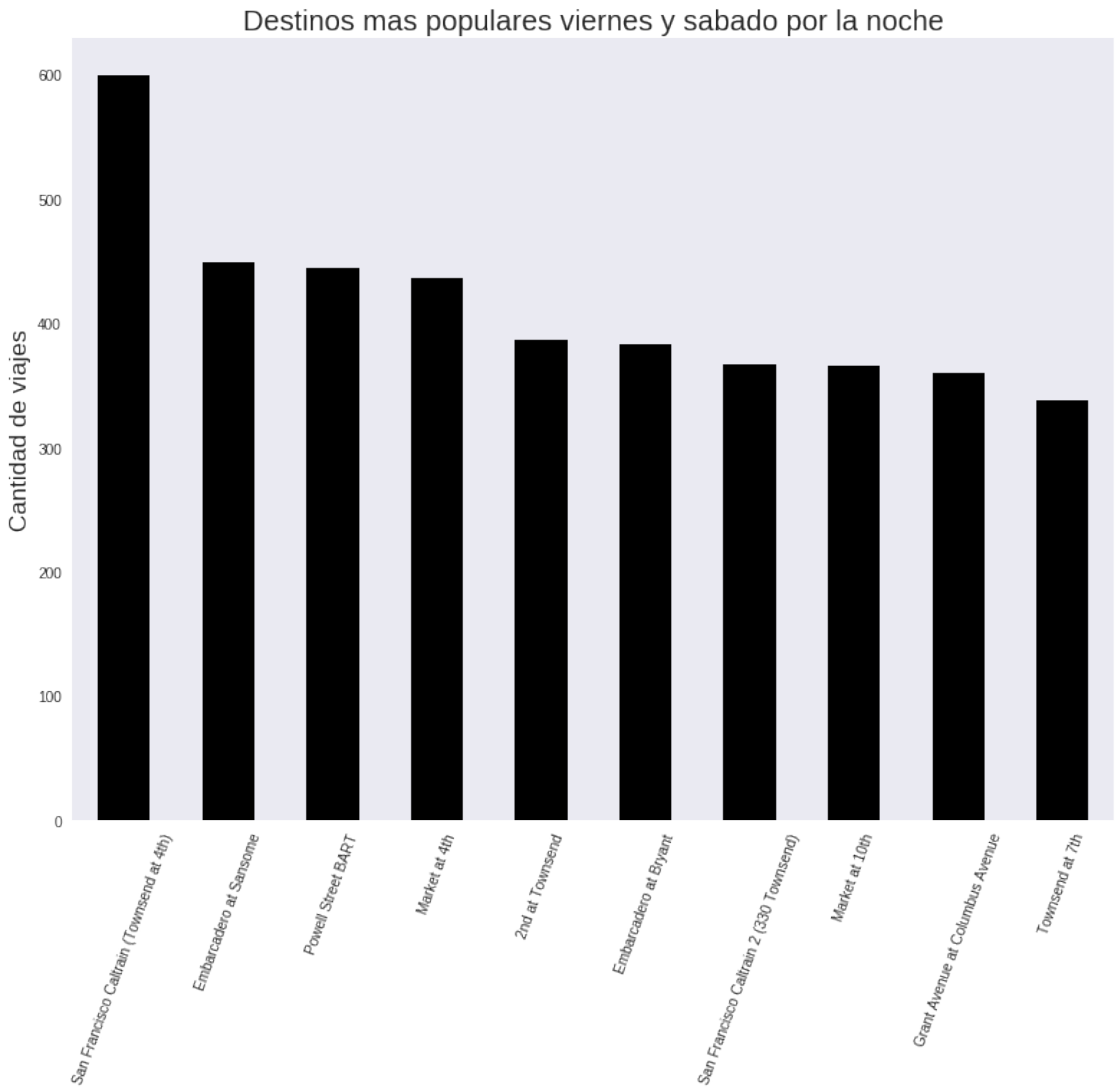
```
In [39]: contador_de_viajes_hora_pico_finde,viaje_mas_popular_hora_pico_finde = contador_viajes(
         viaje_mas_popular_hora_pico_finde
```

```
Out[39]: [1068, 'Harry Bridges Plaza (Ferry Building)', 'Embarcadero at Sansome']
```

Con esto se ve que el viaje más realizado en hora pico durante el fin de semana es el trayecto Harry Bridges Plaza (Ferry Building) - Embarcadero at Sansome. Además estos dos son los destinos más concurridos las horas pico de los fines de semana. Un posible uso de esta información podría ser para fines comerciales, ya que esto da la pauta que por esta zona es donde más concentración de gente se encuentra.

```
In [40]: viernes_y_sab = semana_entera[(semana_entera['start_day_of_week'] == "Saturday") | (sem
         viernes_y_sab_noche = viernes_y_sab[(viernes_y_sab['horario_inicial_float'] >= 20) & (v
```

```
In [41]: destinos_mas_populares_viernes_y_sab_noche = viernes_y_sab_noche['end_station_name'].va
         destinos_mas_populares_viernes_y_sab_noche = destinos_mas_populares_viernes_y_sab_noche

In [42]: destinos_mas_populares_viernes_y_sab_noche.plot(kind='bar', rot=70, figsize=(13,10), co
         plt.title('Destinos mas populares viernes y sabado por la noche', fontsize=20);
         plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=17);
```



Estos son los destinos más frecuentados los viernes y sábados por la noche. Se analizó aparte del domingo ya que estos son los días que al día siguiente por lo general no se trabaja/concurre a estudiar, por lo que la gente se podría dormir más tarde y planear otro tipo de salida. Se destacan entre los lugares más frecuentados las estaciones Powell Street BART y Market at 4th, las cuales están rodeadas de shoppings, restaurantes y demás.

2.2 1.1.B) Análisis relacionado a las duraciones de los viajes

2.2.1 B.1) - £Viajes más largos en días hábiles o el fin de semana?

```
In [43]: semana_entera_con_duracion = trips[['start_day_of_week','horario_inicial_float', 'start
         semana_entera_con_duracion.head()
```

```
Out[43]:    start_day_of_week  horario_inicial_float        start_station_name  \
         4           Thursday                   12.0  South Van Ness at Market
         6           Thursday                   13.0    Santa Clara at Almaden
         9           Thursday                   11.0        San Jose City Hall
         10          Thursday                   14.0           Spear at Folsom
         11          Thursday                   13.0          San Pedro Square

                   end_station_name  duracion_viaje  duration
         4           Market at 10th        00:02:00        83
         6         Adobe on Almaden        00:02:00       109
         9              MLK Library        00:02:00       114
         10   Embarcadero at Bryant        00:03:00       125
         11  Santa Clara at Almaden        00:02:00       126
```

```
In [44]: semana_con_duracion = semana_entera_con_duracion[-(semana_entera_con_duracion['start_da
         semana_con_duracion = semana_entera_con_duracion[-(semana_entera_con_duracion['start_da
```

```
In [45]: finde_con_duracion = semana_entera_con_duracion[(semana_entera_con_duracion['start_day_
```

```
In [46]: semana_con_duracion.duration.mean() / 60 # resultado en minutos
```

```
Out[46]: 13.909346143479581
```

```
In [47]: finde_con_duracion.duration.mean() / 60 # resultado en minutos
```

```
Out[47]: 31.908434371772668
```

Los viajes en promedio duran más los fines de semana. Esto tiene lógica ya que los fines de semana la gente puede usar más tiempo para pasear con la bicileta sin tener un destino en particular cuando durante los días hábiles la gente busca ir al trabajo o lugar donde ejercer sus obligaciones. Igualmente hay que considerar que esta estadística podría estar dañada por muchos viajes "largos" en el fin de semana, por ejemplo de más de dos horas, que harían subir el promedio general, sin haber tantos viajes con un horario parecido al promedio calculado. A continuación se analizará eso:

```
In [48]: semana_con_duracion[semana_con_duracion['duracion_viaje'] > "02:00:00"].start_day_of_we
```

```
Out[48]: 8776
```

```
In [49]: finde_con_duracion[finde_con_duracion['duracion_viaje'] > "02:00:00"].start_day_of_week
```

```
Out[49]: 5094
```

Se observa que tanto en los días hábiles como los fines de semana hay viajes de más de 2 horas, y que ya que los días hábiles son más que el fin de semana y la estadística muestra que son casi el doble de viajes, en promedio esos viajes largos se dan por igual todos los días, por lo que el probema de que haya viajes largos no afecta el resultado de la estadística anterior.

2.2.2 B.2) - Trayectos interesantes

2.2.3 A continuación se analizarán los trayectos más frecuentes según un criterio de duración y demás fitros.

```
In [50]: finde_viajes_largos = finde_con_duracion[finde_con_duracion['duracion_viaje'] > "00:30:
```

```
In [51]: contador_de_viajes_largos_finde,viaje_largo_mas_popular_finde = contador_viajes(finde_v
         viaje_largo_mas_popular_finde
```

```
Out[51]: [561,
          'Harry Bridges Plaza (Ferry Building)',
          'Harry Bridges Plaza (Ferry Building)']
```

Con esto se ve que los viajes mayores a 30 minutos los fines de semana son tanto de inicio como fin la estación Harry Bridges Plaza (Ferry Building). El objetivo de este análisis fue encontrar el trayecto más popular de los fines de semana que sea orientado a pasear (por eso el filtro de la duración). El resultado muestra que el viaje más realizado es empezar en dicha estación, recorrer por más de 30 minutos, y luego volver a esta misma dejar la bicicleta.

```
In [52]: harry_harry = finde_viajes_largos[(finde_viajes_largos['start_station_name'] == 'Harry
         harry_harry.describe()
```

```
Out[52]:        horario_inicial_float          duracion_viaje      duration
         count             561.000000                     561    561.000000
         mean               13.178253  0 days 02:35:52.085561   9349.684492
         std                 3.028488  0 days 01:49:11.726171   6551.425814
         min                 5.000000         0 days 00:31:00   1811.000000
         25%                11.000000         0 days 01:13:00   4392.000000
         50%                13.000000         0 days 01:59:00   7126.000000
         75%                15.000000         0 days 03:54:00  14073.000000
         max                21.000000         0 days 08:13:00  29629.000000
```

Como se puede apreciar, estos viajes se caracterizan por su duración promedio de 2 horas y media y que en promedio salen a las 13hs. Esto da la pauta de qué elige la mayoría de gente a la hora de pasear por un largo rato aprovechando el clima de recién entrada la tarde.

```
In [53]: semana_viajes_cortos = semana_con_duracion[(semana_con_duracion['duracion_viaje'] > "00
```

```
In [54]: contador_de_viajes_cortos_semana,viaje_corto_mas_popular_semana = contador_viajes(seman
         viaje_corto_mas_popular_semana
```

```
Out[54]: [3247, 'Steuart at Market', 'San Francisco Caltrain (Townsend at 4th)']
```

```
In [55]: steuart_caltrain = semana_viajes_cortos[(semana_viajes_cortos['start_station_name'] ==
         steuart_caltrain.describe()
```

```
Out[55]:        horario_inicial_float          duracion_viaje     duration
         count            3247.000000                    3247  3247.000000
         mean               14.825685  0 days 00:11:38.158299   697.412073
         std                 3.959800  0 days 00:01:58.426460   116.468743
```

```
min              0.000000        0 days 00:09:00   486.000000
25%             14.000000        0 days 00:10:00   615.000000
50%             16.000000        0 days 00:11:00   673.000000
75%             17.000000        0 days 00:13:00   757.000000
max             23.000000        0 days 00:19:00  1182.000000
```

Con esto se ve que el viaje entre 8 y 20 minutos más popular en días hábiles es el trayecto Steuart at Market - San Francisco Caltrain (Townsend at 4th). El objetivo de este análisis fue encontrar el trayecto con una duración normal que más se haga considerando el tráfico que presenta un día hábil. Una posible conclusión debido a la hora promedio de comienzo de los viajes (15hs) es que la gente al terminar de trabajar se dirige desde Steuart at Market (un lugar con mucho movimiento por lo que deducimos que mucha gente trabaja por esa zona) en bicicleta hasta el Caltrain, y toma este transporte para volver a sus casas. Cabe mencionar que este trayecto tiene más viajes que el visto anteriormente en hora pico de días hábiles (que posee 3004), por lo que se concluye que para volver del trabajo a sus hogares se usa más el servicio que al ir al mismo. Esto tiene lógica ya que a la mañana generalmente se tiende a llegar sobre la hora, y aparte se requiere un esfuerzo energético.

3 1.2) Análisis de la influencia de ciertas fechas en los viajes

A continuación se estudiará el comportamiento del servicio en fechas particulares. Para eso se hará un plot con los viajes a medida que transcurre el año. Se tomó el 2014 debido a que el 2013 y 2015 no tienen datos de todo el año entero.

In [56]:
```
# funciones para operar con un formato fecha (anio-mes-dia hora:minutos:segundos)
def obtener_dia(fecha):
    return fecha.day
def obtener_mes(fecha):
    return fecha.month
def fecha_sin_hora(fecha):
    return (str(fecha.year) + "-" + str(fecha.month) + "-" + str(fecha.day))
```

In [57]:
```
anio_2014 = trips[['start_date','start_day_of_week','horario_inicial_float', 'start_sta
anio_2014['horario_inicial_float'] = anio_2014['horario_inicial_float'].map(lambda x: x
anio_2014 = anio_2014[(anio_2014['start_date'].dt.year) == 2014]
anio_2014['fecha_sin_horario'] = anio_2014['start_date'].map(fecha_sin_hora)
anio_2014['fecha_sin_horario'] = pd.to_datetime(anio_2014['fecha_sin_horario'])
anio_2014['dia'] = anio_2014['start_date'].map(obtener_dia)
anio_2014['mes'] = anio_2014['start_date'].map(obtener_mes)
anio_2014 = anio_2014.sort_values(by='start_date')
anio_2014.head()
```

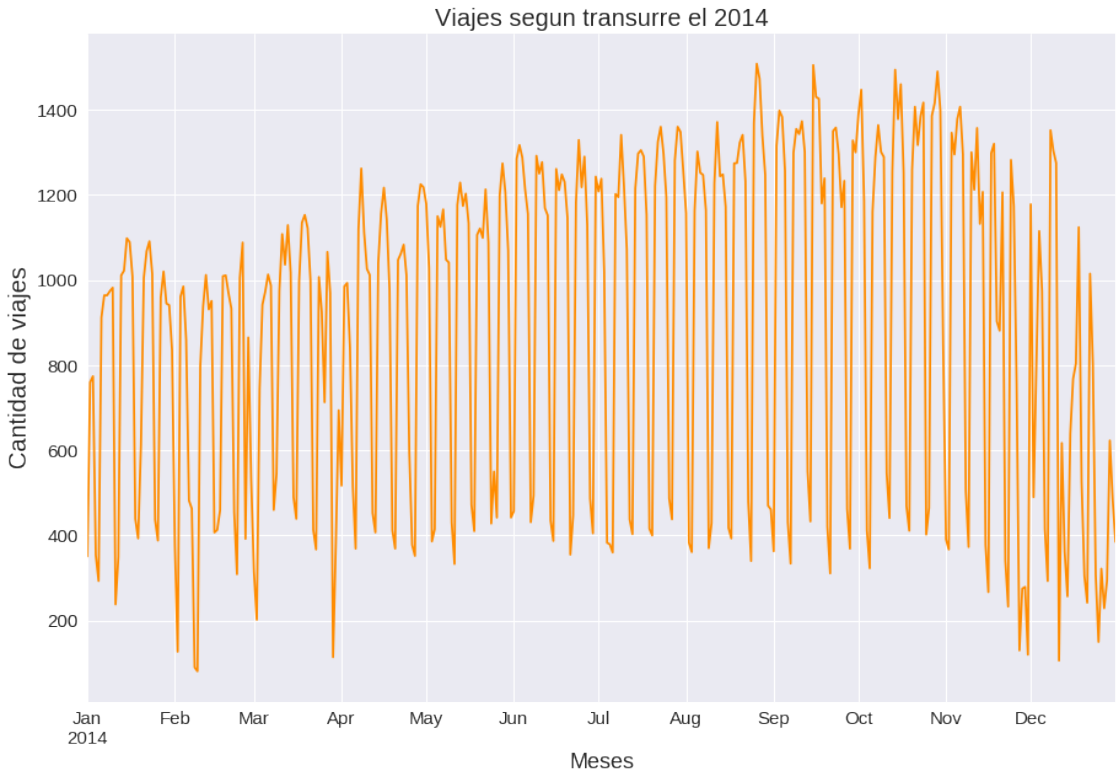
Out[57]:
```
                start_date start_day_of_week  horario_inicial_float  \
100563 2014-01-01 00:14:00         Wednesday                    0.0
100564 2014-01-01 00:14:00         Wednesday                    0.0
100565 2014-01-01 00:17:00         Wednesday                    0.0
100566 2014-01-01 00:23:00         Wednesday                    0.0
100567 2014-01-01 00:23:00         Wednesday                    0.0
```

```
                start_station_name    end_station_name  duracion_viaje  duration  \
100563  San Francisco City Hall     Townsend at 7th        00:07:00       435
100564  San Francisco City Hall     Townsend at 7th        00:07:00       432
100565   Embarcadero at Sansome     Beale at Market        00:25:00      1523
100566        Steuart at Market  Powell Street BART        00:27:00      1620
100567        Steuart at Market  Powell Street BART        00:27:00      1617

       subscription_type fecha_sin_horario  dia  mes
100563        Subscriber        2014-01-01    1    1
100564        Subscriber        2014-01-01    1    1
100565        Subscriber        2014-01-01    1    1
100566          Customer        2014-01-01    1    1
100567          Customer        2014-01-01    1    1
```

In [58]:
```
anio_2014['viaje'] = anio_2014['start_day_of_week'].map(lambda x: 1) # seteo todas las
viajes_segun_dia = anio_2014[['fecha_sin_horario', 'viaje']]
anio_2014 = anio_2014.drop('viaje', 1) # vuelvo a dejar el dt como antes
viajes_segun_dia_contador = viajes_segun_dia.groupby('fecha_sin_horario').aggregate(sum
viajes_segun_dia_contador.head()
```

Out[58]:
```
                    viaje
fecha_sin_horario
2014-01-01            351
2014-01-02            760
2014-01-03            774
2014-01-04            354
2014-01-05            293
```

In [59]:
```
viajes_segun_dia_contador.plot.line(figsize=(15,10), color='darkorange', fontsize=15);
plt.xlabel('Meses', fontsize=18)
plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=20)
plt.title('Viajes segun transurre el 2014', fontsize=20);
plt.grid(True)
plt.legend('');
plt.show()
```



En primer lugar se pueden observar picos en fechas como Halloween (fines octubre) y Homecoming (principios octubre). Luego se puede notar como decae el uso del servicio en feriados como por ejemplo en día de acción de gracias (fines noviembre), navidad, semana santa (fines marzo) y demás. También otra observación es la diferencia de viajes que se hacen en inviero en comparación al resto del año.

```
In [60]: viajes_segun_dia_contador[viajes_segun_dia_contador['viaje'] > 1400]
```

Out[60]:

fecha_sin_horario	viaje
2014-08-26	1508
2014-08-27	1473
2014-09-15	1505
2014-09-16	1430
2014-09-17	1426
2014-10-02	1447
2014-10-14	1494
2014-10-16	1460
2014-10-21	1407
2014-10-24	1417
2014-10-28	1416
2014-10-29	1490
2014-11-06	1407

```
In [61]: viajes_segun_dia_contador[viajes_segun_dia_contador['viaje'] < 200]
```

Out[61]:

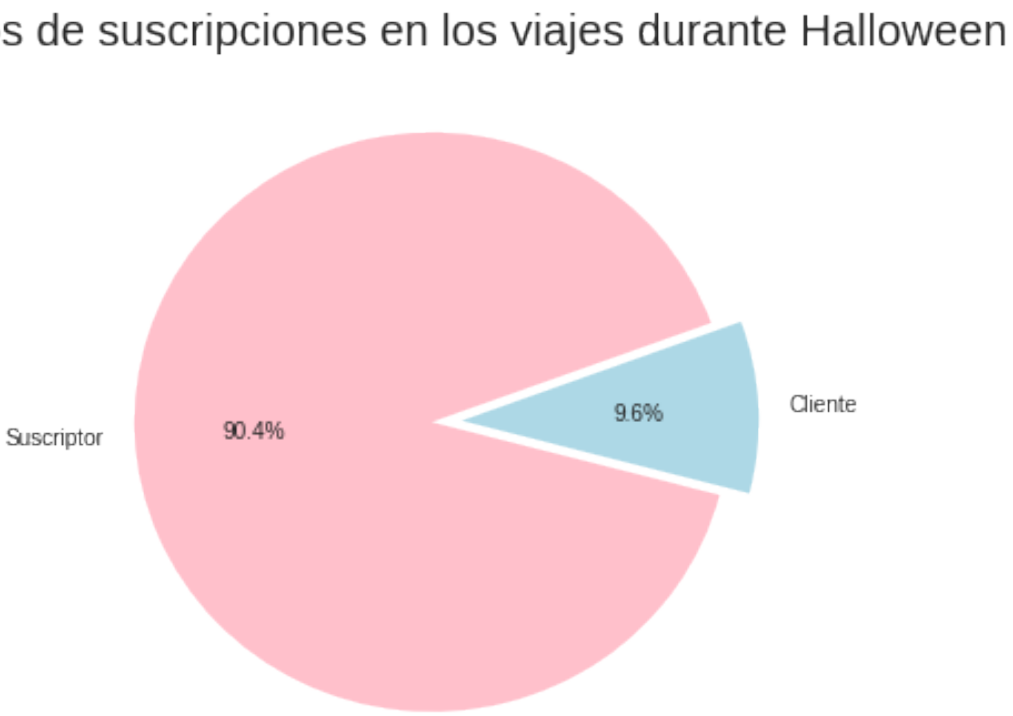
fecha_sin_horario	viaje
2014-02-02	127
2014-02-08	90
2014-02-09	81
2014-03-29	114
2014-11-27	130
2014-11-30	120
2014-12-11	106
2014-12-25	150

3.1 £Los días con picos de viajes atraen a clientes no suscriptos al servicio?

