**Signal Detection Theory**

Enfoques para el análisis e interpretación de los datos.

Adriana **Felisa** Chávez De la Peña

*Lab 25*

Taller de Investigación III – **Tarea Extra**

# Introducción

Para comenzar con este trabajo, comenzaré con una breve integración de las perspectivas utilitarista y bayesiana que guían el análisis de los datos obtenidos en tareas de Detección de Señales. Para ello, se hará una comparación del artículo que originalmente produce para el desarrollo de mi experimento, ‘Utilizing Signal Detection Theory’ de Lynn & Feldman (2014), con el artículo publicado por Wei Ji Ma en el 2012 en donde se explora la integración de nociones probabilísticas en el estudio de la percepción.

De manera general, la Teoría de Detección de Señales entiende la percepción implica un proceso de toma de decisiones, donde la información que se recibe conlleva un grado incertidumbre, que el organismo tiene que compensar con la información de la que dispone sobre la situación de elección.

En otras palabras: en el mundo existen señales cuya detección es relevante para el sistema, sin embargo, éstas no aparecen en el vacío sino que se presentan dentro de un universo cargado de ruido (información cuya detección no interesa al sistema). Ante una experiencia sensorial particular, el organismo tiene que decidir si ésta cumple o no con cierto criterio, para poder afirmar que la señal está presente, o bien, se reporta la presencia exclusiva de ruido (no señal).

Una segunda consideración de la SDT, es que la incertidumbre conlleva a un riesgo mayor a cometer errores.

# Enfoque utilitarista

La SDT comienza a desarrollarse en términos de organismos que, ante la incertidumbre sensorial, deben elegir entre

De acuerdo al enfoque ‘utilitarista’ (Lynn & Feldman, 2014), el sistema busca generar un criterio de detección óptimo, que maximice la utilidad como una función de tres parámetros: la matriz de pagos, la tasa base (la prior) y la similaridad entre la señal y el ruido (d’). De esta forma, se puede generar una predicción con base en las condiciones del experimento, contra la cual se compare el desempeño del sistema evaluado, interpretando la diferencia como resultado de la estimación errónea de uno o más de los parámetros.

Se espera que si el sistema tiene baja sensibilidad (d’ pequeña), compense esta falta de información dando mayor peso al sesgo permeado por la matriz de pago, mostrando una tendencia más ‘extrema’ hacia una de las respuestas.

Para describir la relación entre el sesgo y la sensibilidad se traza una línea de respuesta óptima (LOR, por sus siglas en inglés), que parte de la ecuación que describe Beta como una relación entre d’ y la medida de sesgo c, para definir Beta óptima a partir de la matriz de pagos (j,a, h y m) y la tasa base (alfa), maximizando la utilidad ante cualquier nivel de sensibilidad.





Mientras que la B óptima se calcula con independencia de la sensibilidad, la definición de Beta como función de d’ y c aporta una forma de evaluar los cambios en la detección en escenarios con una matriz de pago constante, pero distinta sensibilidad. El sesgo evaluado con Beta es constante, pero cambia en términos de c. La discrepancia entre LOR y el desempeño real del participante proporciona un indicador de qué tan bien se ajusta el sesgo dado el nivel de sensibilidad.

# Enfoque Bayesiano

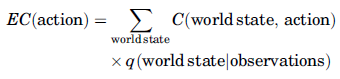
Los primeros en aplicar la probabilidad al estudio de la percepción fueron Helmholtz y Mach. Una de las formas en que el organismo puede compensar la incertidumbre en la información que procesa es mediante la aplicación de la regla de Bayes. Es decir, que cuando el observador tiene que decidir si la señal está o no presente, no se vale únicamente de la información sensorial que de hecho recibe, sino que la computa con la información (en términos de probabilidad) que tiene sobre el fenómeno.

Asumir que la detección de señales surge de manera análoga a como funciona la regla de Bayes, implica asumir que los sistemas tienen cierto conocimiento sobre la distribución de probabilidad de ciertos fenómenos (señales y ruido) p(fenómeno), que puede expresarse como una probabilidad condicional que depende de la evidencia sensorial que se esté analizando q(fenómeno|evidencia). La información que se tiene llegado el primer ensayo respecto de dicha probabilidad condicional, se va actualizando conforme las experiencias que se tengan.

La aplicación del enfoque Bayesiano en el análisis de una tarea de Detección de Señales implica la contemplación de ciertos supuestos. A la estructura estadística de la tarea de detección que se esté evaluando, se le conoce como modelo generativo. El observador que conozca las distribuciones de probabilidad contempladas por el modelo generativo de una tarea en concreto, podrá entonces aplicar la regla de Bayes para calcular la distribución de probabilidad deseada, conocida como distribución a posteriori.



