# Estadística de trenes de spikes

Pablo Chehade pablo.chehade@ib.edu.ar
Redes Neuronales, Instituto Balseiro, CNEA-UNCuyo, Bariloche, Argentina, 2023

En el ámbito de la neurociencia, el estudio de la actividad eléctrica neuronal es esencial para comprender los mecanismos subyacentes al procesamiento de la información en el cerebro. Una herramienta fundamental en este estudio es el análisis estadístico de los spikes o potenciales de acción. En este trabajo, se analizaron datos experimentales obtenidos por Ariel Rokem a través de electrodos intracelulares en un receptor acústico de un saltamontes. Estos datos comprenden la envolvente de una onda sonora presentada al animal y la respuesta neuronal correspondiente en forma de spikes. Se registraron 128 series de datos, cada una correspondiente a la respuesta neuronal ante el mismo estímulo. Todas las series de datos tienen como dato inicial un spike, el cual fue ignorado en el análisis.

## I. DISTRIBUCIÓN DE INTERVALOS ENTRE SPIKES

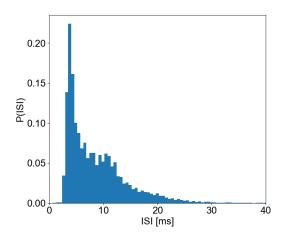


Figura 1: Aproximación de la distribución de intervalos entre spikes P(ISI) de la neurona.

A partir de los datos de spikes, se determinaron los intervalos entre spikes (Inter Spike Interval o ÏSI" por sus siglas en inglés). Estos intervalos se definen como la diferencia temporal entre spikes consecutivos. A continuación, se construyó un histograma de estos intervalos que, normalizado, constituye una aproximación a la distribución de intervalos P(ISI) de la neurona, como se muestra en la figura 1. La ausencia de valores cercanos a cero refleja el período refractario de la neurona, un intervalo post-spike durante el cual es improbable que se genere otro spike. Para valores elevados de ISI, la distribución

muestra un decaimiento que se asemeja a una función exponencial decreciente. En valores intermedios de ISI, se observa un comportamiento atípico con un pico seguido de una meseta de valor aproximadamente constante.

Además, se puede hacer una caracterización cuantitativa de la distribución. La media de la distribución es  $\langle {\rm ISI} \rangle = 8,496~{\rm ms}$  y la desviación estándar,  $\sigma_{\rm ISI} = 5,663~{\rm ms}$ , resultando en un Coeficiente de Variabilidad CV =  $\langle {\rm ISI} \rangle / \sigma_{\rm ISI} = 0,667$ .

### II. DISTRIBUCIÓN DEL NÚMERO DE SPIKES

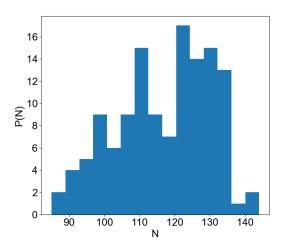


Figura 2: Aproximación la distribución del número de spikes P(N) en cada realización.

Otro modo de caracterizar la respuesta neuronal es estudiando la variación de la respuesta ante el mismo estímulo. Para tal fin se contabilizó el número total de spikes, N, en cada realización y, mediante un histograma, se estimó la probabilidad P(N) de obtener N spikes en una realización. Los resultados se muestran en la figura 2. Se observa que existe una variabilidad en el número de spikes generados en respuesta al mismo estímulo. Esto podría deberse a que el estímulo sonoro no es el único estímulo que recibe la neurona. Hay otros procesos que ocurren en el cerebro o en las neuronas cercanas que también la están estimulando y, por lo tanto, cambiando su respuesta. Cuantitativamente, la media de esta distribución es  $\langle N \rangle = 117$ , mientras que la desviación estándar es  $\sigma_{\rm N}=13,5$ . De este modo, el Factor de Fano F es  $F = \sigma_N^2 / \langle N \rangle = 1.6.$ 

En base a los resultados obtenidos, se puede determinar si el proceso de generación de spikes es del tipo rene-

wal. En estos procesos se cumple la relación  $F = CV^2$ . Sin embargo, en este análisis F es 1.6, mientras que  $CV^2$  es 0.444. Por lo tanto, el proceso no es del tipo renewal. Esta discrepancia es coherente con la naturaleza de las neuronas reales, donde los ISI no son eventos independientes ya que la neurona tiene "memoria" del comportamiento previo.