Se analizará cuánta gente no suscripta usa el servicio en días festivos como Halloween.

```
In [62]: halloween = anio_2014[anio_2014['fecha_sin_horario'] == "2014-10-29"].subscription_type
```

```
In [63]: sizes = [halloween.Subscriber, halloween.Customer]
         nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']

         plt.figure(figsize=(6, 6))
         plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes durante Halloween', fontsize=20)
         plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['pink', 'light
         plt.show()
```



En una primera instancia el valor es bajo a pesar de ser Halloween. Ahora se va a buscar como es normalmente la relación Suscriptor-Cliente en porcentajes y también la diferencia en cantidad de viajes para comparar. Tomamos el promedio de un mes el cual se mantenga estable, sin picos, como por ejemplo junio.

```
In [64]: junio = anio_2014[anio_2014['mes'] == 6]
         suscripciones_junio = junio.subscription_type.value_counts()
         dia_promedio_junio = suscripciones_junio / 30

In [65]: sizes = [dia_promedio_junio.Subscriber, dia_promedio_junio.Customer]
         nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']

         plt.figure(figsize=(6, 6))
         plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes en dia promedio junio', fontsize=20)
         plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['pink', 'light
         plt.show()
```


```
In [66]: halloween

Out[66]: Subscriber    1347
         Customer       143
         Name: subscription_type, dtype: int64
```

```
In [67]: dia_promedio_junio

Out[67]: Subscriber    835.466667
         Customer      157.300000
         Name: subscription_type, dtype: float64
```

Se ve que en promedio los días comunes tienen un mayor porcentaje de clientes. Y tampoco influye que en Halloween sean más viajes ya que el aumento sólo se nota en suscriptores y no en clientes. Al contrario de lo que uno esperaría, en Halloween la gente no suscripta al servicio no lo toma en cuenta como una opción.

4 3) Análisis final: análisis a gran escala

4.1 £El servicio creció con el paso del tiempo?

A continuación se analizará si con el correr del tiempo el servició aumentó en cantidad de viajes y de suscriptores.

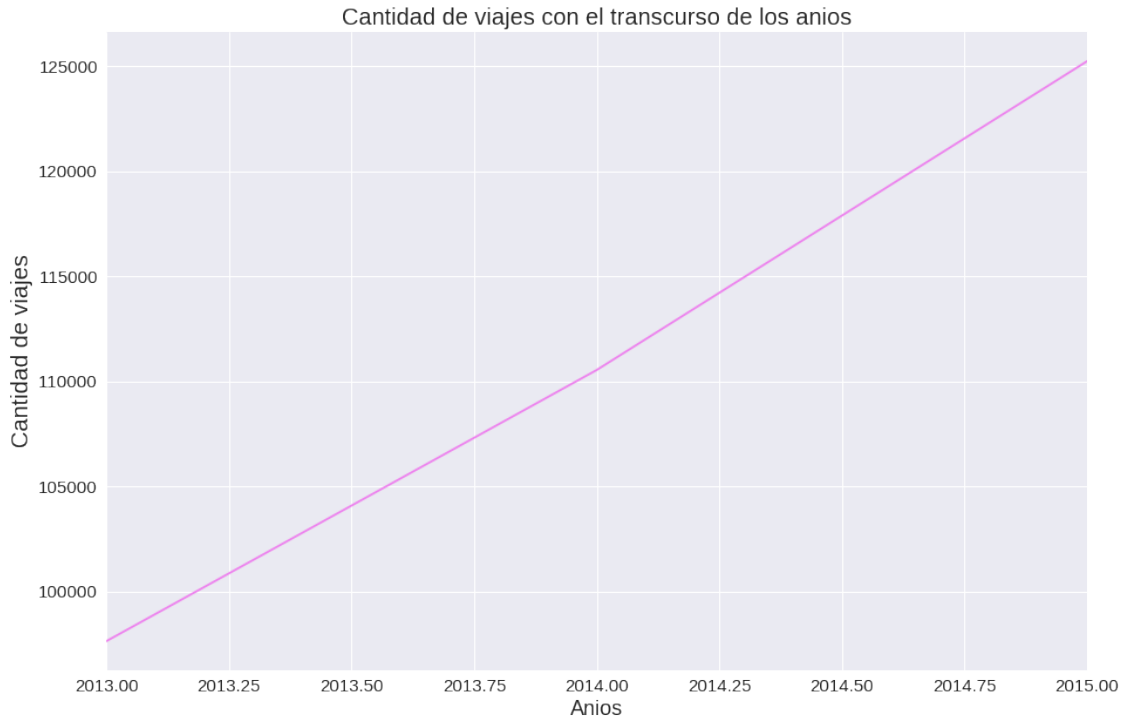
5 SI LO DE ABAJO DE TODO ANDA ELIMINAR ESTEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEEE

```
In [68]: viajes_anios = trips[['start_date', 'subscription_type']]
         _2013 = viajes_anios[(viajes_anios['start_date'].dt.year) == 2013]
         _2013 = _2013.sort_values(by='start_date')
         _2014 = viajes_anios[(viajes_anios['start_date'].dt.year) == 2014]
         _2014 = _2014.sort_values(by='start_date')
         _2015 = viajes_anios[(viajes_anios['start_date'].dt.year) == 2015]
         _2015 = _2015.sort_values(by='start_date')

In [69]: _2013.head()

Out[69]:              start_date subscription_type
         541 2013-08-29 09:24:00        Subscriber
         570 2013-08-29 09:24:00        Subscriber
         565 2013-08-29 09:24:00        Subscriber
         566 2013-08-29 09:25:00        Subscriber
         719 2013-08-29 09:31:00          Customer
```

Ya que el año 2013 sólo tiene datos a partir de septiembre y 2015 hasta agosto, se tomarán los últimos 4 meses de cada año para poder realizar la comparación. Cabe mencionar que como se estudió anteriormente, sacando invierno (de enero a marzo), los demás meses presentan una cantidad bastante parecida de viajes, por lo que este análisis no se ve afectado por cuales meses del año se han elegido.

```
In [70]: _2013 = _2013[_2013['start_date'].dt.month >= 9] # elimino los pocos datos de agosto qu
         _2014 = _2014[_2014['start_date'].dt.month >= 9]
         _2015 = _2015[_2015['start_date'].dt.month >= 5]
```

```
In [71]: viajes = [_2013.start_date.count(), _2014.start_date.count(), _2015.start_date.count()]
         anios = [2013,2014,2015]

In [72]: d = {'cantidad_viajes': viajes, 'anio': anios}
         viajes_por_anio = pd.DataFrame(data=d)
         viajes_por_anio = viajes_por_anio.groupby('anio').aggregate(sum)

In [73]: viajes_por_anio.plot.line(figsize=(15,10), color='violet', fontsize=15);
         plt.xlabel('Anios', fontsize=18)
         plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=20)
         plt.title('Cantidad de viajes con el transcurso de los anios', fontsize=20)
         plt.grid(True)
         plt.legend('');
         plt.show()
```

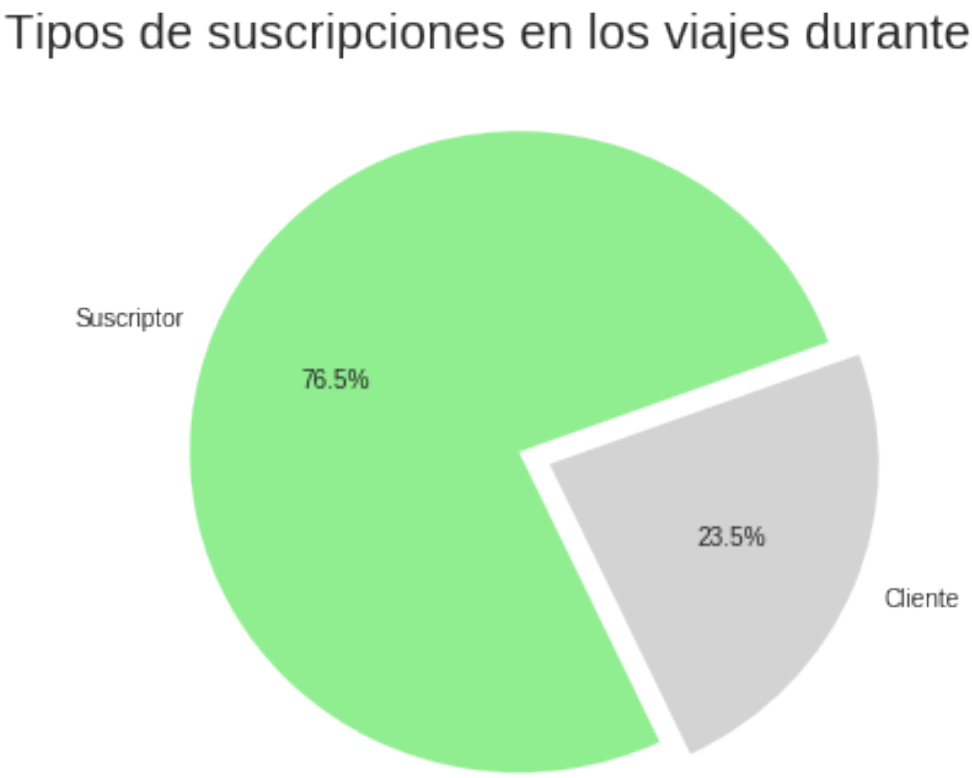


Como se puede apreciar, con el transcurso de los años los viajes aumentan en forma lineal, por lo que se puede concluir que con el correr del tiempo el servicio cada vez se utiliza más.

5.1 £Cómo cambia el porcentaje de viaje de suscriptos con el correr de los años?

```
In [74]: suscripciones_2013 = _2013.subscription_type.value_counts()
         suscripciones_2014 = _2014.subscription_type.value_counts()
         suscripciones_2015 = _2015.subscription_type.value_counts()

In [75]: sizes = [suscripciones_2013.Subscriber, suscripciones_2013.Customer]
         nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']
```

```
plt.figure(figsize=(6, 6))
plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes durante 2013', fontsize=20)
plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['lightgreen',
plt.show()
```



In [76]:
```
sizes = [suscripciones_2014.Subscriber, suscripciones_2014.Customer]
nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']

plt.figure(figsize=(6, 6))
plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes durante 2014', fontsize=20)
plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['lightgreen',
plt.show()
```


```
In [77]: sizes = [suscripciones_2015.Subscriber, suscripciones_2015.Customer]
         nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']

         plt.figure(figsize=(6, 6))
         plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes durante 2015', fontsize=20)
         plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['lightgreen',
         plt.show()
```

Se observa que del 2013 al 2014 hubo un importante aumento en la cantidad de viajes realizados por suscriptores (esto también nos podría decir que los mismos también han aumentado), y luego del 2014 al 2015 esa relación se mantuvo igual. Igualmente como vimos anteriormente del 2014 al 2015 hubo un aumento de viajes, y, como el porcentaje de viajes hechos por suscriptores se mantuvo, implica que en cantidad estos viajes aumentaron y por lo tanto también podriamos decir que los suscriptores lo han hecho.

6 2) Relación Entre Viajes En Bicicleta y el Clima

```
In [78]: trips = pd.read_csv('../data/trip.csv', low_memory=False)
         weather = pd.read_csv('../data/weather.csv', low_memory=False)
         station = pd.read_csv('../data/station.csv', low_memory=False)
         #Se convierte los dates a datetime64[ns].
         trips['start_date'] = pd.to_datetime(trips['start_date'])
         weather['date'] = pd.to_datetime(weather['date'])

In [79]: #Se agrega una nueva columna date que coincide con weather.
         trips['date'] = trips['start_date'].apply(lambda x: x.date())
         #Se convierte date a datetime64[ns].
         trips['date'] = pd.to_datetime(trips['date'])
```

In [80]:
```
#Formula para convertir F a C.
def f_to_c(f_temp):
    return round((f_temp - 32) / 1.8, 2)
```

In [81]:
```
#Se crean columnas con las temperaturas en C.
weather['max_temperature_c'] = weather['max_temperature_f'].map(f_to_c)
weather['mean_temperature_c'] = weather['mean_temperature_f'].map(f_to_c)
weather['min_temperature_c'] = weather['min_temperature_f'].map(f_to_c)
```

In [82]:
```
#Se crean columnas con visibilidad en Km.
weather['max_visibility_km'] = weather['max_visibility_miles'].map(lambda x: x * 1.6)
weather['mean_visibility_km'] = weather['mean_visibility_miles'].map(lambda x: x * 1.6)
weather['min_visibility_km'] = weather['min_visibility_miles'].map(lambda x: x * 1.6)
```

In [83]:
```
#Funcion para convertir la duracion de segundos a minutos.
def s_to_m(time):
    return (time / 60)
#Funcion para convertir la duracion de segundos a horas redondeo a 3 decimales.
def s_to_h(time):
    return round((time / 3600),3)
```

In [84]:
```
#Se crea una columna con la duracion en minutos y la duracion en horas.
trips['duration_m'] = trips['duration'].map(s_to_m)
trips['duration_h'] = trips['duration'].map(s_to_h)
```

In [85]:
```
#Funcion para clasificar estaciones climaticas.
def estacion(date):
    if date.month >= 3 and date.month <= 5:
        return 'Primavera'
    elif date.month >= 6 and date.month <= 8:
        return 'Verano'
    elif date.month >= 9 and date.month <= 11:
        return 'Otoño'
    else:
        return 'Invierno'
```

In [86]:
```
#Se crea la columna con la estacion climatica.
trips['estacion_clima'] = trips['date'].map(estacion)
```

In [87]:
```
#Se filtra lo mecionado anteriormente,
# las duraciones menores o iguales a 3 minutos con la misma estacion de salida y llegad
# y los viajes de mas de 12 horas (12 * 3600 = 43200 segundos) y los de entre 11 y 12hs
# a la mañana
trips = trips[-((trips['duration_m'] <= 3.0) & (trips['start_station_id'] == trips['end
trips['start_hour'] = trips['start_date'].map(lambda x: x.hour)
trips = trips[-((trips['duration'] > 43200) | ((trips['duration'] > 39600) & ((trips['s
```

In [88]:
```
#Se hace join de trips y station para obtener la ciudad en la cual comenzo el viaje.
#Se renombra el id de trips a id_trip.
```

```
trips.rename(columns={'id':'id_trip'}, inplace=True)
station_aux = station[['id', 'city']]
joined_trips_station = trips.merge(station, left_on=['start_station_id'], right_on=['id
```

```
In [89]: #Funcion para clasificar la ciudad dependiendo del zipcode.
         #La clasificacion se basa en los zip_codes obtenidos en https://www.unitedstateszipcode
         def zip_ciudad(zip_code):
             if zip_code == 95113:
                 return 'San Jose'
             elif zip_code == 94301:
                 return 'Palo Alto'
             elif zip_code == 94107:
                 return 'San Francisco'
             elif zip_code == 94063:
                 return 'Redwood City'
             else:
                 return 'Mountain View'
```

```
In [90]: #Se crea una columna city en weather para que coindida con joined_trips_station.
         weather['city'] = weather['zip_code'].map(zip_ciudad)
```

```
In [91]: #Se mergean los DataFrames Weather y joined_trips_station en uno solo.
         joined = joined_trips_station.merge(weather, left_on=['date', 'city'], right_on=['date'
```

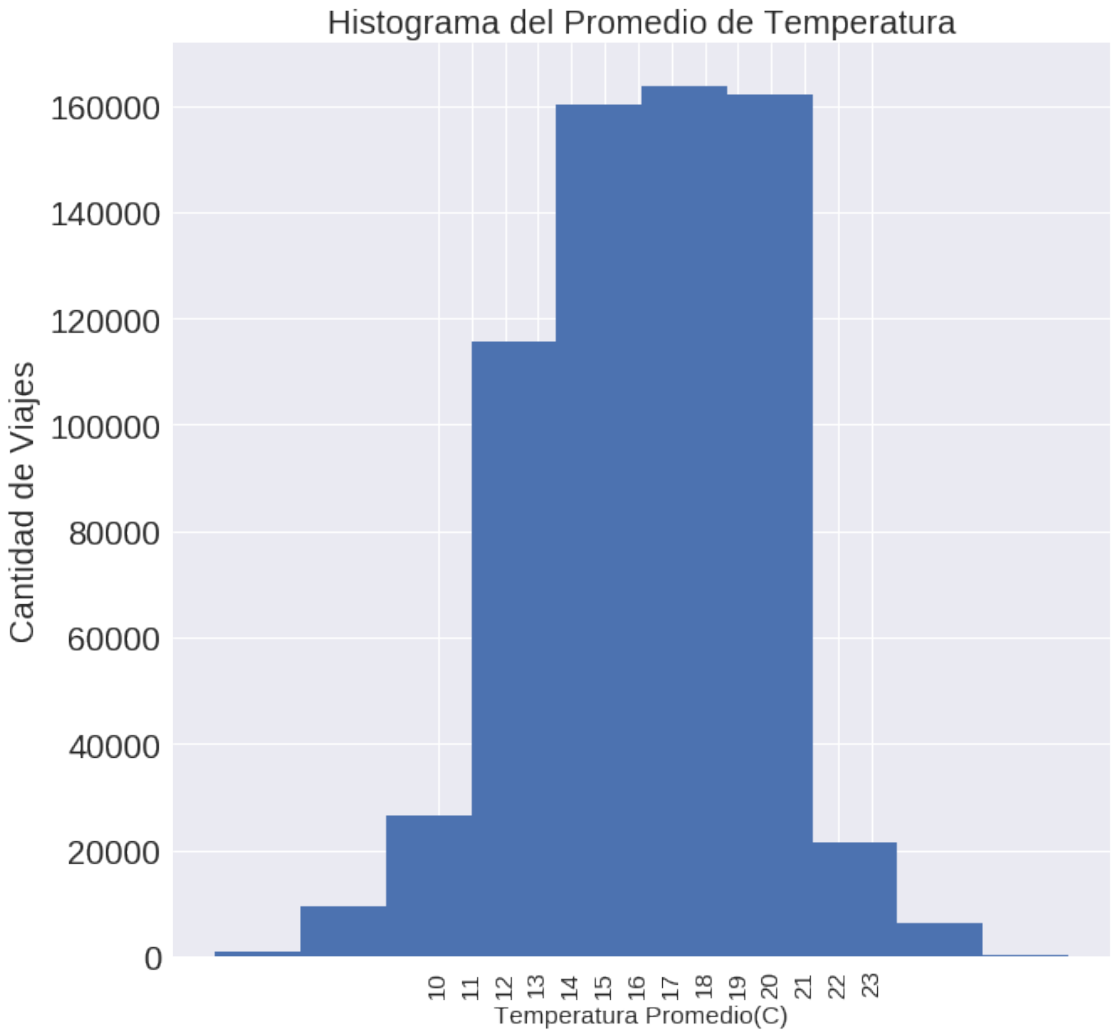
6.1 2.1) £Como se relacionan los viajes en bicicleta y la temperatura?