La decisión que se tome, reportando o no la presencia de la señal, ante una evidencia sensorial particular tiene un valor (costo o utilidad) que resulta de la correspondencia entre lo que decido reportar y lo que de hecho se encuentra en el ambiente C(fenómeno, elección). De tal forma que el Valor esperado (EC) de cada respuesta posible (‘sí está la señal’ o ‘no está’) resulta del promedio ponderado de la sumatoria de los fenómenos posibles (la distribución probabilística del ruido y la señal), donde cada estado posible de la realidad recibe un peso diferente dependiendo de la probabilidad con que corresponde a un tipo particular de evidencia sensorial.



Se dice que el sistema es óptimo cuando se busca que el valor esperado sea lo menos costoso posible. Y dado a que típicamente aquello que resulta costoso son los errores, se predice que el sistema buscará maximizar su predicción (tasa de aciertos y rechazos correctos).

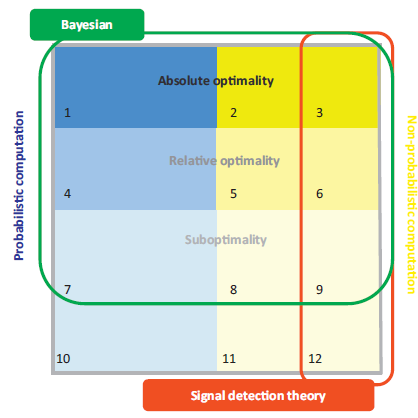
En condiciones experimentales, la estructura estadística de la tarea es diseñada por el experimentador. Sin embargo, en situaciones reales las distribuciones de probabilidad a las que tiene acceso el sistema son completamente subjetivas, corresponden a sus creencias y expectativas, y se van actualizando ensayo a ensayo. En estos términos, la p(fenómeno) corresponde a la distribución a priori que nos habla de la información de la que dispone el sistema antes de la primer exposición; en tanto que p(evidencia|fenómeno) se ubica como la función de verosimilitud que nos habla de la correspondencia entre la evidencia observada y la hipótesis que tenemos sobre la presencia o ausencia de una señal. De acuerdo a la aplicación de la regla de Bayes, la optimabilidad de una respuesta está definida por la probabilidad con que una misma evidencia sensorial corresponde con un estado del mundo particular u otro (con la distribución de ruido y señal), algo a lo que identificamos como estimación Maximun A Posteriori (MAP).

La MAP implica el cómputo de las probabilidades que conforman la estructura estadística de la tarea de detección; sin embargo, el que la conducta de un sistema corresponda con la MAP no es evidencia suficiente de que de hecho esté trabajando en términos de probabilidad. La alternativa más simple implicaría asumir que el sistema ha moldeado su propia MAP de manera operante, a partir de las consecuencias que han obtenido sus respuestas en ensayos previos. Una forma de averiguar si los sujetos están computando probabilidades, o no, es evaluar sus reportes de detección en relación a la incertidumbre sensorial, en cuyo caso podríamos asumir con un mayor grado de certidumbre que los sujetos estarían compensando la incertidumbre sensorial que detectan con información probabilística. No toda optimabilidad refleja un cómputo probabilístico, de la misma forma en que no todo cómputo probabilístico nos lleva a la optimabilidad.

De esta forma, se remplaza la idea de que “La optimabilidad bayesiana implica un cómputo probabilístico” (lo cual implica únicamente una correspondencia con la MAP) por la idea de que ‘si la regla de elección empleada por los sujetos depende de la incertidumbre contenida en la información sensorial, implica que existe un cómputo de incertidumbre, y por tanto, probabilístico”.

Esta inferencia Bayesiana busca la optimabilidad, pero no es necesariamente un sinónimo de la misma. Si el sistema estima erróneamente alguna de las probabilidades cuyo cómputo le permite llegar a la MAP, terminará por caer en una inferencia subóptima. Estas estimaciones erradas pueden darse en relación a discrepancias entre la estructura estadística de la tarea experimental respecto de aquella que se encuentra en el ‘mundo real’, o bien, a que sencillamente resulta muy difícil de aprehender para el organismo. Toda inferencia óptima resulta de la aplicación de la regla de Bayes, pero no toda aplicación de la regla de Bayes termina en una inferencia óptima.

La optimabilidad a la que se aspira mediante la regla de elección, o criterio, puede ser absoluta o relativa dependiendo del tipo de información que estemos analizando. Es decir que si la señal que interesa detectar corresponde a un tipo específico de input sensorial, hablamos de una optimabilidad absoluta; en tanto que si la señal corresponde a una categoría abstracta, cuya evidencia aparece en términos de representaciones inespecíficas que parten de lo que conocemos del fenómeno que interesa detectar, se habla de una optimabilidad relativa.



# Integración

La teoría de detección de señales implica un cómputo Bayesiano Óptimo