|  |  |
| --- | --- |
| **Contenido**  En este artículo se utiliza el modelo estadístico de detección de señales como una herramienta para evaluar diferencias entre la sensibilidad y reactividad que muestran personas con y sin fobia (en concreto, personas con fobia a las arañas y a objetos punzocortantes) ante ciertos estímulos. Mientras que la idea predominante en la literatura es que las personas con fobia son más sensibles y reactivas ante estímulos relacionados con su fobia, en comparación con personas control, la propuesta de los autores es que esta diferencia puede no ser sólo específica de dominio y extenderse a los estímulos aversivos en general.  Los supuestos que los autores del artículo pretenden explorar con su método son: (1) Las personas con fobia son más veloces al detectar estímulos amenazantes, por lo que deberían cometer un mayor número de falsas alarmas ante estímulos parecidos (Valores bajos de d’); (2) Las personas con fobia responden de manera exacerbada ante los estímulos que perciben como una amenaza, por lo que se espera encontrar un criterio de elección liberal (Valores bajos de c). | **Método**  Se propone una tarea de detección donde la señal a detectar sean los estímulos previamente presentados a los participantes durante una sesión de entrenamiento.  Se trabajó con un set de 100 fotografías (En categorías: Arañas (20); instrumentos de cirugía (20); flores (20); desperdicios corporales (20) y comida podrida (20)).  En una primera fase, se mostró a los participantes la mitad de las fotografías (10 de cada categoría) por 500 ms cada una, después de lo cual, se les hacía ver un video distractor de 5 min de duración. Finalmente, en la fase de prueba, se les mostraba el set completo de fotografías y se les daba la instrucción de indicar cuáles recordaban haber visto previamente.  Para el análisis de datos, se compararon las medias obtenidas por grupo para los parámetros de sensibilidad (d’) y sesgo (c). |
| **Resultados**  Se reportan las medias por grupo y por categoría de fotografía, tanto para los parámetros d’ y c, como para la tasa de Hits y Falsas alarmas obtenidos (que, de cualquier forma, no son otra cosa que la materia prima para el cálculo de los parámetros del modelo).  Posteriormente, se corrieron varios análisis tipo ANOVA para evaluar si las diferencias entre grupos y entre tipo de fotografía, son estadísticamente significativas. No se encontraron diferencias significativas en ninguna de las comparaciones hechas.  En lo personal, lo que más me llamó la atención tras revisar los datos reportados, fue el hecho de que se reportaran valores negativos de d’ en al menos cuatro ocasiones. Esto no parece tener mucho sentido si entendemos d’ como una medida de la distancia que existe entre las distribuciones de ruido y señal. Un valor negativo podría sugerir que las distribución de Señal tiene valores inferiores a la distribución de Ruido, lo que contradice directamente uno de los supuestos más básicos del modelo. | **Aplicación**  La revisión de éste y otros artículos en que se aplique la metodología propuesta por el modelo de detección de señales, me permite tener un mejor entendimiento sobre cómo se interpretan y reportan los resultados obtenidos en términos de la lectura de sus parámetros.  Sin embargo, una limitante importante para determinar la relevancia del presente estudio es que no se especifica el número de repeticiones (si es que las hubo) por estímulo visual. Esto tiene gran peso para la interpretación de los resultados obtenidos, sobre todo considerando que lo que se muestran son las medias de ejecución.  En vista de todas las observaciones hechas hasta el momento, parece ser que el presente artículo no es el mejor ejemplo de cómo aplicar, analizar e interpretar los resultados obtenidos con un protocolo de detección de señales. Sin embargo, soy optimista y me gusta pensar que si bien no es rescatable como un ‘ejemplo a seguir’, sí es útil como un ‘ejemplo de lo que no se debe hacer’. |
| **Referencia:**  Sawchuk, C., Meunier, S., Lohr, J., Westendorf, D. (2002). Fear, disgust, and information processing in specific phobia: The application of signal detection theory. Anxiety Disorders. 485-510. | |