En esta serie de plots se analizará si hay una correlación entre los viajes en bicicleta y la temperatura.

Como los registros del clima están en forma diurna, es necesario tomar las fechas del viaje sin horarios. Para todos los plots se toma como fecha del viaje a la fecha de inicio del mismo, esto se debe a que es el momento en el cual la persona toma en cuenta las condiciones climáticas para decidir si realizar un viaje o no. Ademas, siguiendo el mismo criterio, se utiliza como localización para el clima a la localización de la estación de partida.

6.1.1 2.1.A) Histograma del Promedio de Temperatura

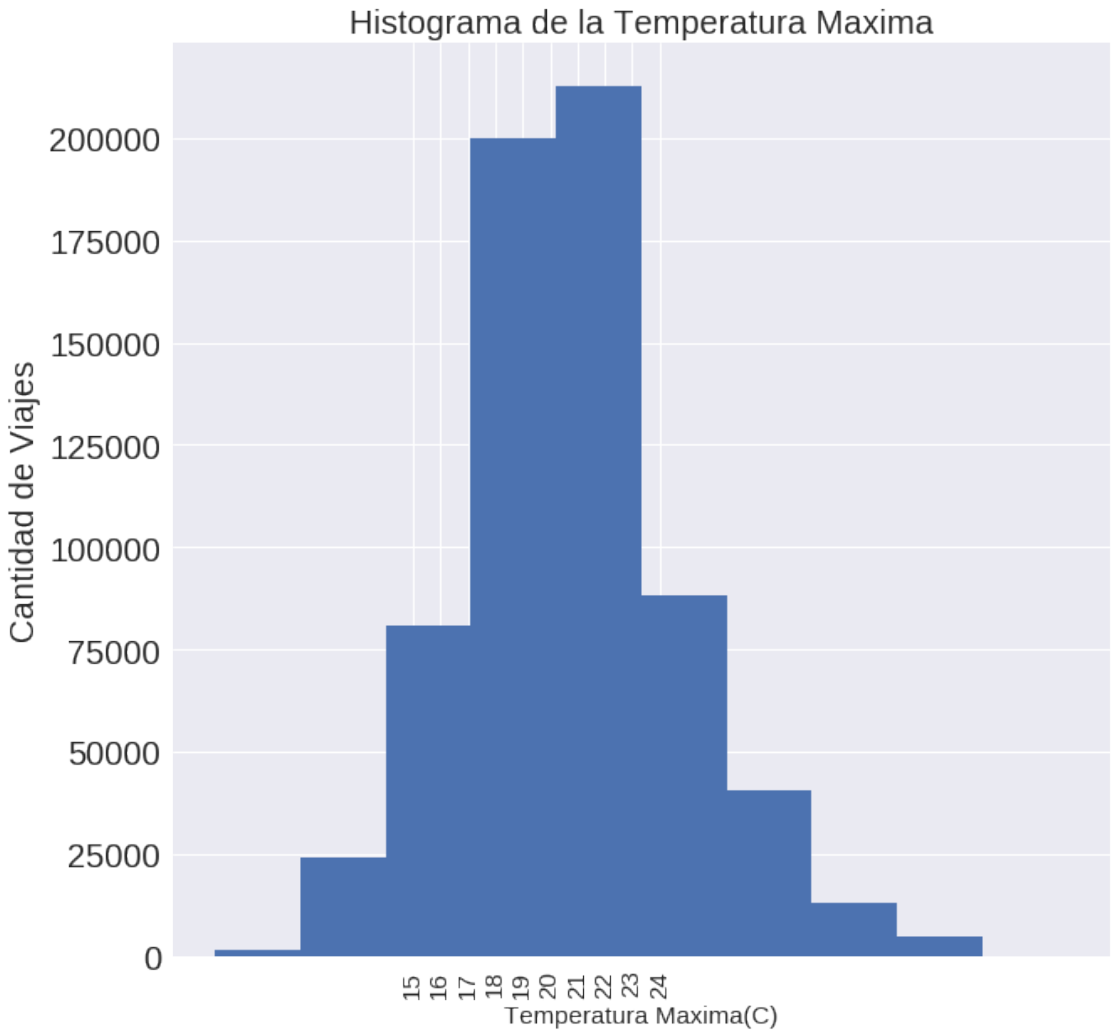
```
In [92]: joined.hist(column='mean_temperature_c', grid=True, figsize=(10,10), xrot=90, xlabelsiz
         plt.xticks(range(10,24,1));
         plt.xlabel('Temperatura Promedio(C)', fontsize=15);
         plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
         plt.title('Histograma del Promedio de Temperatura', fontsize=20);
```



En este histograma se puede apreciar que la mayor cantidad de los viajes se realizan cuando la temperatura promedio esta entre 11řC y 21řC.
Si bien puede parecer que la temperatura es algo baja, hay que tener en cuenta que esto es un promedio de la temperatura de todo el día y como San Francisco es una ciudad costera la temperatura suele bajar bastante sobre la noche.

6.1.2 2.1.B) Histograma de la Temperatura Máxima

```
In [93]: joined.hist(column='max_temperature_c', grid=True, figsize=(10,10), xrot=90, xlabelsize
         plt.xticks(range(15,25,1));
         plt.xlabel('Temperatura Maxima(C)', fontsize=15);
         plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
         plt.title('Histograma de la Temperatura Maxima', fontsize=20);
```



De este histograma se puede obtener que la mayoria de los viajes se realizan cuando la temperatura maxima esta entre 17řC y 23řC.

Si se toman en cuenta los dos histogramas en conjunto, se puede apreciar que la mayoría de las personas buscan temperaturas templadas a la hora de realizar los viajes.
No es necesario analizar la temperatura mínima, ya que como se dijo antes, la temperatura suele bajar mucho sobre la noche y daría resultados engañosos.

6.1.3 2.1.C) Dias con mayor uso simultaneo de Bicicletas y la Temperatura

```
In [94]: #Funciones para clasificar.
         def f_st(row):
             if row['event'] == 'start_date':
                 val = 1
             else:
                 val = 0
             return val
```

```
        def f_en(row):
            if row['event'] == 'end_date':
                val = 1
            else:
                val = 0
            return val
```

```
In [95]: trips_station_aux = joined_trips_station[['id_trip', 'start_date', 'end_date', 'city']]
         trips_station_melt = pd.melt(trips_station_aux, id_vars=['id_trip','city'], value_vars=
         trips_station_melt['time'] = pd.to_datetime(trips_station_melt['time'])
```

```
In [96]: #Se obtiene la cantidad de bicicletas en uso al mismo tiempo.
         trips_station_ord = trips_station_melt.sort_values('time', ascending=True)
         trips_station_ord['start_counter'] = trips_station_ord.apply(f_st, axis=1)
         trips_station_ord['end_counter'] = trips_station_ord.apply(f_en, axis=1)
         trips_station_ord['start'] = trips_station_ord['start_counter'].cumsum()
         trips_station_ord['end'] = trips_station_ord['end_counter'].cumsum()
         trips_station_ord = trips_station_ord[['id_trip', 'city', 'time', 'start', 'end']]
         trips_station_ord['in_use'] = trips_station_ord['start'] - trips_station_ord['end']
         trips_station_ord = trips_station_ord.sort_values('in_use', ascending=False)
```

```
In [97]: #Se eliminan los horarios para coincidir con weather.csv.
         trips_station_ord['time'] = trips_station_ord['time'].apply(lambda x: x.date())
         #Se convierte time a datetime64[ns].
         trips_station_ord['time'] = pd.to_datetime(trips_station_ord['time'])
```

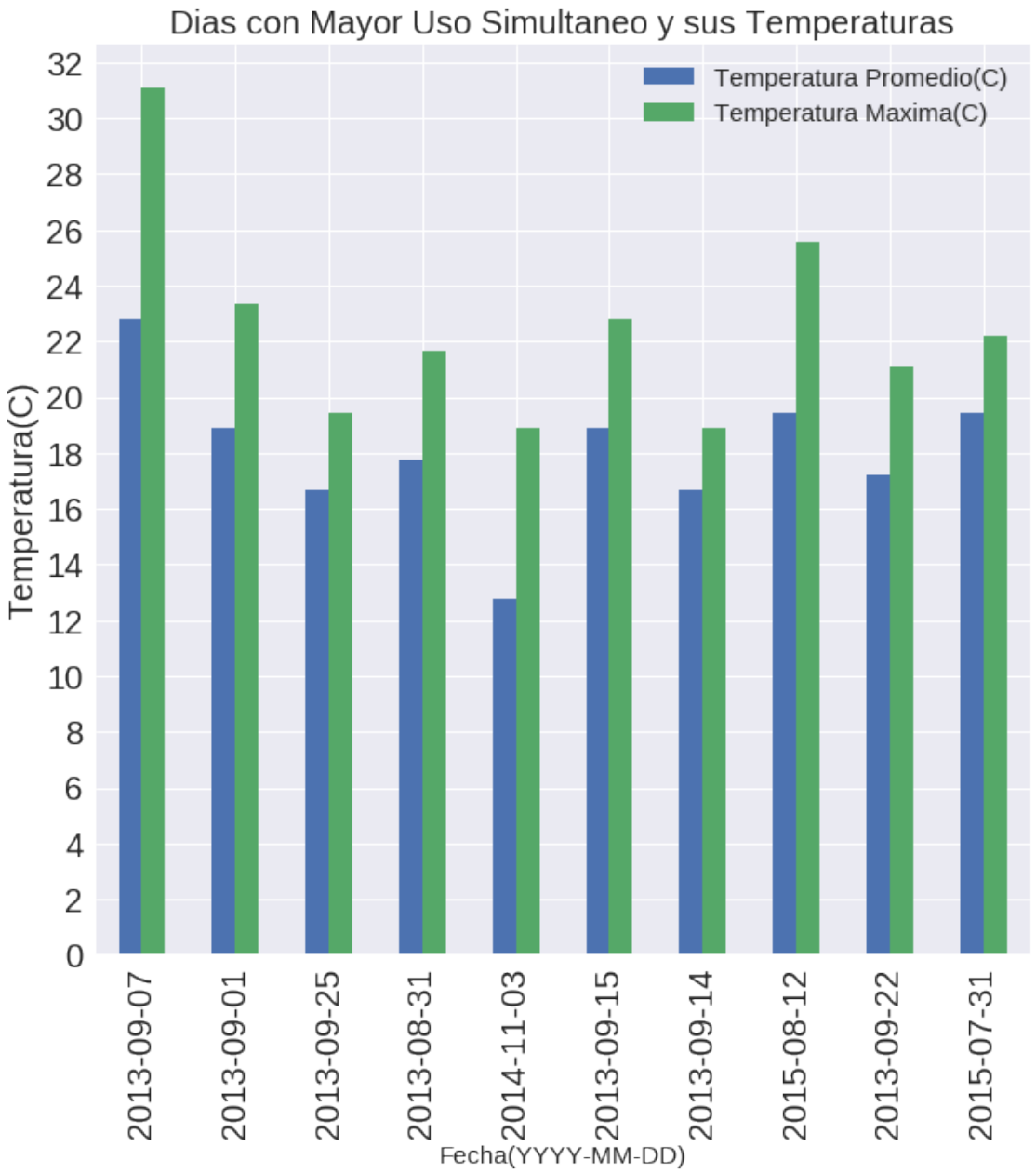
```
In [98]: #Se combinan los Dataframes.
         joined_simul = trips_station_ord.merge(weather, left_on=['time', 'city'], right_on=['da
```

```
In [99]: #Solo hay que quedarse con el maximo de bicicletas simultaneas para ese dia.
         joined_max_simul = joined_simul.drop_duplicates(subset=['time'], keep='first')
```

```
In [100]: #Nos quedamos con los 10 valores maximos y las columnas que interesan.
          joined_max_simul_bar = joined_max_simul[:10]
          joined_max_simul_bar = joined_max_simul_bar[['time', 'mean_temperature_c', 'max_temper
          joined_max_simul_bar.set_index('time', inplace=True)
```

En el siguiente gráfico de barras se pueden aprecian los 10 días (de los cuales hay datos de temperatura) con mayor uso simultaneo de bicicletas(ordenados de forma descendente), junto con su temperatura promedio y temperatura máxima. La localización tomada para el clima de cada día, es donde se produce su respectivo pico máximo de bicicletas en uso.

```
In [101]: bar = joined_max_simul_bar.plot.bar(figsize=(10,10), fontsize=20);
          #Elimina el 00:00:00 del plot.
          bar.set_xticklabels(joined_max_simul_bar.index.format());
          plt.yticks(range(0,33,2));
          plt.xlabel('Fecha(YYYY-MM-DD)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Temperatura(C)', fontsize=20);
          plt.title('Dias con Mayor Uso Simultaneo y sus Temperaturas', fontsize=20);
          plt.legend(['Temperatura Promedio(C)', 'Temperatura Maxima(C)'], fontsize=15);
```



Del este plot podemos obtener los siguientes puntos:
* El primer punto importante es ver que el segundo día con mayor uso simultaneo tiene una temperatura máxima de 31řC y una temperatura promedio de 23řC. Este día claramente tiene temperaturas mucho más elevadas que los días restantes, por lo tanto, se puede tomar como una anomalía. * El segundo punto importante a notar es que la mayoría de estos días tienen temperaturas templadas, es decir, sus temperaturas promedio varían entre 13řC y 19řC mientras que sus temperaturas máximas están entre 19řC y 23řC.
* Por ultimo, es evidente que si bien la cantidad de bicicletas en uso simultáneamente decrece a lo largo del gráfico de barras, las temperaturas se mantienen siempre dentro de un mismo rango.

6.1.4 2.1.D) Conclusión de Viajes y Temperatura

Usando los plots anteriores se puede concluir que la mayor cantidad de viajes se realizan cuando la temperatura es templada, es decir, cuando esta alrededor de los 20řC. Para describir este fenómeno hay que tener en cuenta los motivos por los cuales se podría realizar un viaje, para simplificar se tomaran dos casos: 1. En el caso de que se quiera realizar un viaje por la necesidad de trasladarse, la temperatura no afecta mucho, excepto en casos de muy bajas o muy altas temperaturas. 2. El caso en el cual se quiere realizar un viaje por placer es el que interesa, ya que es aquí cuando la temperatura juega un rol importante. Con temperaturas templadas las personas estarán mas predispuestas a realizar viajes en bicicleta, como muestran los plots obtenidos.

Por ultimo, es importante notar que las mejores temperaturas se suelen presentar sobre la media mañana, ya que el sol todavía no esta en su punto más alto, y sobre la tarde, ya que es cuando comienza a bajar el sol, por eso no seria extraño que la mayor cantidad de los viajes se realicen en horarios de la media mañana o de la tarde.

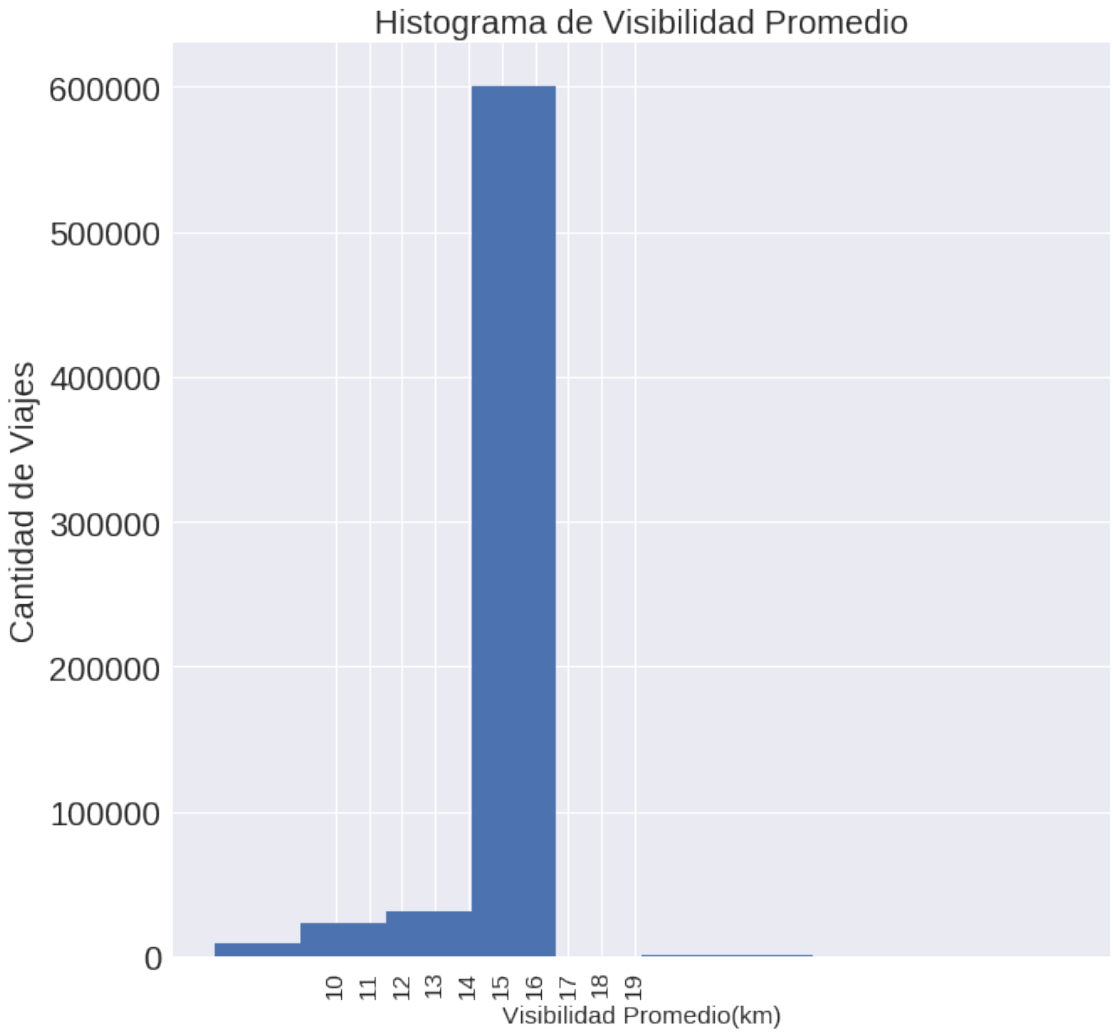
6.2 2.2) £Como se relacionan los viajes y la visibilidad?

En la siguiente serie de plots se tratara de analizar si hay una correlación entre los viajes en bicicletas y la visibilidad.