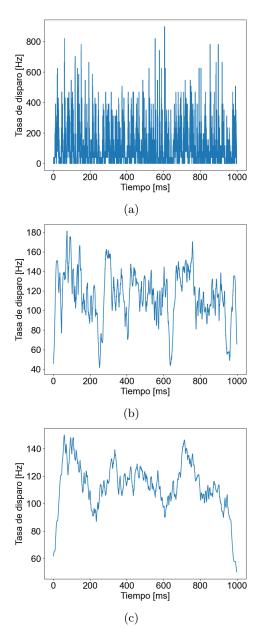


Figura 3: Tasa de disparo para un ancho de caja de a.  $T=2~\mathrm{ms},$  b.  $T=300~\mathrm{ms}$  y c.  $T=1000~\mathrm{ms}.$ 

#### III. TASA DE DISPARO

Una herramienta útil para caracterizar la respuesta generada es la tasa de disparo, que se define como el número

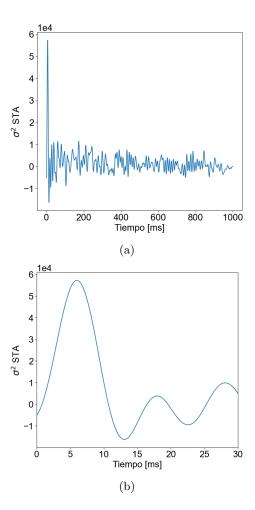


Figura 4: Spike-Trigger-Average (STA) multiplicado por la constante de normalización  $\sigma^2$  en función del tiempo t. En la figura 4.a., se grafica para todo el intervalo temporal, mientras que en la figura 4.b. se grafica una ampliación para un intervalo menor.

de spikes por unidad de tiempo. Esta tasa puede determinarse de dos maneras: promediando las señales de respuesta o, alternativamente, promediando el número de spikes en un intervalo temporal, o "caja", de ancho T para cada tiempo.

En este análisis, se eligió la segunda metodología. La tasa de disparo, calculada para diferentes anchos de caja T, se presenta en la figura 3. Se observa que el histograma es sensible al ancho T seleccionado. Con un T pequeño, como se observa en la figura 3.a, la tasa refleja directamente las señales delta de los spikes. A medida que T se incrementa, la tasa de disparo revela información adicional, como se ve con T=30 ms en la figura 3.b. Este comportamiento se mantiene en un amplio rango de T. Además, se observa un efecto de borde en los extremos temporales: la tasa decae notoriamente. Si T es excesivamente grande, como en la figura 3.c, el comportamiento general cambia debido a la pérdida de detalle de la información. Además, los efectos de borde se vuelven más

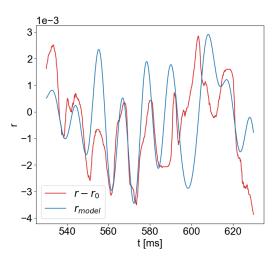


Figura 5: Diferencia en la tasa de disparo respecto a su valor medio  $r - r_0$  y respuesta del modelo lineal  $r_{model}$  adimensionalizada por  $10^9$  en función del tiempo t.

notorios ya que el ancho de la caja se vuelve comparable con la duración total del intervalo de medición.