| **Contenido**  Se propone utilizar Teoría de Detección de Señales como una herramienta para evaluar si personas identificadas con un alto nivel de paranoia (de acuerdo a un cuestionario), son más propensos a juzgar como ‘hostiles’ los rostros que se les pide evaluar en una tarea de detección.  Se propone un experimento donde se intercalan varios bloques de la misma tarea, con la presentación de estímulos visuales que evoquen en los participantes estados emocionales de valencia positiva, neutra y negativa. Usando para ello, el material estandarizado IAPS: International Affective Picture System.  Las hipótesis alrededor de las cuales se desarrolla la investigación son:   1. Los participantes con niveles altos de paranoia, mostrarán una mayor propensión a juzgar un rostro como ‘hostil’ (a.k.a ‘sesgo liberal’; i.e. valores bajos de Beta) 2. Bajo la condición que promueve la experiencia de emociones negativas en los participantes, se espera observar un incremento en la propensión a identificar los rostros como ‘hostiles’ (i.e. valores aún más bajos de Beta). | **Método**  Se diseñó una tarea de detección en que, por cada bloque, se mostraba a los participantes aleatoriamente 75 rostros hostiles y 75 rostros neutrales, pidiéndoles que indicaran las ocasiones en que identificaran un rostro como hostil. Los rostros presentados no se repiten dentro ni entre bloques.  El experimento comienza con una fase de entrenamiento en que los participantes se enfrentaron a la tarea de detección por 150 ensayos, con el fin de familiarizarlos con las instrucciones y estabilizar la respuesta. Posteriormente, se aplicó un par de escalas psicométricas que permitió la clasificación de los participantes en dos grupos: Paranoia Alta y Paranoia Baja.  El experimento se corrió en tres bloques. En cada uno de ellos, la presentación de cada rostro a evaluar fue precedida por una imagen ‘emocionalmente evocativa’; siendo la valencia de dicha emoción quien marcara la distinción entre los tres bloques: positivo, neutral y negativo. Como control experimental, después de cada bloque se aplicó un cuestionario que evaluara el estado emocional de los participantes y con ello, la validez de la manipulación propuesta. |
| **Resultados**  Se reportan las medias de ejecución para los dos grupos, traducidas en los parámetros Beta (Sesgo) y d’ (Discriminabilidad).  A pesar de que los grupos experimentales propuestos con base en el puntaje obtenido en la escala de Paranoia (Paranoia Baja y Paranoia Alta) difirieron de manera significativa en cada una de las subescalas, en la sesión de entrenamiento (previa al cuestionario), no se encontraron diferencias significativas en su ejecución.  De acuerdo a los cuestionarios aplicados entre bloques, las imágenes presentadas consiguieron evocar efectivamente las emociones de interés. Sin embargo, no se observan diferencias significativas en la ejecución de los participantes a lo largo de los tres bloques. Esto sugiere que los participantes no ajustaron su conducta a la emoción evocada por cada sesión.  Sin embargo, al separar las imágenes emocionales con valencia negativa en emociones concretas como ‘desagrado’, ‘tristeza’ y ‘ansiedad’, un análisis post hoc permitió identificar una correlación positiva entre los participantes con Paranoia Alta y un incremento en la tendencia a responder ante rostros hostiles, específicamente ante las imágenes que producen Ansiedad. | **Aplicación**  Lo que me parece más rescatable de éste artículo, es el análisis post hoc con que levantan la investigación después de que ninguna de las interacciones globales mostrara ser significativa. Me parece importante en tanto que enfatiza la necesidad de desprendernos de nuestras propias suposiciones en un intento por dar verdadero sentido de la información arrojada por los datos.  