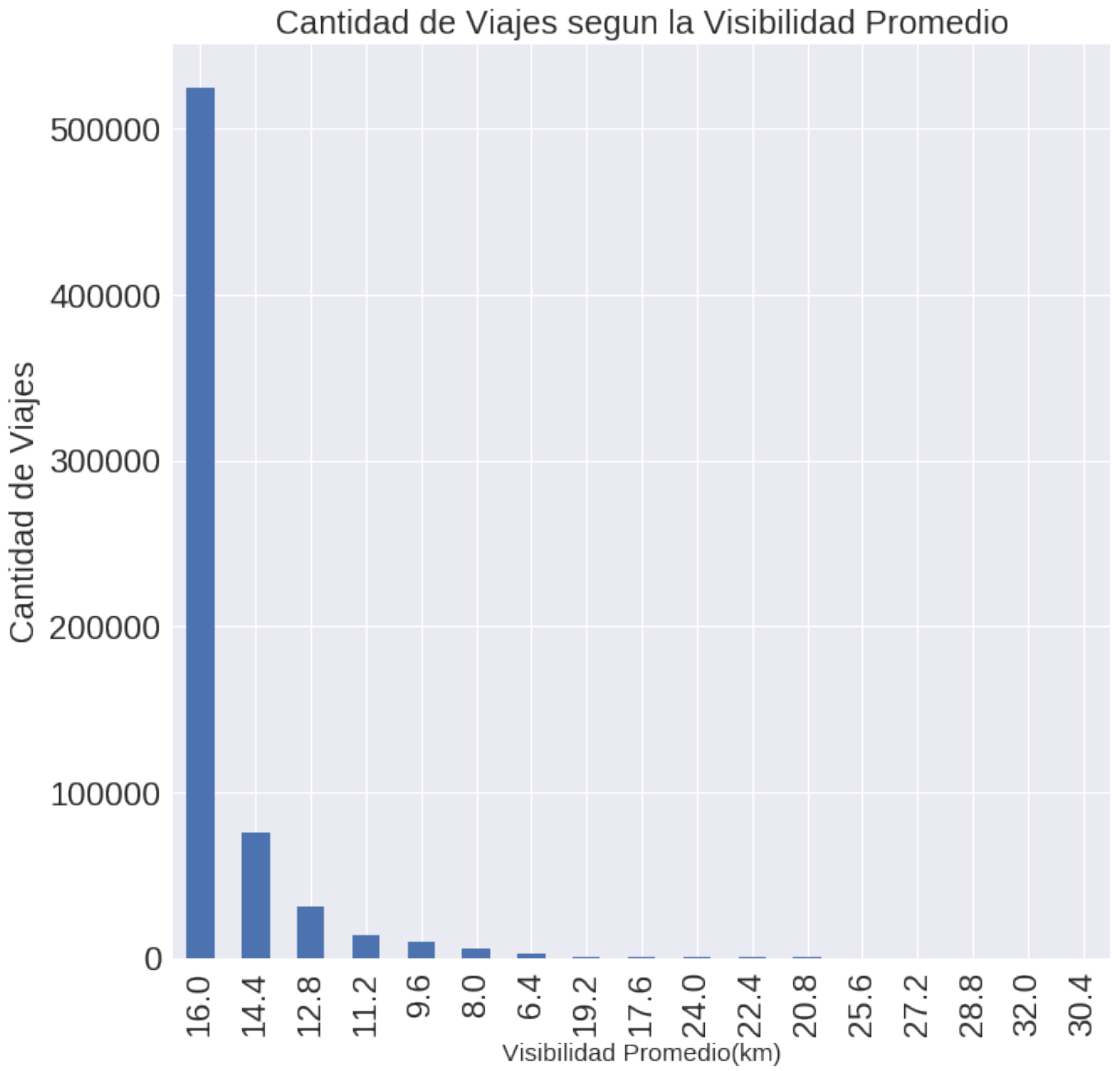
Como los registros del clima están en forma diurna, es necesario tomar las fechas del viaje sin horarios. Para todos los plots se toma como fecha del viaje a la fecha de inicio del mismo, esto se debe a que es el momento en el cual la persona toma en cuenta las condiciones climáticas para decidir si realizar un viaje o no. Ademas, siguiendo el mismo criterio, se utiliza como localización para el clima a la localización de la estación de partida.

6.2.1 2.2.A) Grafico de Barras de Visibilidad Promedio y Histograma de Visibilidad Promedio

```
In [102]: joined.hist(column='mean_visibility_km', grid=True, figsize=(10,10), xrot=90, xlabelsi
          plt.xticks(range(10,20,1));
          plt.xlabel('Visibilidad Promedio(km)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
          plt.title('Histograma de Visibilidad Promedio', fontsize=20);
```




```
In [103]: joined['mean_visibility_km'].value_counts(sort=True).plot.bar(figsize=(10,10), fontsiz
          plt.xlabel('Visibilidad Promedio(km)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
          plt.title('Cantidad de Viajes segun la Visibilidad Promedio', fontsize=20);
```

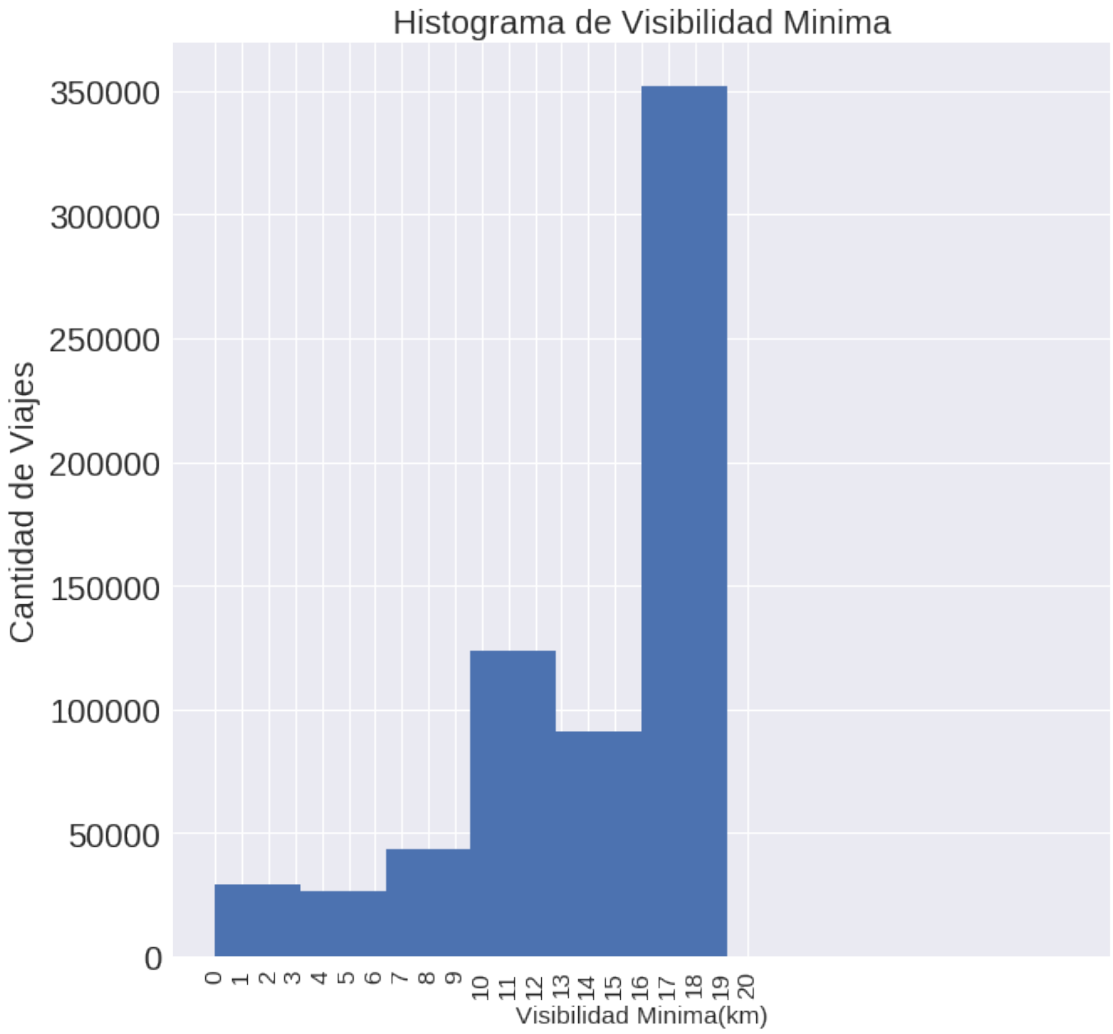


De este plot se pueden extraer tres puntos importantes:
* La mayoría de los viajes en bicicleta se realizan cuando la visibilidad promedio es de 16km. * Por encima de los 16km de visibilidad promedio hay escasez de datos, por lo tanto, se puede intuir que no es normal que en San Francisco se presenten visibilidades promedio tan elevadas.
* Sino se toman en cuenta las visibilidades promedio mayores a 16km(porque no hay datos suficientes), la diferencia entre las visibilidades promedio mayores o iguales a 14.4km y las menores a esta es abismal. Esto no es un dato menor, ya que hay que tener una buena visibilidad al realizar un viaje para que este sea seguro y queda claro, por esta diferencia, que el usuario prioriza mucho la seguridad.

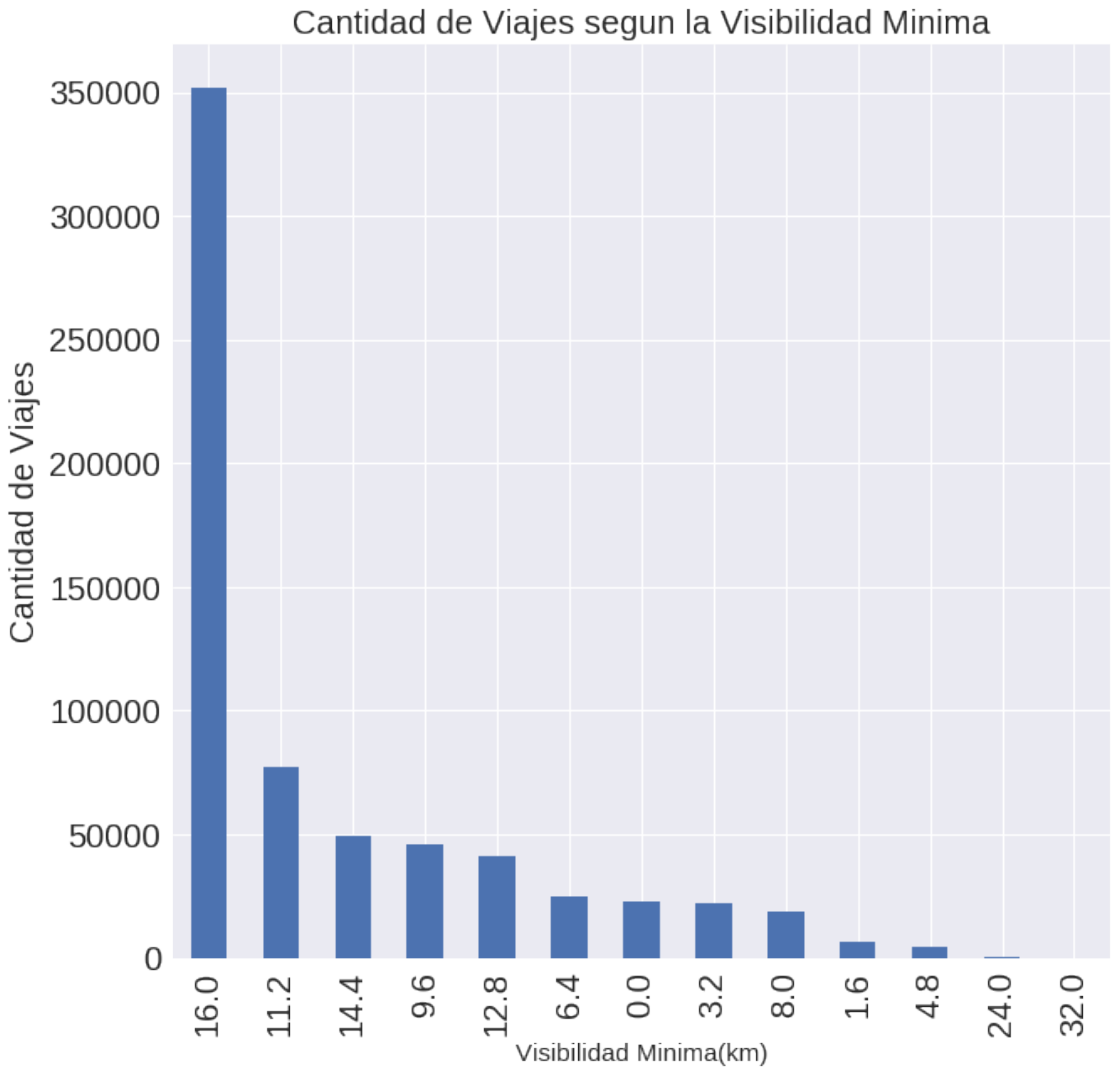
Ahora seria importante analizar que sucede con la visibilidad mínima, ya que por cuestiones de seguridad es importante que haya una buena visibilidad mínima para evitar accidentes.

6.2.2 2.2.B) Grafico de Barras de Visibilidad Mínima y Histograma de Visibilidad Mínima

```
In [104]: joined.hist(column='min_visibility_km', grid=True, figsize=(10,10), xrot=90, xlabelsiz
          plt.xticks(range(0,21,1));
          plt.xlabel('Visibilidad Minima(km)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
          plt.title('Histograma de Visibilidad Minima', fontsize=20);
```



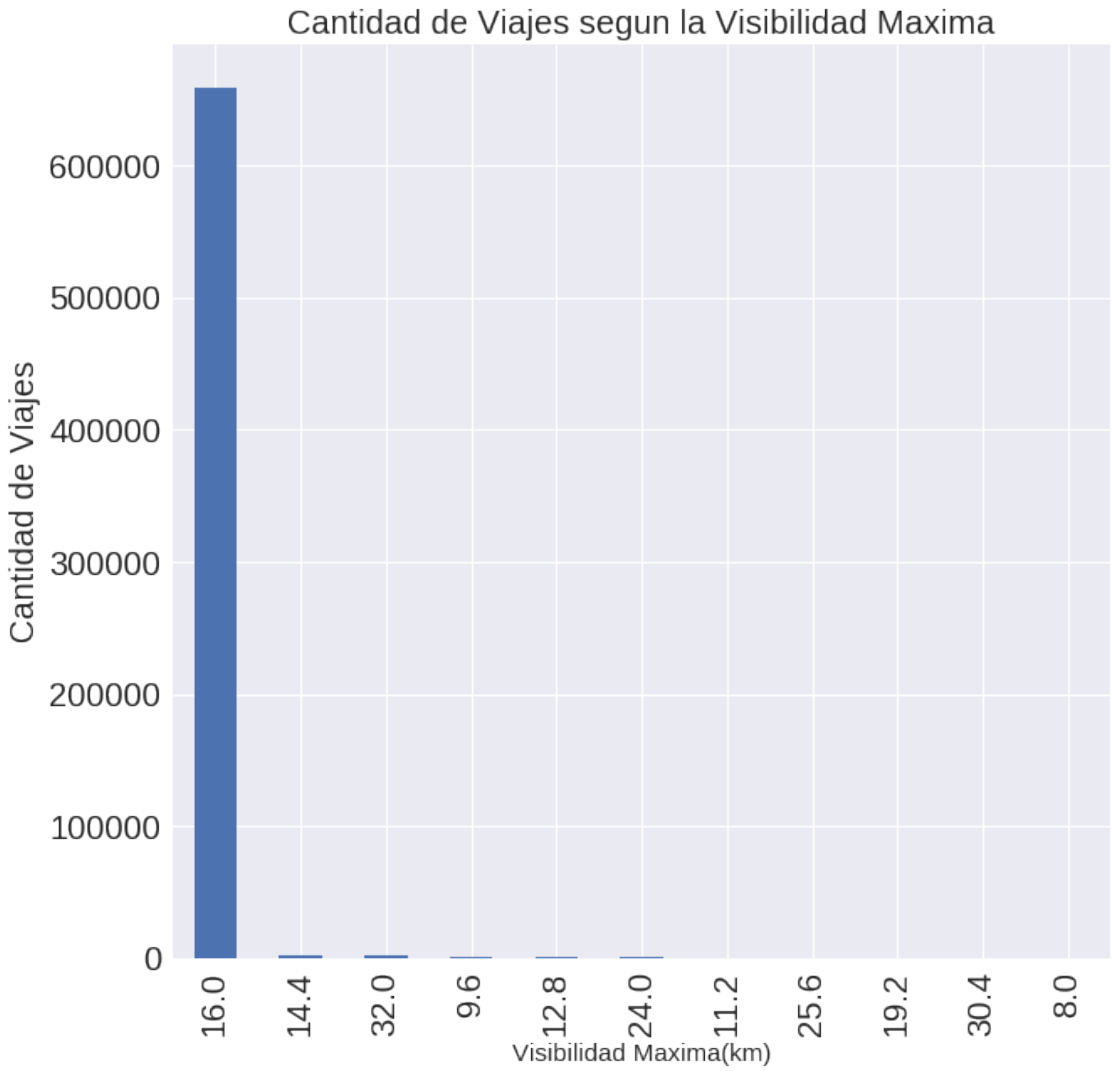

```
In [105]: joined['min_visibility_km'].value_counts(sort=True).plot.bar(figsize=(10,10), fontsize
          plt.xlabel('Visibilidad Minima(km)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
          plt.title('Cantidad de Viajes segun la Visibilidad Minima', fontsize=20);
```



En estos dos plots se apreciar de nuevo que la mayor cantidad de viajes se realiza cuando la visibilidad mínima es de 16km. Ademas es importante notar que de nuevo se manifiesta la gran separación entre la visibilidad de 16km y las que son menores a esta. Por ejemplo, si tomamos la visibilidad mínima de 11.2km podemos ver que hay una diferencia aproximada de 275000 viajes con la visibilidad de 16km.

6.2.3 2.2.C) Grafico de Barras de Visibilidad Máxima

```
In [106]: joined['max_visibility_km'].value_counts(sort=True).plot.bar(figsize=(10,10), fontsize
          plt.xlabel('Visibilidad Maxima(km)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
          plt.title('Cantidad de Viajes segun la Visibilidad Maxima', fontsize=20);
```



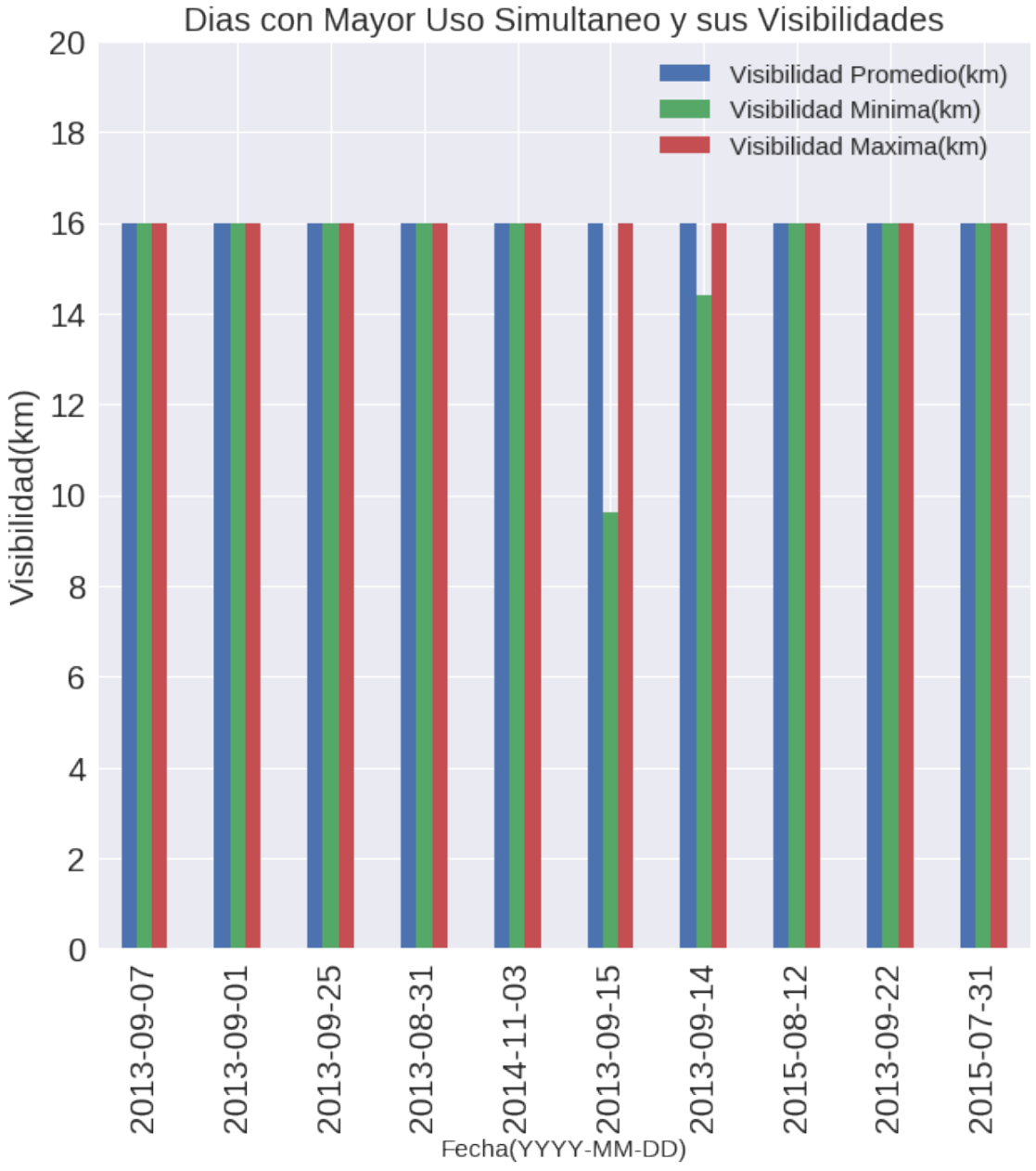
De este plot es muy difícil sacar conclusiones ya que la diferencia de la visibilidad máxima de 16km con las demás es demasiado grande. Lo único importante a destacar, es que hay una ínfima cantidad de viajes realizados con visibilidades máximas menores o iguales a 10km.