# IV. RELACIÓN LINEAL ENTRE ESTÍMULO Y RESPUESTA

Hasta el momento, solo se ha caracterizado la respuesta neuronal. También resulta de gran interés estudiar la relación entre el estímulo presentado y la respuesta generada. Para entender tal relación, se puede considerar una descripción lineal de la respuesta en función del estímulo. Esta relación se puede expresar como

$$r(t) = r_0 + \int_0^\infty d\tau D(\tau) S(t - \tau)$$

donde  $r_0$  es una constante y D(t) es una función denominada como kernel lineal.

Asumiendo que el valor medio del estímulo S(t) es nulo, se obtiene que  $r_0$  es el valor medio de la tasa de disparo, 116 Hz en este caso. Al despreciar el tiempo de autocorrelación del estímulo, el kernel lineal adquiere la forma

$$D(t) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{SPIKE} S(t_{SPIKE} - t).$$

Aquí,  $\sigma$  es una constante de normalización,  $t_{SPIKE}$  es el tiempo al que ocurre un spike y la sumatoria se realiza sobre todos los spikes de todas las realizaciones. Con estas aproximaciones, el kernel lineal se conoce como Spike-Trigger-Average (STA).

El STA se presenta en función del tiempo en la figura 4. En esta figura, se destaca un pico para tiempos cortos alrededor de  $T_0=8$  ms. Este sería el tiempo para el cual la neurona tiene mayor probabilidad de generar un spike tras un estímulo. Para tiempos más largos, el STA decae y muestra variabilidad, lo cual indica que la sensibilidad de la neurona disminuye con el tiempo.

Basándose en el STA, se calculó la respuesta  $r_{model}(t)$  del modelo lineal. Para calcular la integral, se discretizó el tiempo y se limitó el intervalo de integración entre 0 y  $T_0$  para evitar la variabilidad en D(t) para tiempos más largos. Consecuentemente, como se tiene la señal estímulo a partir de t=0, se evaluó la respuesta a partir del tiempo  $t=T_0$ . Aunque sería necesario conocer la constante  $\sigma$  para comparar r(t) con  $r_{model}(t)$ , se puede comparar  $r(t)-r_0$  con  $r_{model}(t)$  adimensionalizado arbitrariamente por  $10^9$ . Esta comparación se muestra en la figura 5 para un rango limitado de tiempo usando una ventana temporal de 300 ms para calcular r(t). Se puede observar que el modelo captura aproximadamente el comportamiento de la respuesta, incluidos los picos y las depresiones, aunque presenta una gran variabilidad.