6.2.4 2.D) Dias con mayor uso simultaneo de Bicicletas y la Visibilidad

```
In [107]: #Nos quedamos con los 10 valores maximos y las columnas que interesan.
          joined_max_simul_vis_bar = joined_max_simul[:10]
          joined_max_simul_vis_bar = joined_max_simul_vis_bar[['time', 'mean_visibility_km', 'mi
          joined_max_simul_vis_bar.set_index('time', inplace=True)
```

En el siguiente gráfico de barras se pueden aprecian los 10 días (de los cuales hay datos de visibilidad) con mayor uso simultaneo de bicicletas(ordenados de forma descendente), junto con su visibilidad promedio, visibilidad mínima y visibilidad máxima. La localización tomada para el clima de cada día, es donde se produce su respectivo pico máximo de bicicletas en uso.

In [108]:
```
bar = joined_max_simul_vis_bar.plot.bar(figsize=(10,10), fontsize=20);
#Elimina el 00:00:00 del plot.
bar.set_xticklabels(joined_max_simul_vis_bar.index.format());
plt.yticks(range(0,22,2));
plt.xlabel('Fecha(YYYY-MM-DD)', fontsize=15);
plt.ylabel('Visibilidad(km)', fontsize=20);
plt.title('Dias con Mayor Uso Simultaneo y sus Visibilidades', fontsize=20);
plt.legend(['Visibilidad Promedio(km)', 'Visibilidad Minima(km)', 'Visibilidad Maxima(
```



Este plot confirma la tendencia que se había marcado previamente, los 10 días con mayor uso simultaneo de bicicletas presentan visibilidades promedio y visibilidades máximas iguales a los 16km.
Ademas todos la mayoría de los dias presentan visibilidades mínimas iguales o cercanas a 16km. El único caso llamativo es del día 2013-09-15 en el cual la visibilidad mínima es de aproximadamente 9km, pero si bien su visibilidad mínima es baja su visibilidad máxima y visibilidad promedio se mantienen dentro de lo esperado. Esto nos indicaría que la mayor cantidad de viajes de ese día se habría producido en horarios donde la visibilidad era más cercana a la máxima que a la mínima.

6.2.5 2.2.E) Conclusión de Viajes y Visibilidad

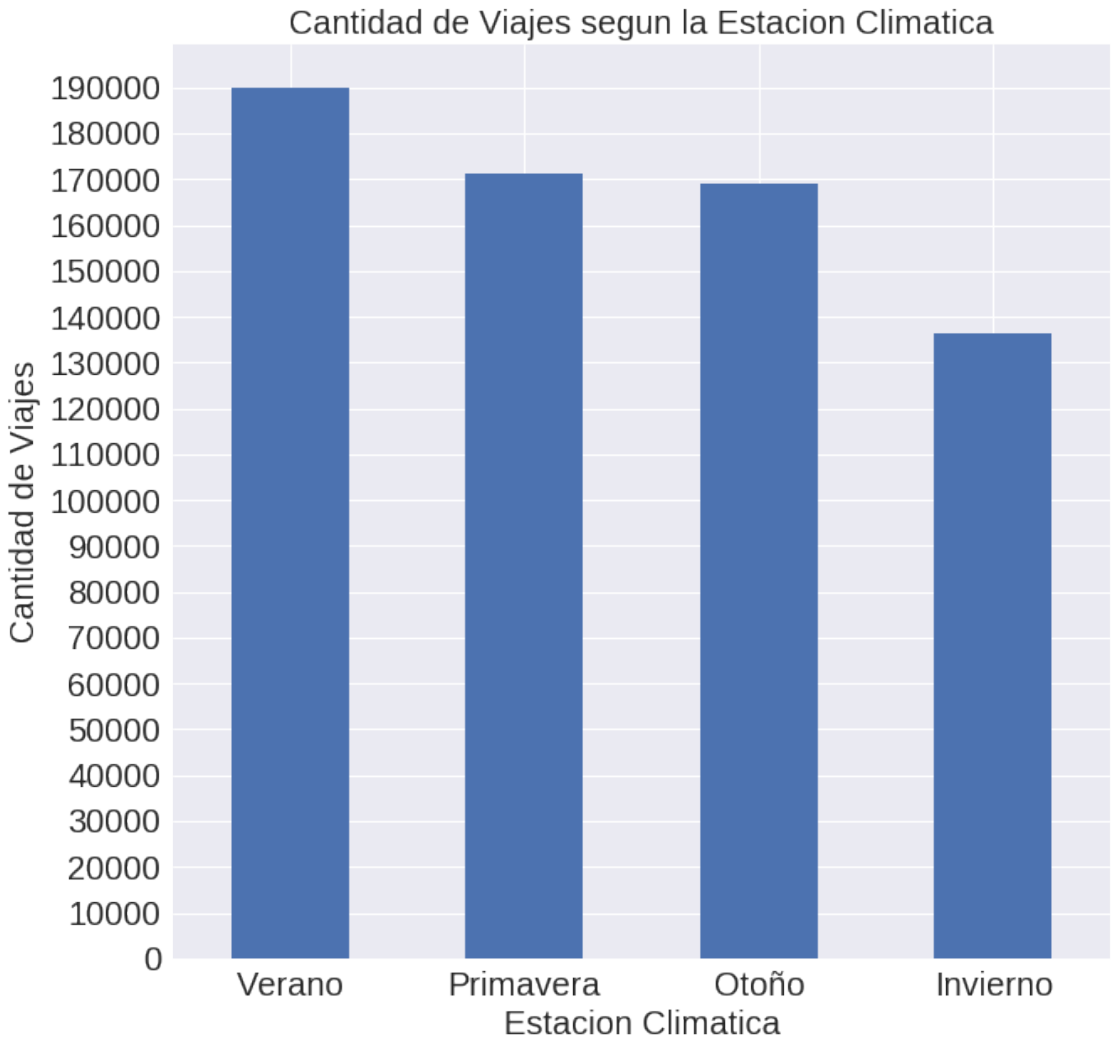
Dados los plots vistos se puede concluir claramente que la visibilidad máxima, mínima y mediana deben ser de, o al menos cercano a, 16km para que se produzca un mayor uso del servicio de bicicletas. Esto claramente esta relacionado, como ya se menciono antes, con la seguridad, los usuarios tienden a poner a la seguridad como uno de los puntos más importantes a la hora de decidir si realizar un viaje en bicicleta o no.

6.3 2.3) £Como se relacionan los viajes y las estaciones climáticas?

6.3.1 2.3.A) Cantidad de Viajes y Estaciones Climáticas

En la siguiente serie de plots se analizará si hay una relación entre los viajes en bicicleta y las estaciones climáticas.

```
In [109]: trips['estacion_clima'].value_counts(sort=True).plot.bar(figsize=(10,10), rot=0, fonts
          plt.yticks(range(0,200000,10000))
          plt.xlabel('Estacion Climatica', fontsize=20);
          plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
          plt.title('Cantidad de Viajes segun la Estacion Climatica', fontsize=20);
```



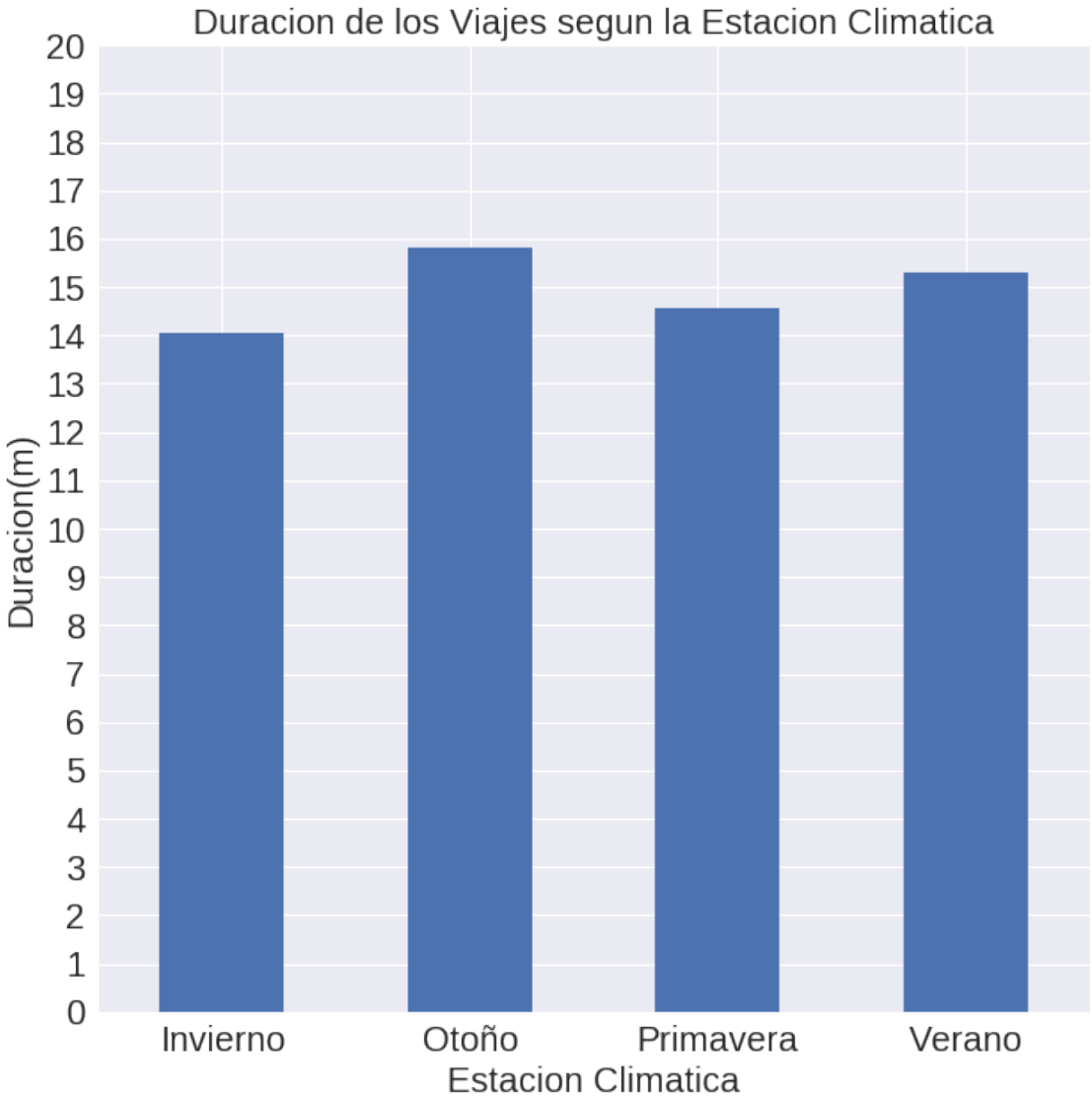
De este plot podemos observar:
* La estación climática con la mayor cantidad de viajes es Verano. Esto esta dentro de lo esperado ya que en Verano se llega fácilmente a temperaturas de 20řC.
* Las siguientes dos estaciones son Primavera y Otoño. Esto de nuevo concuerda con lo dicho previamente, en estas estaciones climáticas hay temperaturas que se acercan a 20řC.
* Por ultimo, es importante notar que todas las estaciones mantienen un piso de 130000 viajes. Esto va de la mano con lo dicho en la sección 2.1.D y 2.2.E, si alguien quiere utilizar el servicio de bicicletas por un motivo no recreativo, no suele darle demasiada importancia a factores climáticos excepto que conlleven un riesgo para su seguridad.

6.3.2 2.3.B) Duración promedio de Viajes y Estaciones Climáticas

En este plot se analizará las duraciones promedio de los viajes en cada estación.

```
In [110]: grouped_season = trips[['estacion_clima', 'duration_m']].groupby('estacion_clima')\
          .aggregate('mean')
```

```
In [111]: grouped_season.plot.bar(figsize=(10,10), rot=0, fontsize=20);
          plt.yticks(range(0,21,1));
          plt.xlabel('Estacion Climatica', fontsize=20);
          plt.ylabel('Duracion(m)', fontsize=20)
          plt.title('Duracion de los Viajes segun la Estacion Climatica', fontsize=20);
          plt.legend('');
```



De este plot podemos hacer tres observaciones importantes:
* Primero, si bien Invierno es la estación climática con menor cantidad de viajes, es la que tiene la mayor duración promedio. * Segundo, tanto Verano como Primavera, que son las estaciones climáticas con la mayor cantidad de viajes, tienen las menores duraciones promedio. * Por ultimo, todas las duraciones promedio se mantienen dentro de un rango bastante pequeño(17m - 19m).

6.3.3 2.3.C) Conclusión de Viajes y Estaciones Climáticas

Las conclusiones que se pueden realizar a raíz de los plots a analizados son:
* Hay una mayor cantidad de viaje en estaciones climáticas donde la temperatura es mas cálida. Ademas la diferencia, en termino de cantidades de viajes, entre Verano e Invierno es bastante grande en favor del Verano.
* Como se expreso anteriormente, todas las estaciones tienen un piso 130000 viajes. Esto da a entender que una gran parte de los usuarios no pone como prioridad al clima a la hora de realizar un viaje, esto se puede deber a que la mayoría de los usuarios utiliza el servicio de bicicletas como modo de transporte y no como en forma recreativa.

7 2.4) £Que sucede con los 5 viajes de mayor duración?

En los siguientes plots se analizara que sucede con la temperatura, visibilidad y estación climática para los 5 viajes con mayor duración. Se utilizan las duraciones menores o iguales a 12 horas porque se considera que un viaje continuado puede durar, como mucho, 12 horas si se permiten interrupciones de duración corta. Ademas se toman solo los viajes que ocurren durante el día para evitar confusiones con bicicletas que olvidaron entregarse.
Algunos de los motivos por los cuales se pueden realizar viajes largos son, por ejemplo:
* Realizar un tour de la ciudad de San Francisco.
* Realizar actividad física intensiva. * Tener que realizar varios trayectos en horarios diferentes.

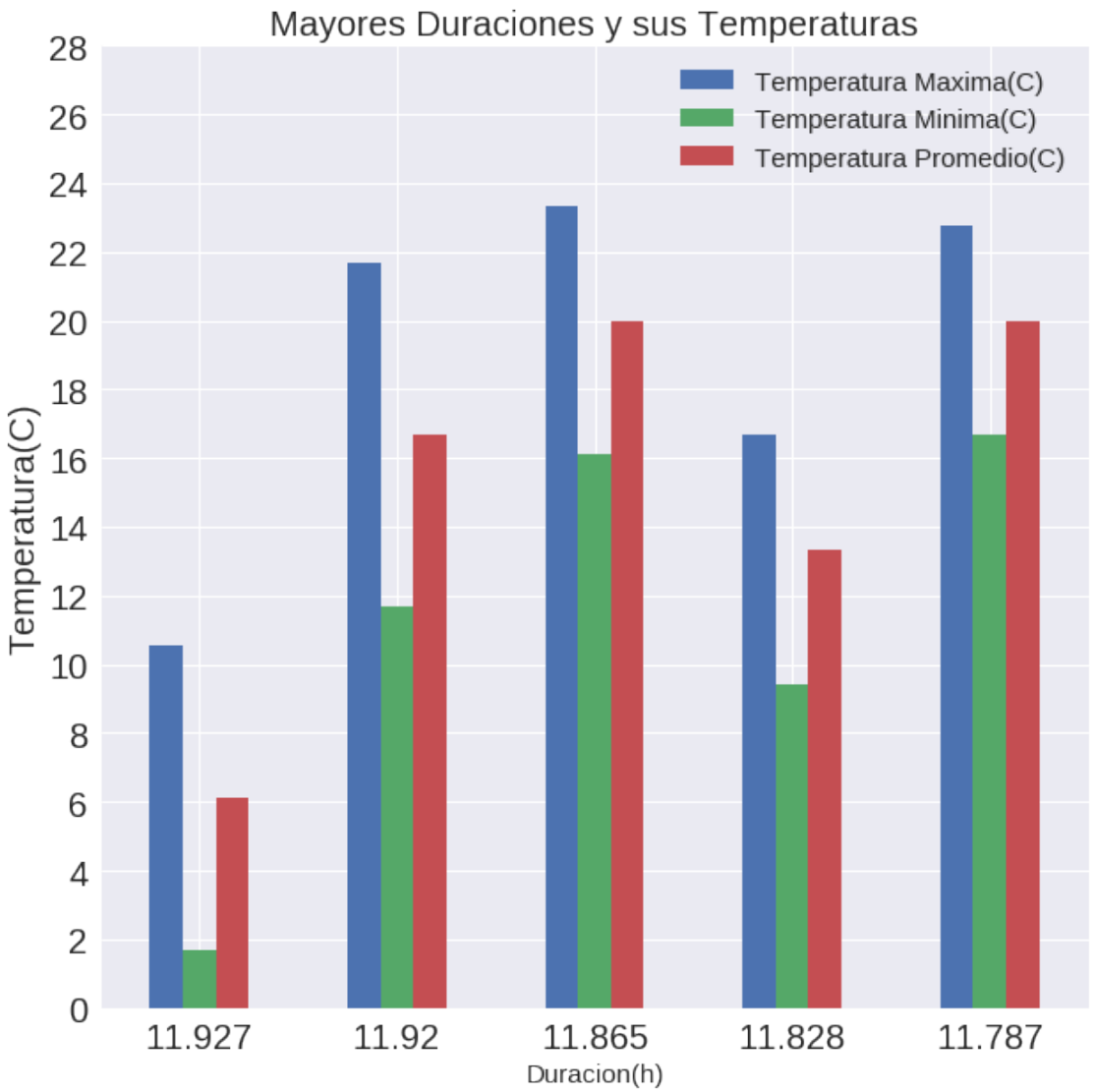
```
In [112]: #Se obtienen los 5 viajes con mayor duracion (que poseen datos climaticos) menores a 1
          #que ocurran durante el dia (se toman solo viajes que comiencen a la mañana).
          #top_dur = joined[(joined['start_hour'] >= 7)  & (joined['start_hour'] <= 11) & (joine
          top_dur = joined[(joined['start_hour'] >= 7)  & (joined['start_hour'] <= 11)]
          top_dur = top_dur.sort_values('duration_h', ascending=False)[:5]
```

7.0.1 2.4.A) Temperatura de los 5 Viajes con Mayor Duración

```
In [113]: top_dur_temp = top_dur[['duration_h', 'max_temperature_c', 'min_temperature_c', 'mean_
          top_dur_temp.set_index('duration_h', inplace=True)
```

Se muestran los 5 viajes con mayor duración (con sus respectivas duraciones, en horas, como label) ordenados de forma descendente junto con sus respectivas temperaturas máximas, temperaturas mínimas y temperaturas promedio.

```
In [114]: top_dur_temp_bar = top_dur_temp.plot.bar(figsize=(10,10), fontsize=20, rot=0);
          plt.yticks(range(0,30,2));
          plt.xlabel('Duracion(h)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Temperatura(C)', fontsize=20);
          plt.title('Mayores Duraciones y sus Temperaturas', fontsize=20);
          plt.legend(['Temperatura Maxima(C)', 'Temperatura Minima(C)', 'Temperatura Promedio(C)
```



Dado este plot se puede decir que las temperaturas varían mucho entre los distintos días:
* La temperatura máxima esta entre aproximadamente 10řC y 23řC.
* La temperatura mínima esta entre aproximadamente 2řC y 16řC.
* La temperatura promedio esta entre aproximadamente 6řC y 20řC.

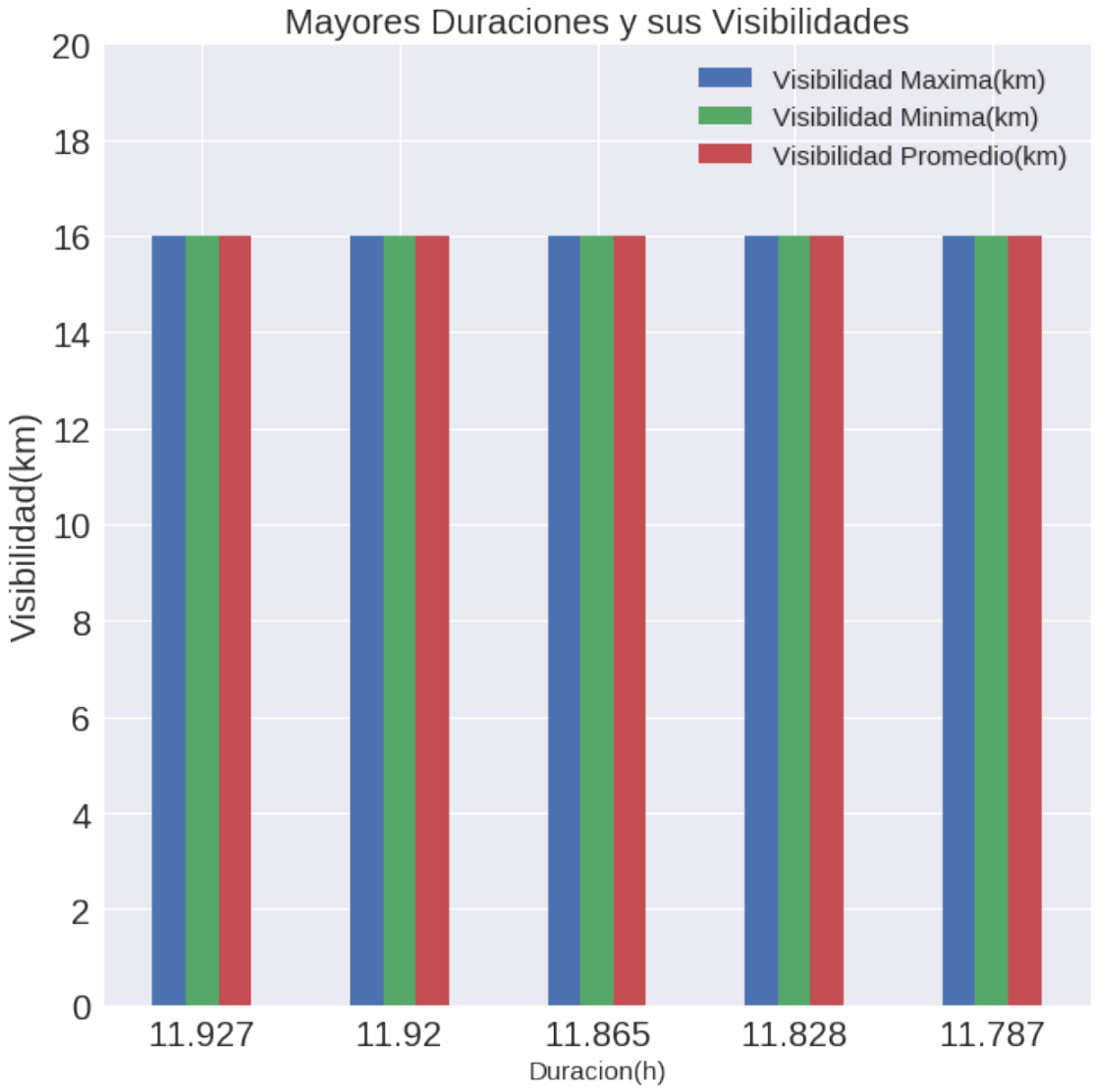
Esto indica que no hay una relación entre los viajes de mayor duración y la temperatura.

7.0.2 2.4.B) Visibilidad de los 5 Viajes con Mayor Duración

```
In [115]: top_dur_vis = top_dur[['duration_h', 'max_visibility_km', 'min_visibility_km', 'mean_v
          top_dur_vis.set_index('duration_h', inplace=True)
```

Se muestran los 5 viajes con mayor duración (con sus respectivas duraciones, en horas, como label) ordenados de forma descendente junto con sus respectivas visibilidades máximas, visibilidades mínimas y visibilidades promedio.

```
In [116]: top_dur_vis_bar = top_dur_vis.plot.bar(figsize=(10,10), fontsize=20, rot=0);
          plt.yticks(range(0,22,2));
          plt.xlabel('Duracion(h)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Visibilidad(km)', fontsize=20);
          plt.title('Mayores Duraciones y sus Visibilidades', fontsize=20);
          plt.legend(['Visibilidad Maxima(km)', 'Visibilidad Minima(km)', 'Visibilidad Promedio(
```



Este plot es muy claro e indica que para que se produzcan viajes de esta duración la visibilidad debe ser muy buena, es decir, visibilidad de 16km. Esto esta acorde con lo dicho en la sección 2.2.

7.0.3 2.4.C) Estación Climática de los 5 Viajes con Mayor Duracíon

```
In [117]: #Se muestran las duracion(en horas) y su respectiva estacion.
          top_dur[['duration_h', 'estacion_clima']]
```

```
Out[117]:         duration_h estacion_clima
          75314       11.927       Invierno
          626559      11.920      Primavera
          329226      11.865         Verano
          63402       11.828          Otoño
          168239      11.787         Verano
```

Las estaciones climáticas de los viajes de mayor duración, ordenados de mayor a menor, son:
1. Invierno
2. Primavera
3. Verano
4. Otoño
5. Verano

Dados estos datos se puede decir que:
* La mayor duración de los 5 viajes se produce en Invierno y la menor duración de los 5 se produce en Verano. * La distribución de los 5 viajes en las estaciones climáticas es muy pareja, por lo tanto, se puede decir que la estación climática no afecta mucho en la realización de estos viajes.

7.0.4 2.4.D) Conclusión del Caso Particular

Según la serie de datos analizados podemos decir que para que se produzcan viajes de gran duración el único requerimiento es que la visibilidad debe ser muy buena (igual a 16km). Ademas si tenemos en cuenta que para realizar estos viajes se requieren muchas horas, podemos decir que estos ocurrirán más en días no laborables o los que realizan este tipo de viajes son turistas.

7.1 2.5) £Como se relacionan los viajes en bicicleta y la lluvia?

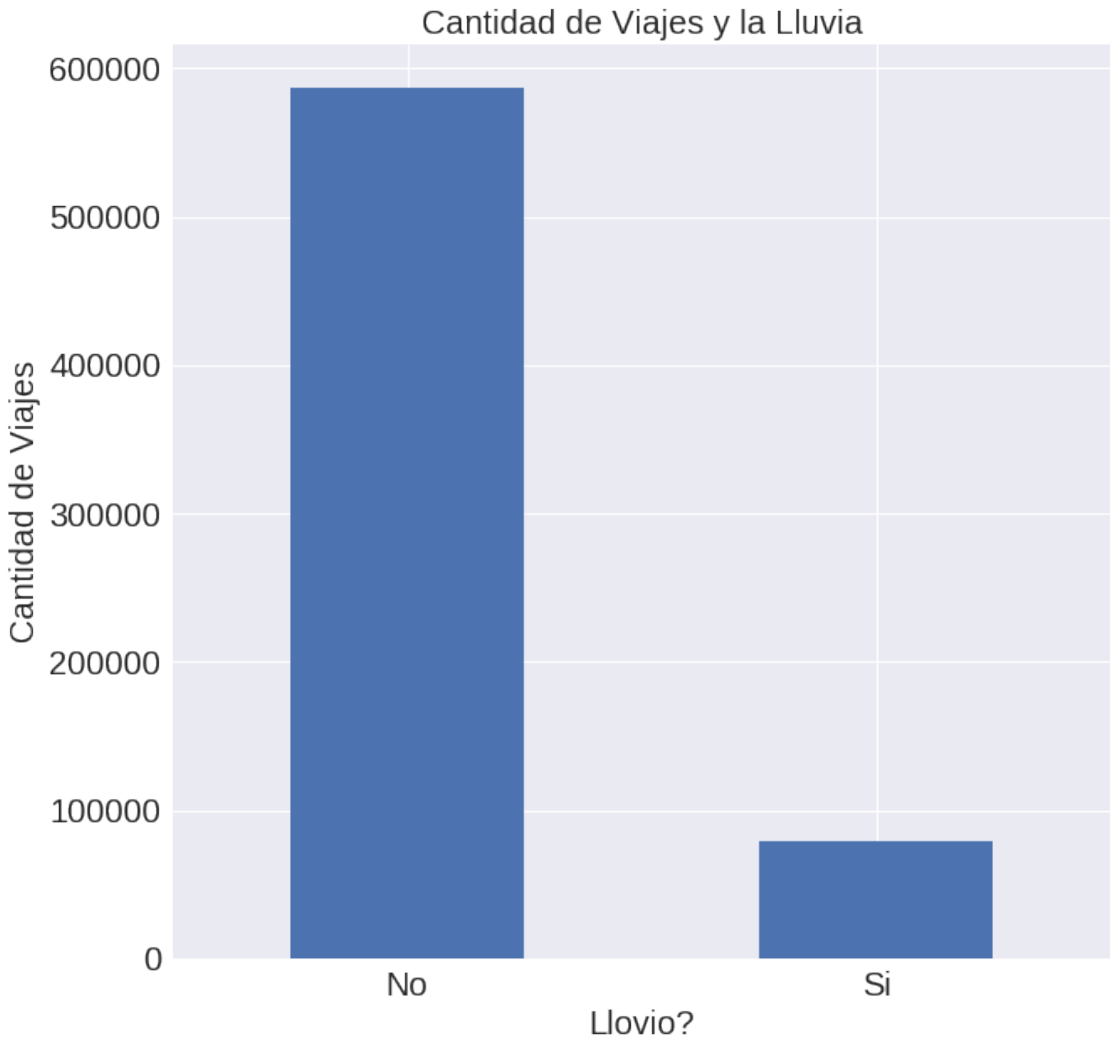
En la siguiente serie de plots se analizara si hay una relación entre los viajes en bicicleta y la lluvia.

```
In [118]: #Funcion para clasificar lluvia.
          def lluvia_y_n(event):
              if isinstance(event, float):
                  return 'No'
              elif 'rain' in event.lower():
                  return 'Si'
              else:
                  return 'No'
```

```
In [119]: joined['lluvia'] = joined['events'].map(lluvia_y_n)
```

7.1.1 2.5.A) Cantidad de Viajes con Lluvia Vs. Cantidad de Viajes sin Lluvia

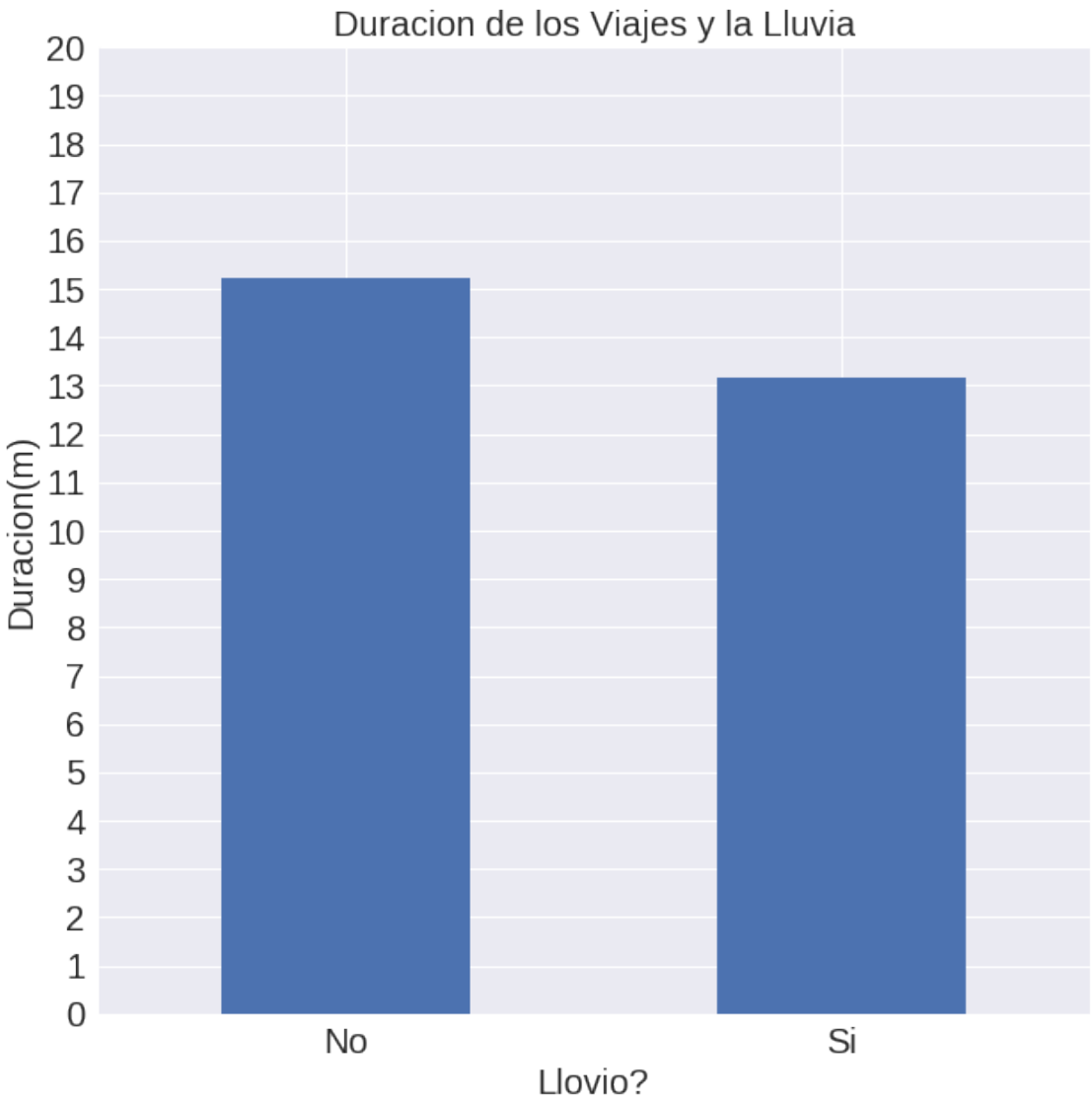
```
In [120]: joined['lluvia'].value_counts().plot.bar(figsize=(10,10), fontsize=20, rot=0);
          plt.xlabel('Llovio?', fontsize=20);
          plt.ylabel('Cantidad de Viajes', fontsize=20)
          plt.title('Cantidad de Viajes y la Lluvia', fontsize=20);
          plt.legend('');
```



Las observaciones que se hacen de este plot son:
* Hay una diferencia de casi 500000 viajes a favor de los días en los que no llueve. Por ende, se puede decir que se viaja mucho más cuando no llueve.
* Los casi 100000 viajes que se producen cuando llueve se pueden deber a que la intensidad de la lluvia es demasiado baja y, por lo tanto, los usuarios optan por seguir viajando.

7.1.2 2.5.B) Duración promedio de los Viajes con Lluvia Vs. Duración promedio de los Viajes sin Lluvia

```
In [121]: joined[['lluvia', 'duration_m']].groupby('lluvia').aggregate('mean').plot.bar(figsize=
          plt.yticks(range(0,21,1));
          plt.xlabel('Llovio?', fontsize=20);
          plt.ylabel('Duracion(m)', fontsize=20)
          plt.title('Duracion de los Viajes y la Lluvia', fontsize=20);
          plt.legend('');
```



Es interesante lo que se puede obtener de este plot. Si bien se realizan muchos más viajes cuando no llueve que cuando llueve, la duración promedio de los viajes cuando llueve es mayor que cuando no llueve. Teniendo en cuenta que hay muchos menos viajes con lluvia que sin lluvia y que eso puede afectar el promedio, esto vuelve a indicar que los viajes que se realizan cuando llueve se producirían cuando la intensidad de la lluvia es baja.

7.1.3 2.5.C) Conclusión de Viajes y Lluvia

La conclusión de esta serie de plots es muy clara, se realizan más viajes cuando no llueve que cuando llueve. Pero las duraciones de los viajes que se realizan cuando llueve son mayores que las duraciones de un viaje promedio cuando no llueve. Como se menciono previamente ese dato puede ser engañoso, pero una posible causa por la cual se presenta este fenómeno es que los viajes se realizan cuando la lluvia tiene una intensidad baja.

8 3) Estaciones y Trayectos

8.1 3.0) Lectura y limpieza de datos

In [124]:
```
from mpl_toolkits.basemap import Basemap

stations = pd.read_csv('../data/station.csv', low_memory=False)

stations.rename(columns={'installation_date':'date', 'long':'lon'}, inplace=True)

#Se cambia el formato de las fechas
stations['date'] = pd.to_datetime(stations['date'])
```

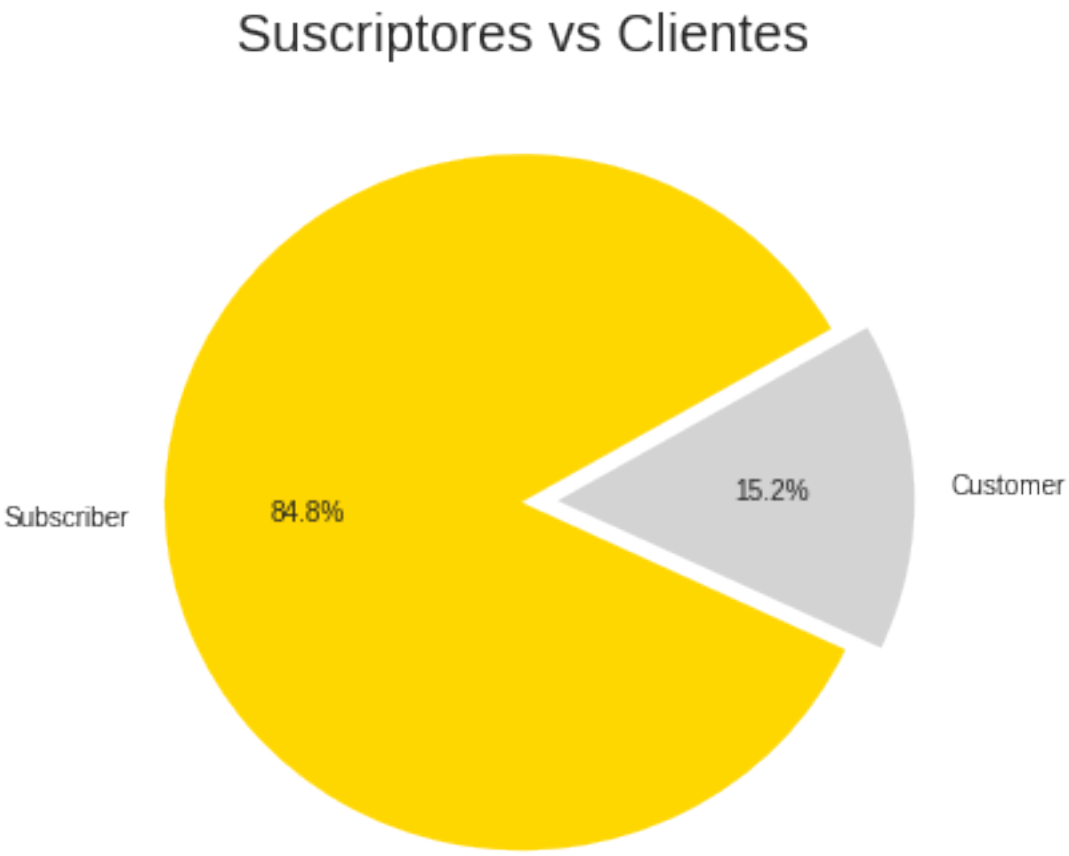
In [125]:
```
trips = pd.read_csv('../data/trip.csv', low_memory=False)

#Se eliminan los zip-codes ya que no seran relevantes para estos analisis
trips.drop('zip_code', 1, inplace=True)

trips.rename(columns={'start_date'        :'s_date' ,
                      'end_date'          :'e_date' ,
                      'start_station_name':'ss_name',
                      'start_station_id'  :'ss_id'  ,
                      'end_station_name'  :'es_name',
                      'end_station_id'    :'es_id'  ,
                      'subscription_type' :'subs'
                     }, inplace=True)

#Se cambia el formato de las fechas y tiempos de incio y fin de cada viaje
trips['s_date'] = pd.to_datetime(trips['s_date'], format='%m/%d/%Y %H:%M')
trips['e_date'] = pd.to_datetime(trips['e_date'], format='%m/%d/%Y %H:%M')

#Se filtra lo mecionado anteriormente,
# las duraciones menores o iguales a 3 minutos con la misma estacion de salida y llega
trips = trips[-((trips['duration'] <= 180) & (trips['ss_id'] == trips['es_id']))]
# los viajes de mas de 12 horas (12 * 3600 = 43200 segundos) y los de entre 11 y 12hs
# a la mañana
trips['start_hour'] = trips['s_date'].map(lambda x: x.hour)
trips = trips[-((trips['duration'] > 43200) | ((trips['duration'] > 39600) & ((trips['

#Se ordenan los viajes por id
trips = trips.sort_values(by='id')
```

8.2 3.1) Usuarios del Servicio

Cómo es la población que utiliza el servicio? Qué tipos de usarios componen la mayoría?