#### V. APÉNDICE

A continuación se desarrolla el código empleado durante este trabajo implementado en Python.

```
#Import libraries
     import matplotlib.pyplot as plt
2
     import numpy as np
3
     #Import data .dat
     spikes = np.loadtxt('spikes.dat')
     stimulus = np.loadtxt('stimulus.dat')
     def ISI_calculation(realizacion):
         #Calculo los ISI de una realizaci n realizacion es un vector de 0 y 1. Devuelve un
              vector con los ISI en unidades de 0.1 ms
         index_last_spike = 0
12
         for i in range(1,len(realizacion)):
13
             if realizacion[i] == 1:
14
                 ISI.append(i-index_last_spike)
15
                 index_last_spike = i
16
```

```
return np.array(ISI)
17
18
     def ISI_total_calculation(realizaciones):
19
         #Calculo los ISI de todas las realizaciones
20
         #realizaciones es una matriz de 0 y 1
21
         #Devuelve un vector con los ISI en unidades de 0.1 ms
22
         ISI = np.array([])
23
         for realizacion in realizaciones:
24
             ISI = np.concatenate([ISI, ISI_calculation(realizacion)])
25
         return ISI
26
     ISI_total = ISI_total_calculation(spikes)
27
     factor_to_ms = 1/10
28
29
     #Grafico el histograma normalizado de los ISI
30
     fig, ax = plt.subplots(1,1, figsize=(8,7))
31
     ax.hist(ISI_total*factor_to_ms, bins=100, density = True) #density=True
32
     ax.set_xlabel('ISI_[ms]')
33
     ax.set_ylabel('P(ISI)')
34
     ax.set_xlim([0,40])
35
     plt.show()
36
37
     #Calculo media, desviaci n estandar y CV
38
     media = np.mean(ISI_total)
39
     desvio = np.std(ISI_total)
40
41
     CV = desvio/media
     print(f'Media:_\[media*factor_to_ms\]\[ms]')
42
     print(f'Desviaci nuestandar:u{desvio*factor_to_ms}u[ms]')
43
     print(f'CV: [CV]')
44
45
     def N_calculation(realizaciones):
46
         #Calculo N. Devuelve un vector con los N
47
         return np.sum(realizaciones, axis=1)
48
49
     #Histograma de Ns normalizado
50
     fig, ax = plt.subplots(1,1, figsize=(8,7))
51
     ax.hist(N_calculation(spikes), bins=15) #density=True
52
     ax.set_xlabel('N')
53
     ax.set_ylabel('P(N)')
54
     plt.show()
55
56
     #Calculo media, desviaci n est ndar y factor de Fano
57
     media = np.mean(N_calculation(spikes))
58
     desvio = np.std(N_calculation(spikes))
59
     Fano = desvio**2/media
60
61
     print(f'Media: [media}')
     print(f'Desviaci nuestandar:u{desvio}')
62
     print(f'Fano: [Fano}')
63
64
     def firing_rate_total_calculation(realizaciones, T):
65
         Calculo la tasa de disparo usando una caja de ancho T expresada en unidades de 0.1
67
             ms, es decir, como ndice . Tiene que ser m ltiplo de 2
         N_realizaciones = len(realizaciones)
69
         return np.convolve(np.sum(realizaciones, axis = 0), np.ones(T), mode = "same")/T/
70
             N_realizaciones
71
     #Grafico la tasa de disparo
72
     def plt_tasa_de_disparo(T, save = False):
73
         fig, ax = plt.subplots(1,1, figsize=(8,6))
74
         y_vec = firing_rate_total_calculation(spikes[:,1:], T)/factor_to_ms*1e3
75
         x_vec = np.arange(len(y_vec))*factor_to_ms
76
         ax.plot(x_vec, y_vec)
77
         ax.set_xlabel('Tiempou[ms]')
78
```

```
ax.set_ylabel('Tasaudeudisparou[Hz]')
79
80
          ax.set\_title(f"Ancho_de_caja_T_= \{T/10\}_ms")
          plt.show()
81
82
          if save == True:
              fig.savefig(f'tasa_de_disparo_{T}.png', bbox_inches='tight')
83
84
      plt_tasa_de_disparo(300, save = False)
85
86
      def t_spikes_calculation(realizacion):
87
          #Calculo los tiempos a los que se da un spike (t_spkies) de una realizaci n
88
          #realizacion es un vector de 0 y 1
89
          #Devuelve un vector con los t_spikes en unidades de 0.1 ms
90
          tiempos = np.array(realizacion)*np.linspace(0, len(realizacion), len(realizacion))
91
          #Descarto tiempos nulos
92
          t_spike = tiempos[tiempos != 0]
93
          return t_spike
94
95
      def t_spikes_total_calculation(realizaciones):
96
          #Calculo los tiempos a los que se da un spike (t_spkies) de todas las realizaciones
97
          #realizaciones es una matriz de 0 y 1
98
          #Devuelve un vector con los t_spikes en unidades de 0.1 ms
99
          t_spike = np.array([])
100
          for realizacion in realizaciones:
101
102
               t_spike = np.concatenate([t_spike, t_spikes_calculation(realizacion)])
103
          return t_spike
104
105
      t_spikes_total = t_spikes_total_calculation(spikes)
      def kernel_lineal(t, t_spikes_total, stimulus_vec):
106
107
          Calcula D*sigma**2 expresado en unidades de dB
108
          t [0.1 ms]
109
          , , ,
110
          #Calculo la diferencia entre tiempos
111
          dif = t_spikes_total - t
112
          #Convierto el array de float a array de int
113
          dif = np.array(dif, dtype=int)
114
          #Elimino elementos negativos
115
          dif = dif[dif >= 0]
116
          #Eval o S en dif como
117
          S_dif = stimulus_vec[dif]
118
          #Calculo D
119
          D = np.sum(S_dif)
120
          return D
121
122
      def kernel_constante(realizaciones):
123
124
          Calcula r0: valor medio de la tasa de disparo expresado en unidades de 1/0.1 ms
125
126
          return np.mean(realizaciones)
127
128
      #Calculo kernel_lineal y kernel_constante
129
      D_vec = np.empty(len(stimulus[:,0]))
130
      t_spikes_total = t_spikes_total_calculation(spikes)
131
132
133
      for i in range(len(stimulus[:,0])):
          D_vec[i] = kernel_lineal(i, t_spikes_total, stimulus[:,1])
134
      r0 = kernel_constante(spikes[:,1:])
135
      print(f"r0_{\sqcup} = \{r0/factor\_to\_ms*1e3\}_{\sqcup}[Hz]")
136
      #Grafico D
137
      fig, ax = plt.subplots(1,1, figsize=(8,7))
138
      ax.plot(np.arange(len(stimulus[:,0]))*factor_to_ms, D_vec, color = "tab:blue")
139
      #Expreso el eje y en forma cient fica
140
      ax.ticklabel_format(axis="y", style="sci", scilimits=(0,0))
141
      # ax.plot(t_spikes_total)-
142
```

```
ax.set_xlabel('Tiempou[ms]')
143
144
      ax.set_ylabel('$\sigma^2$\sigma^1)
      plt.show()
145
146
147
      def modelo_lineal(r0, D_vec, stimulus_vec):
148
149
          Calcula la tasa de disparo r con el modelo lineal en funci n de rO, D_vec y
150
              stimulus.
          r(t) = r0 + int_0^infty D(t')*stimulus(t-t')
151
          , , ,
152
          r_model = np.empty(len(stimulus_vec))
153
          Delta_t = factor_to_ms #Esta igualdad es una casualidad
154
          for t in range(len(stimulus_vec)):
155
               integral = 0
156
               TO = 300 #[0.1 ms]. L mite superior de la integral
157
               if t < T0: #En esa regi no puedo hacer la integral
158
                   r_model[t] = 0
159
               else:
160
                   for tau in range(T0):
161
162
                        integral += D_vec[tau]*stimulus_vec[t-tau]*Delta_t
                   r_model[t] = integral
163
          return r_model
164
165
      r_model_vec = modelo_lineal(r0, D_vec, stimulus[:,1])
166
      #Grafico r y r_model
167
      fig, ax = plt.subplots(1,1, figsize=(8,7))
168
      T = 300
169
      r_vec = firing_rate_total_calculation(spikes[:,1:], T)
170
171
      ind_min = 0
172
      ind_max = 10000
173
174
      ax.plot(np.arange(len(r_vec))[ind_min:ind_max]*factor_to_ms, (r_vec - r0)[ind_min:
175
         ind_max], color = "tab:red", label = "r_{\sqcup} - r_{\square}")
      ax.plot(stimulus[:,0][ind_min:ind_max], r_model_vec[ind_min:ind_max]/1e9, color = "tab:
176
         blue", label = "$r_{model}$")
      #Expreso eje y en forma cient fica
177
      ax.ticklabel_format(axis="y", style="sci", scilimits=(0,0))
178
      ax.set_ylabel('r')
179
      ax.set_xlabel('tu[ms]')
180
      ax.legend()
181
      plt.show()
182
```