In [126]:
```
#Se separan los tipos de suscripción de cada viaje y se juntan los del mismo tipo
subs = trips.groupby('subs').count()[['id']]
lbls = subs.index.values
```

```
vals = subs.values

plt.figure(figsize=(6, 6));
plt.title('Suscriptores vs Clientes', fontsize=20);
plt.pie(vals, explode=(0.1, 0), labels=lbls, colors=['lightgrey', 'gold'], autopct='%1
plt.savefig('../img/usuarios_del_servicio.png');
plt.show();
```



Aquí se ve que la mayoría de los usuarios, estan suscriptos al serivicio.

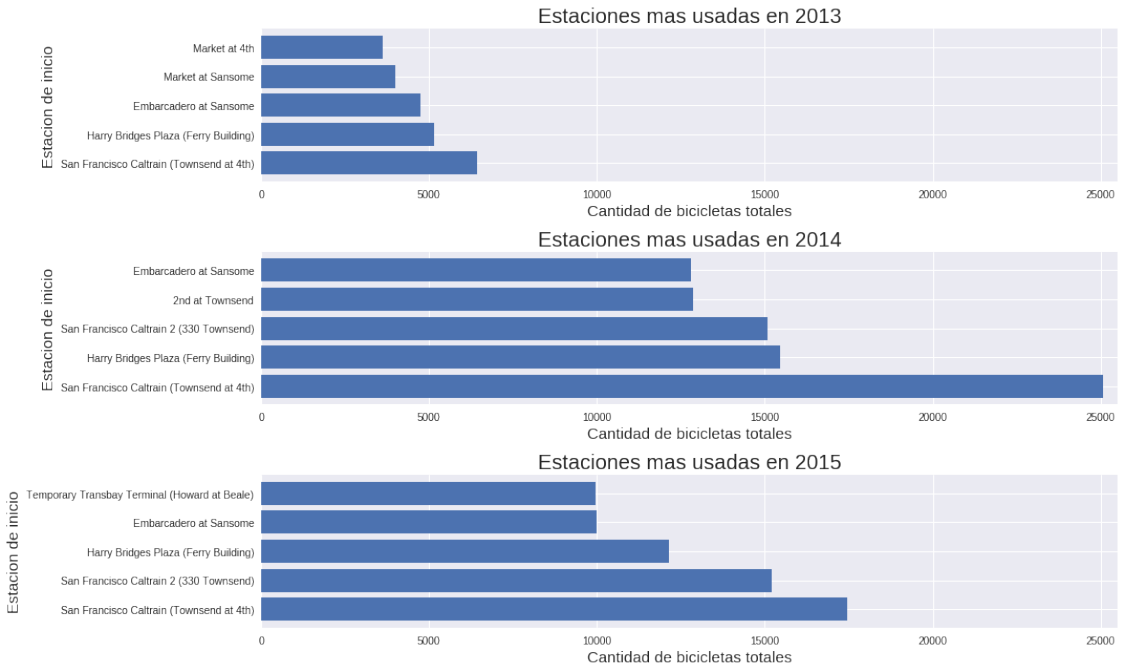
Esto puede indicar o refuerza la idea de que los usuarios del servicio, lo utilizan por necesidad y les es conveniente utilizar las bicicletas de este modo.

8.3 3.2) Estaciones más utilizadas

8.3.1 3.2.1) Estaciones más utilizadas por cada año

```
In [127]: #Se separan los viajes segun el año
          trips_2013 = trips['2014' > trips['s_date']]
          trips_2014 = trips[('2014' < trips['s_date']) & (trips['s_date'] < '2015')]
```

```
trips_2015 = trips['2015' < trips['s_date']]

viaje_anio = [trips_2013, trips_2014, trips_2015]
anios = ['2013', '2014', '2015']

plt.figure(figsize=(15, 9));

for i in range(len(viaje_anio)):
    #Se calcula la suma de bicicletas que partieron de las estaciones usadas en cada a
    viaje_anio[i] = viaje_anio[i].groupby('ss_name')['id'].count().sort_values(ascendi

    ax = plt.subplot(311 + i);
    ax.set_xlim([0, 25500]);
    plt.title('Estaciones mas usadas en ' + anios[i], fontsize=20);
    plt.xlabel('Cantidad de bicicletas totales', fontsize=15);
    plt.ylabel('Estacion de inicio', fontsize=15);
    ax.barh([j for j in range(5)], [valor for valor in viaje_anio[i][:5].values],
            tick_label=[viaje for viaje in viaje_anio[i][:5].index.values]);
    plt.savefig('../img/estaciones_mas_usadas_en_' + anios[i] + '.png');
plt.tight_layout();
```



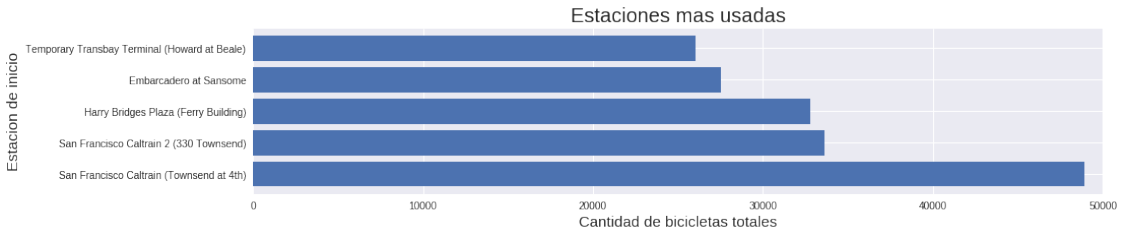
Hay que tener en cuenta que del año 2013 estan registrados los viajes entre Agosto y Diciembre, y del año 2015 de Enero a Agosto, por ese motivo se registran menos cantidad de viajes en cada estacion.

Una observacion interesante es que, para los 7 u 8 meses registrados en 2015, la utilizacion del servicio, si bien es menor a la del año 2014 (12 meses), es parecida. Esto indicaría que hubo un

aumento en la cantidad de viajes entre esos años, igualmente este punto se analizará con detalle más adelante.

8.3.2 3.2.2) Estaciones más utilizadas

```
In [128]: trips_13_15 = trips.groupby('ss_name')['id'].count().sort_values(ascending=False)

          plt.figure(figsize=(15, 3));
          ax = plt.subplot();
          ax.set_xlim([0, 50000]);
          plt.title('Estaciones mas usadas', fontsize=20);
          plt.xlabel('Cantidad de bicicletas totales', fontsize=15);
          plt.ylabel('Estacion de inicio', fontsize=15);
          ax.barh([j for j in range(5)],
                  [c for c in trips_13_15[:5].values],
                  tick_label=[c for c in trips_13_15[:5].index.values]);
          plt.savefig('../img/estaciones_mas_usadas.png');
```



8.4 3.3) Cantidad de viajes por Estación

```
In [129]: from math import pi as PI

          def distancia_grados(dist):
              return (180 * dist) / (6371 * PI)

          def distancia_km(angulo):
              return angulo * 6371 * PI / 180

          def mean(a, b):
              return (a + b) / 2

          def mmap(value, min_in, max_in, min_out, max_out):
              m = (max_out - min_out) / float(max_in - min_in)
              b = min_out - m * min_in
              return m * value + b

In [130]: #Se calcula la cantidad de bicicletas por cada estacion
          bicis_por_estacion = trips.groupby('ss_id').count()[['ss_name']].reset_index()
```

```
bicis_por_estacion.rename(columns={'ss_id':'id', 'ss_name':'count'}, inplace=True)

#Se agrega el nombre de la estacion, la ciudad en donde queda y sus coordenadas
estaciones = pd.merge(stations.drop(['date', 'dock_count'], 1), bicis_por_estacion, on
```

8.4.1 3.3.1) Frecuencia de uso de Estaciones por ciudad

Lo que se quiere ver ahora es, como se distribuyen los viajes realizados entre las estaciones de cada ciudad. (se utiliza la cantidad de bicicletas que parten de una estacion como medida de frecuencia de uso de una estacion)

In [131]:
```
#Se separan las estaciones por ciudad
sf = estaciones[estaciones['city'] == 'San Francisco'].reset_index(drop=True)
sj = estaciones[estaciones['city'] == 'San Jose'     ].reset_index(drop=True)
mv = estaciones[estaciones['city'] == 'Mountain View'].reset_index(drop=True)
pa = estaciones[estaciones['city'] == 'Palo Alto'    ].reset_index(drop=True)
rc = estaciones[estaciones['city'] == 'Redwood City' ].reset_index(drop=True)

ciudades = [sf, sj, mv, pa, rc, estaciones]
nombres = ['San Francisco', 'San Jose', 'Mountain View', 'Palo Alto', 'Redwood City',
#La cantidad de estaciones se va a utilizar para escalar a los tamaños de las estacion
ciudad_cant_estaciones = []
ciudad_bicis = []

#Listas con latitudes y longitudes de cada ciudad
lats = []
lons = []
#Lista con distancias para visualizar en mapas. Las distacias indican en cierto grado,
offsets = []

#Para cada ciudad, vemos su cantidad de estaciones y la cantidad total de bicicletas
for ciudad in ciudades:
    ciudad_cant_estaciones.append(ciudad.shape[0])
    ciudad_bicis.append(ciudad['count'].sum())
    #Para mostrar a todas las estaciones, tomamos la media entre la coordenada maxima
    lat_max, lat_min = ciudad['lat'].max(), ciudad['lat'].min()
    lon_max, lon_min = ciudad['lon'].max(), ciudad['lon'].min()
    lats.append(mean(lat_max, lat_min))
    lons.append(mean(lon_max, lon_min))
    offsets.append(max((lat_max - lat_min) * 0.6, (lon_max - lon_min) * 0.6))
```

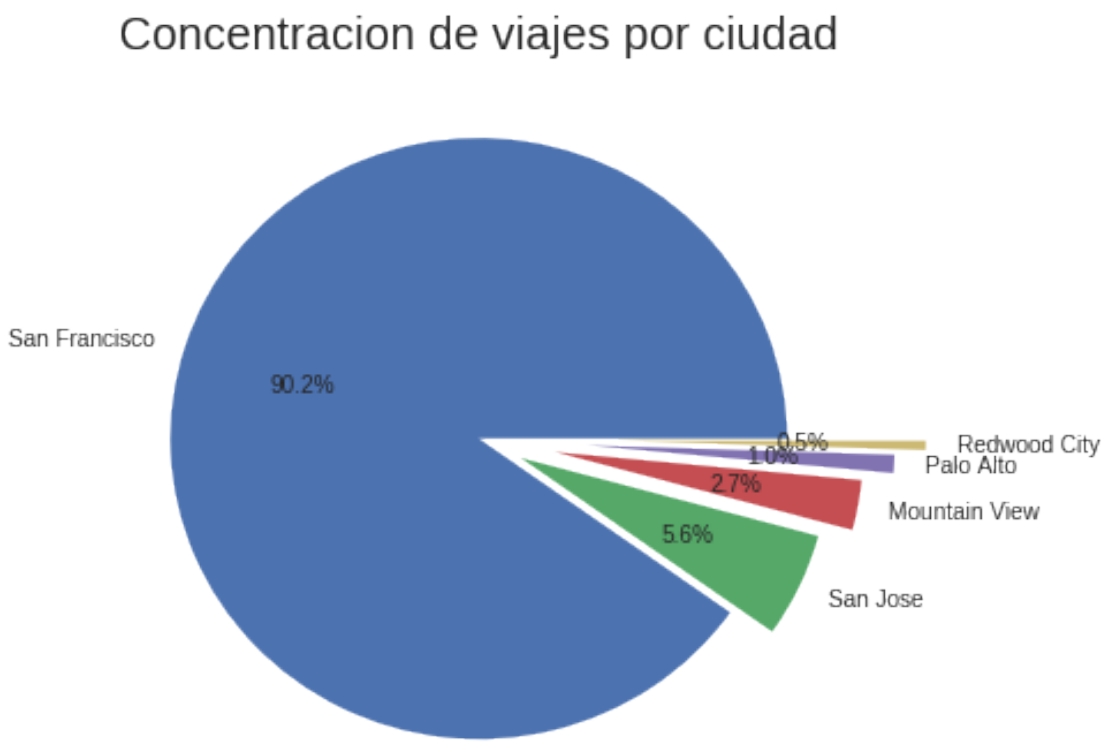
In [132]:
```
plt.figure(figsize=(20, 20))

for i in range(len(ciudades)):
    plt.subplot(331 + i);
    plt.title('Estaciones en ' + nombres[i], fontsize=20);
    mapa=Basemap(projection='merc', resolution='i', epsg=4326,
                 llcrnrlat=lats[i] - offsets[i], llcrnrlon=lons[i] - offsets[i],
```

```
                    urcrnrlat=lats[i] + offsets[i], urcrnrlon=lons[i] + offsets[i])

            #Aqui se escalan los tamaños de las estaciones dependiendo de la ciudad que se mue
            mapa.scatter(ciudades[i]['lon'].values, ciudades[i]['lat'].values, marker='o', c='
                    s=ciudades[i]['count'].apply(lambda x:x/ciudad_cant_estaciones[i]), e

            mapa.arcgisimage(service='Canvas/World_Light_Gray_Base', xpixels=1000, ypixels=100
            plt.savefig('../img/' + nombres[i].lower().replace(' ','_') + '_estaciones_uso.png
```

```
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3222: MatplotlibDepre
  b = ax.ishold()
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3231: MatplotlibDepre
    See the API Changes document (http://matplotlib.org/api/api_changes.html)
    for more details.
  ax.hold(b)
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3296: MatplotlibDepre
  b = ax.ishold()
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3305: MatplotlibDepre
    See the API Changes document (http://matplotlib.org/api/api_changes.html)
    for more details.
  ax.hold(b)
```

8.4.2 3.3.2) Concentración de viajes por ciudad

```
In [133]: plt.figure(figsize=(6, 6))
          plt.title('Concentracion de viajes por ciudad', fontsize=20)
          plt.pie(ciudad_bicis[:-1:], labels=nombres[:-1:], autopct='%1.1f%%', explode=(0, .15,
          plt.savefig('../img/concentracion_viajes_por_ciudad.png')
          plt.show()
```



Gran parte de los viajes parten de estaciones ubicadas en la ciudad de San Francisco. Luego le siguen San Jose, Mountain View, Palo Alto y por último Redwood City.

8.5 3.4) Trayectos más frecuentes

8.5.1 3.4.1) Trayectos por ciudad

Lo que se quiere lograr es, ver cuales son los viajes/trayectos entre estaciones más utilizados.

Ademas de calcular los trayectos hay que juntar los que estan repetidos. Los trayectos con mas repeticiones seran considerados como los más frecuentes.

```
In [134]: #Se calculan las frecuencias de cada trayecto
          trayectos_frec = trips[['id', 'ss_name', 'es_name']].groupby(['ss_name', 'es_name'], a

          trayectos_frec.rename(columns={'id':'count'}, inplace=True)
```

```
In [135]: #Dataframe con los nombres de todas las estaciones y sus coordenadas
          ss_location = stations[['name', 'lat', 'lon', 'city']]
          ss_location.rename(columns={'name':'ss_name', 'lat':'s_lat', 'lon':'s_lon', 'city':'s_

          es_location = stations[['name', 'lat', 'lon', 'city']]
          es_location.rename(columns={'name':'es_name', 'lat':'e_lat', 'lon':'e_lon', 'city':'e_

          #Estos dataframes seran combinados con los de trayectos por la columna que tengan en c
          #Se quiere obtener un dataframe con todos los trayectos, esto es: las estaciones inici
          # de las estaciones y la frecuencia del trayecto
```

```
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/pandas/core/frame.py:2834: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame

See the caveats in the documentation: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/indexing.html#
  **kwargs)
```

```
In [136]: def reducir_trayectos(trayectos_frec):
              l = []
                  #Lista con indice del dataframe del trayecto eliminado
              for i in range(len(trayectos_frec)):
                      #Por cada trayecto
                  if i not in l:
                      #Si esta en el dataframe
                      prim = trayectos_frec.loc[i]
                          #Se obtiene el trayecto actual
                      for j in range(i, len(trayectos_frec)):
                          #Buscamos en lo que resta del dataframe
                          if j not in l:
                              #Si el trayecto que queremos ver, esta en el dataframe
                              seg = trayectos_frec.loc[j]
                                  #Se guarda
                              if prim['ss_name'] == seg['es_name'] and prim['es_name'] == seg['s
                                  #Si coinciden los trayectos
                                  trayectos_frec.loc[i]['count'] += trayectos_frec.loc[j]['count
                                      #Se suman las frecuencias
                                  trayectos_frec.drop(j, inplace=True)
                                      #Se quita al segundo trayecto del dataframe
                                  l.append(j)
                                      #Se coloca en la lista, para que no halla errores
              return trayectos_frec

          #El trayecto A -> B es el mismo que B -> A
          #La funcion junta las repeticiones de estos trayectos
          tf = reducir_trayectos(trayectos_frec)

          #Se añade al dataframe, las ubicaciones de cada estacion
```

```
        tf = pd.merge(tf, ss_location, on='ss_name')
        tf = pd.merge(tf, es_location, on='es_name')
```

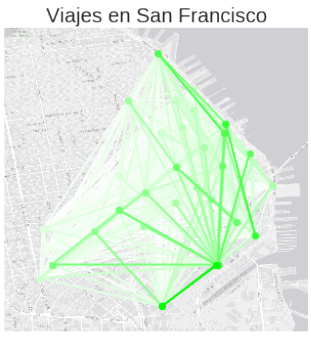
```
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/ipykernel/__main__.py:18: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame

See the caveats in the documentation: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/indexing.html#
```

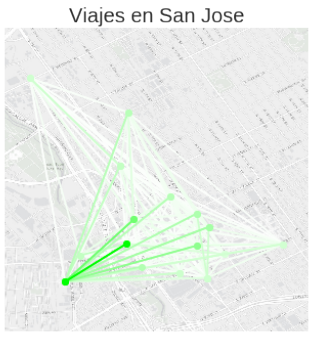
```
In [137]: #Este diccionario se va a contener, por ciudad:
          #  ů lista de tuplas ([lons], [lats], color) que tienen las coord de estaciones de un
          #  ů lista de los trayectos de la ciudad
          viajes = {'San Francisco':[[], []],
                    'San Jose'     :[[], []],
                    'Redwood City' :[[], []],
                    'Mountain View':[[], []],
                    'Palo Alto'    :[[], []]
                   }

          for ciudad in viajes:
              #Se filtran los trayectos por ciudad
              #Aqui se quitan los trayectos con estaciones en distintas ciudades
              viajes[ciudad][1] = tf[(tf['s_city'] == ciudad) & \
                                     (tf['e_city'] == ciudad)].drop(['s_city', 'e_city'], 1).res

              #Se calcula la cantidad maxima de viajes por cada trayecto en cada ciudad
              #Esto es para luego asignar colores a trayectos segun su frecuencia
              max_val = viajes[ciudad][1]['count'].max()
              for indice in range(len(viajes[ciudad][1])):
                  trayecto = viajes[ciudad][1].loc[indice]
                  #Mapeo de la frecuencia del trayecto al intervalo [0;255]
                  color = abs(int(mmap(trayecto['count'], 0, max_val, 255, 0)))
                  #color = abs(color)
                  viajes[ciudad][0].append(([trayecto['s_lon'], trayecto['e_lon']],
                                            [trayecto['s_lat'], trayecto['e_lat']], color))

              #Se ordenan los viajes mas frecuentes al final, asi son mostrados por encima de lo
              viajes[ciudad][0].sort(key=lambda x:-x[2])
```

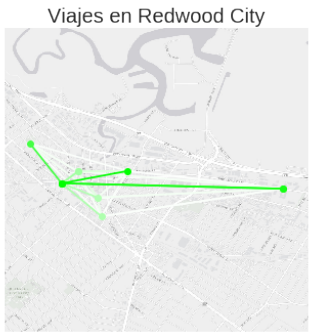
```
In [138]: #Ahora visualizamos los trayectos por ciudad
          plt.figure(figsize=(20, 12))

          for i in range(len(ciudades)-1):
              plt.subplot(231 + i);
              plt.title('Viajes en ' + nombres[i], fontsize=20);
              mapa = Basemap(projection='merc', resolution='i', epsg=4326,
                             llcrnrlat=lats[i] - offsets[i], llcrnrlon=lons[i] - offsets[i],
                             urcrnrlat=lats[i] + offsets[i], urcrnrlon=lons[i] + offsets[i])
```

```
            for trayecto in viajes[nombres[i]][0]:
                #Convertimos el color a un formato RGBA valido
                color = trayecto[2]
                color = '#%02Xff%02X' % (color, color)
                #Ploteamos el trayecto
                mapa.plot(trayecto[0], trayecto[1], 'o-', color=color)

            mapa.arcgisimage(service='Canvas/World_Light_Gray_Base', xpixels=1000, ypixels=100
            plt.savefig('../img/' + nombres[i].lower().replace(' ','_') + '_frecuencia_trayect

        plt.savefig('../img/frecuencia_trayectos.png');
```

```
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3260: MatplotlibDepre
  b = ax.ishold()
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3269: MatplotlibDepre
    See the API Changes document (http://matplotlib.org/api/api_changes.html)
    for more details.
  ax.hold(b)
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3296: MatplotlibDepre
  b = ax.ishold()
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3305: MatplotlibDepre
    See the API Changes document (http://matplotlib.org/api/api_changes.html)
    for more details.
  ax.hold(b)
```



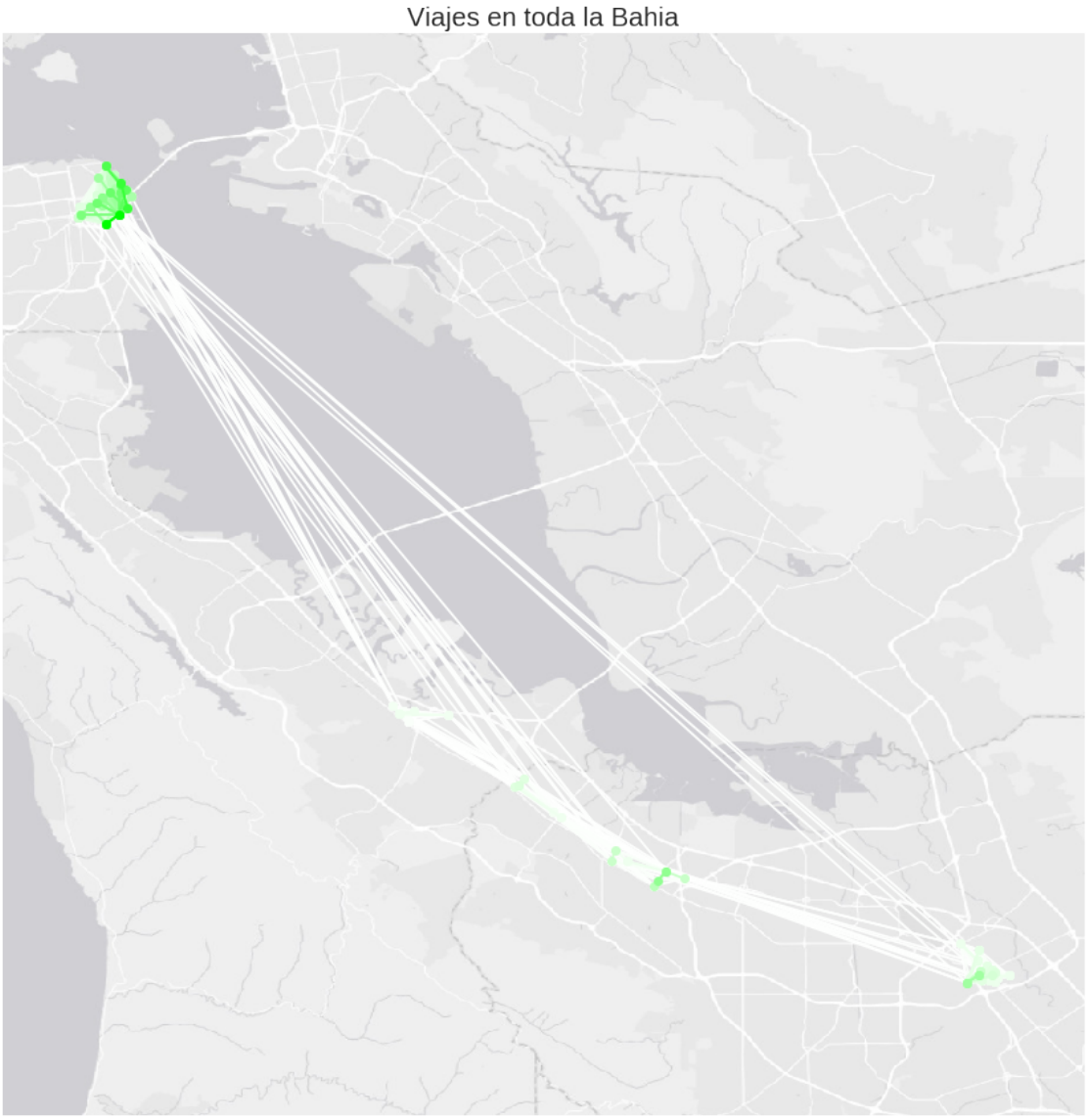




8.5.2 3.4.2) Trayectos de toda la bahia

In [139]:
```
plt.figure(figsize=(15, 15))
plt.title('Viajes en toda la Bahia', fontsize=20)

offset = distancia_grados(35)
mapa = Basemap(projection='merc', resolution='i', epsg=4326,
               llcrnrlat=lats[5] - offset, llcrnrlon=lons[5] - offset,
               urcrnrlat=lats[5] + offset, urcrnrlon=lons[5] + offset )

max_val = tf['count'].max()
tf = tf.sort_values(by='count').reset_index(drop=True)

for indice in range(tf.shape[0]):
    trayecto = tf.loc[indice]
    color = abs(int(mmap(trayecto['count'], 0, max_val, 255, 0)))
    mapa.plot([trayecto['s_lon'], trayecto['e_lon']],
              [trayecto['s_lat'], trayecto['e_lat']],
              'o-', color='#%02Xff%02X' % (color, color));

mapa.arcgisimage(service='Canvas/World_Light_Gray_Base', xpixels=1000, ypixels=1000);
plt.savefig('../img/bay_area_frecuencia_trayectos.png');
```

```
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3260: MatplotlibDepre
  b = ax.ishold()
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3269: MatplotlibDepre
    See the API Changes document (http://matplotlib.org/api/api_changes.html)
    for more details.
  ax.hold(b)
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3296: MatplotlibDepre
  b = ax.ishold()
/home/mk/venv/lib/python3.6/site-packages/mpl_toolkits/basemap/__init__.py:3305: MatplotlibDepre
    See the API Changes document (http://matplotlib.org/api/api_changes.html)
    for more details.
  ax.hold(b)
```



8.6 3.5) Cuál es la cantidad total de bicicletas que se utilizó?

8.6.1 3.5.1) Cantidad de bicicletas en total

```
In [140]: #Se cuentan los valores para cada id de bicicleta diferente
          trips['bike_id'].value_counts().count()
```

```
Out[140]: 700
```

El total de bicicletas diferentes es de 700. Tener en cuenta que esta cantidad de bicicletas que se registraron en todos los datos, eso incluye los diferentes periodos de cada año (2013 4 o 5 meses, 2014 todo el año y 2015 7 u 8 meses).

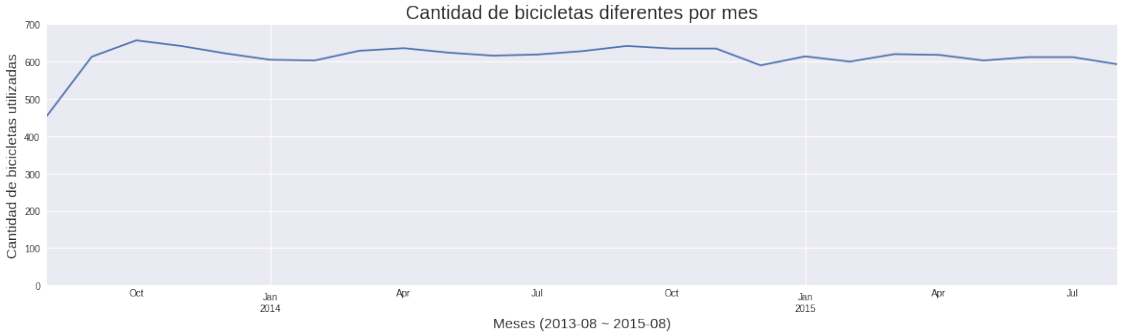
Entonces lo que indica el numero, fue la cantidad de bicicletas que estuvieron en servicio.

A continuacion vemos la cantidad de bicicletas diferentes que estaban disponibles por mes. Ojo, esta es una cota inferior, porque se analizan los datos de viajes realizados, que no dice cuantas bicicletas estaban disponibles.

8.6.2 3.5.2) Cantidad de bicicletas utilizadas por mes

```
In [141]: trips_fechas = trips[['s_date', 'bike_id', 'id']].reset_index(drop=True)
          trips_fechas['s_date'] = pd.to_datetime(trips_fechas['s_date'].dt.strftime('%Y-%m'))
```

```
In [142]: trips_fechas.groupby(['s_date', 'bike_id'], as_index=False).count()\
                     .groupby('s_date')['bike_id'].count().plot.line(figsize=(20, 5), ylim=(0,
          plt.title('Cantidad de bicicletas diferentes por mes', fontsize=20);
          plt.xlabel('Meses (2013-08 ~ 2015-08)', fontsize=15);
          plt.ylabel('Cantidad de bicicletas utilizadas', fontsize=15);
```



En el grafico se ve que la cantidad de bicicletas utilizadas es menor a 700, es decir no siempre se utilizan todas las bicicletas.

9 4) Análisis final: análisis a gran escala

9.1 £El servicio creció con el paso del tiempo?

A continuación se analizará si con el correr del tiempo el servició aumentó en cantidad de viajes y de suscriptores.

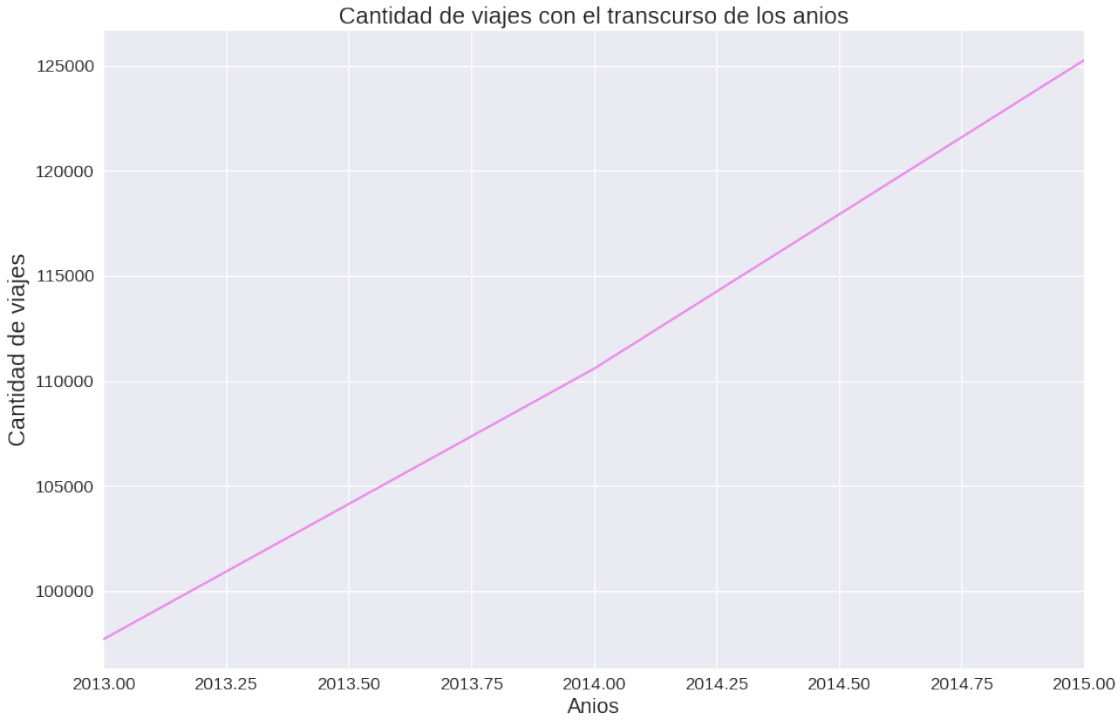
```
In [143]: viajes_anios = trips[['s_date', 'subs']]
          _2013 = viajes_anios[(viajes_anios['s_date'].dt.year) == 2013]
          _2013 = _2013.sort_values(by='s_date')
          _2014 = viajes_anios[(viajes_anios['s_date'].dt.year) == 2014]
          _2014 = _2014.sort_values(by='s_date')
          _2015 = viajes_anios[(viajes_anios['s_date'].dt.year) == 2015]
          _2015 = _2015.sort_values(by='s_date')
```

```
In [144]: _2013.head()
```

```
Out[144]:                  s_date        subs
          541 2013-08-29 09:24:00  Subscriber
          570 2013-08-29 09:24:00  Subscriber
          565 2013-08-29 09:24:00  Subscriber
          566 2013-08-29 09:25:00  Subscriber
          719 2013-08-29 09:31:00    Customer
```

Ya que el año 2013 sólo tiene datos a partir de septiembre y 2015 hasta agosto, se tomarán los últimos 4 meses de cada año para poder realizar la comparación. Cabe mencionar que como se estudió anteriormente, sacando invierno (de enero a marzo), los demás meses presentan una cantidad bastante parecida de viajes, por lo que este análisis no se ve afectado por cuales meses del año se han elegido.

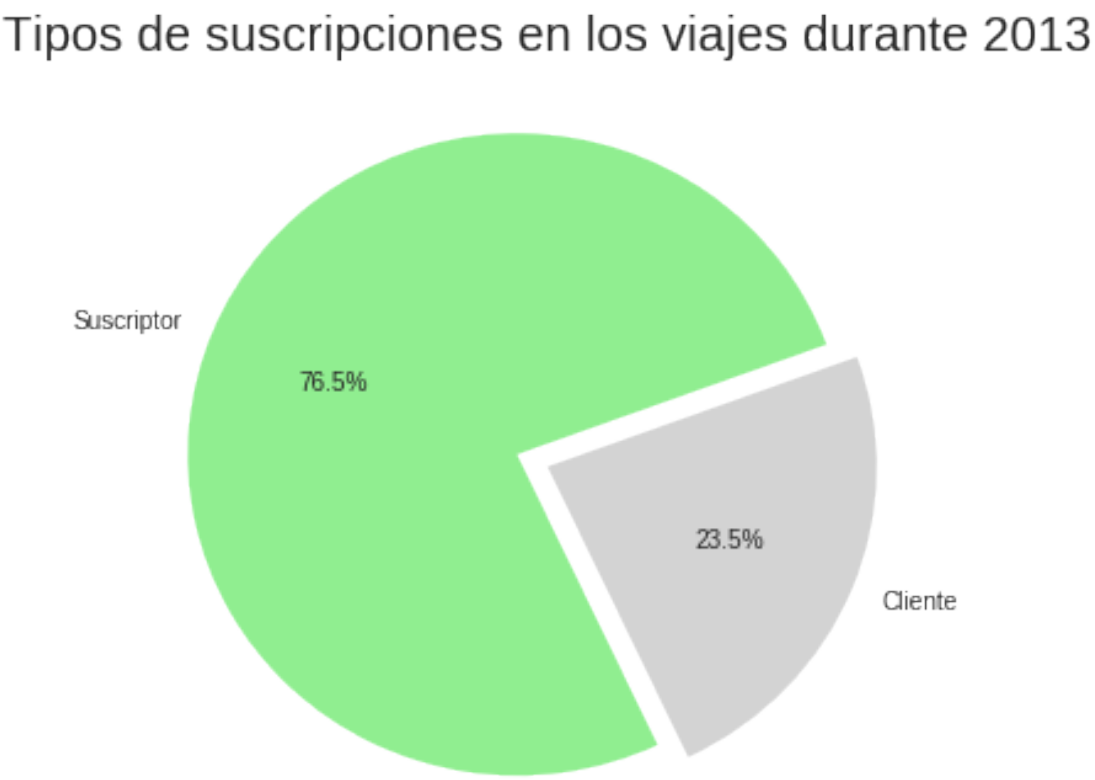
```
In [145]: _2013 = _2013[_2013['s_date'].dt.month >= 9] # elimino los pocos datos de agosto que h
          _2014 = _2014[_2014['s_date'].dt.month >= 9]
          _2015 = _2015[_2015['s_date'].dt.month >= 5]

In [146]: viajes = [_2013.s_date.count(), _2014.s_date.count(), _2015.s_date.count()]
          anios = [2013,2014,2015]

In [147]: d = {'cantidad_viajes': viajes, 'anio': anios}
          viajes_por_anio = pd.DataFrame(data=d)
          viajes_por_anio = viajes_por_anio.groupby('anio').aggregate(sum)

In [148]: viajes_por_anio.plot.line(figsize=(15,10), color='violet', fontsize=15);
          plt.xlabel('Anios', fontsize=18)
          plt.ylabel('Cantidad de viajes', fontsize=20)
          plt.title('Cantidad de viajes con el transcurso de los anios', fontsize=20)
          plt.grid(True)
          plt.legend('');
          plt.show()
```



Como se puede apreciar, con el transcurso de los años los viajes aumentan en forma lineal, por lo que se puede concluir que con el correr del tiempo el servicio cada vez se utiliza más.

9.2 £Cómo cambia el porcentaje de viaje de suscriptos con el correr de los años?

```
In [149]: suscripciones_2013 = _2013.subs.value_counts()
          suscripciones_2014 = _2014.subs.value_counts()
          suscripciones_2015 = _2015.subs.value_counts()

In [150]: sizes = [suscripciones_2013.Subscriber, suscripciones_2013.Customer]
          nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']

          plt.figure(figsize=(6, 6))
          plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes durante 2013', fontsize=20)
          plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['lightgreen',
          plt.show()
```




```
In [151]: sizes = [suscripciones_2014.Subscriber, suscripciones_2014.Customer]
          nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']

          plt.figure(figsize=(6, 6))
          plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes durante 2014', fontsize=20)
          plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['lightgreen',
          plt.show()
```


```
In [152]: sizes = [suscripciones_2015.Subscriber, suscripciones_2015.Customer]
          nombres = ['Suscriptor', 'Cliente']

          plt.figure(figsize=(6, 6))
          plt.title('Tipos de suscripciones en los viajes durante 2015', fontsize=20)
          plt.pie(sizes, labels=nombres, autopct='%1.1f%%', startangle=20, colors=['lightgreen',
          plt.show()
```

Se observa que del 2013 al 2014 hubo un importante aumento en la cantidad de viajes realizados por suscriptores (esto también nos podría decir que los mismos también han aumentado), y luego del 2014 al 2015 esa relación se mantuvo igual. Igualmente como vimos anteriormente del 2014 al 2015 hubo un aumento de viajes, y, como el porcentaje de viajes hechos por suscriptores se mantuvo, implica que en cantidad estos viajes aumentaron y por lo tanto también podriamos decir que los suscriptores lo han hecho.