Como experimentador, uno puede asumir erróneamente que tiene control real sobre la delimitación de variables y dejar pasar información valiosa con base en análisis guiados exclusivamente por dicha definición preliminar. Es importante explotar toda posible explicación y no conformarse con un ‘sí’ o ‘no hay relación’. Hay que poner a prueba las condiciones en que esto es válido, cuándo se acentúa o atenúa. Asumir que todas las imágenes ‘evocativas de emoción’ se comportan exactamente igual dentro de las tres grandes categorías basadas en su valencia (positivo, negativo y neutro), es cerrar la puerta a explicaciones alternas, más finas.  De la misma forma, al proponer un experimento de detección de señales, uno de los primeros problemas metodológicos es definir la señal y los estímulos que la contienen. Explotar el análisis de datos en función de las posibles combinaciones de rasgos y variables, puede ampliar potencialmente nuestro entendimiento sobre los fenómenos psicológicos y su impacto en nuestra percepción. |
| **REFERENCIA**  Westermann, S., Lincoln, T. (2010) Using signal detection theory to test the impact of negative emotion on sub-clinical paranoia. Journal of Behavioral Therapy and Experimental Psychiatry. | |
| **Contenido**  Bayes’s theorem:  http://sphweb.bumc.bu.edu/otlt/MPH-Modules/BS/BS704_Probability/BayesTheorom1.png  Posterior: Lo que interesa calcular en términos del teorema bayesiano, es la probabilidad de que ocurra un evento A, con base en el valor predictivo de un evento B ya observado.  P(A|B)  Prior: La probabilidad que atribuimos al evento A por sí solo (en desconocimiento del estado de B)  P(A)  Likelihood: La probabilidad de que B ocurra tal y como se nos presentó, asumiendo que nuestro evento A fuera cierto.  P(B|A)  Normalizing Constant: La probabilidad inherente a B. Es la sumatoria de todas las posibles formas que B puede tomar en relación a todo estado posible del evento A.  P(B) | **Problema**  El problema de las M&M’s.  En 1995, se inventaron los M&M’s azules. Antes de ello una bolsa normal contenía 30% color café, 20% amarillo, 20% rojo, 10% verde, 10% naranja y 10% café oscuro. Ahora, una bolsa estándar contiene 24% chocolates azules, 20% verdes, 16% naranjas, 14% amarillos, 13% rojos y 13% cafés.  Imagina que un amigo llega con dos bolsas de M&M’s, y te dice que una es del año 1994 y otra de 1996, pero no te dice cuál es cuál. Te pide que saques un M&M de cada una y trates de adivinar, con base en ello, ¿a qué año es más probable que corresponda cada bolsa?  Sacas un chocolate amarillo de la primera bolsa y un chocolate verde de la segunda.  Las posibles hipótesis, susceptibles de ser probadas con el teorema de Bayes, son:   1. El chocolate amarillo es de 1994 y el verde de 1996. 2. El chocolate amarillo es de 1996 y el vede de 1994. |
| **Procedimiento**  Comenzamos a definir nuestras probabilidades.    Priors: Antes de sacar un chocolate de cada bolsita, la probabilidad de que cualquiera de las bolsas sea de 1994 o de 1996, es completamente igual.  Likelihood: Para calcular las verosimilitudes, multiplicamos los porcentajes de chocolates color amarillo y verde que corresponden con las bolsas fechadas de cada hipótesis (e.g. En la hipótesis A se multiplica el 20% de chocolates amarillos en las bolsitas de 1994 por el 20% de chocolates verdes contenidos en 1996)  Constante Normalizante: Para calcularla, primero multiplicamos las Priors y Likelihoods correspondientes a cada hipótesis y después las sumamos. Así obtenemos la probabilidad de obtener un chocolatito amarillo y una azul, con independencia de las características de su bolsa de procedencia. | **Resultado y Discusión**  Una vez sustituyendo cada una de estas probabilidades en el teorema de Bayes, obtenemos valiores posteriores de 74.07 para la Hipótesis A y, complementariamente, 25.9 para la Hipótesis B. Esto sugiere que es tres veces más probable que la bolsita de la que extrajimos el chocolate amarillo sea de 1994 y la verde, de 1996. La complementariedad en nuestras posteriores se debe a que nuestras hipótesis eran mutuamente excluyentes. Teníamos dos bolsas, pero sólo una de ellas había sido producida en cada fecha propuesta.  \* \* \*  A mí parecer una de las nociones claves para entender la estadística Bayesiana, tiene que ver con la verosimilitud. Esto se ejemplifica claramente en el problema de Monty Hall, donde la probabilidad de que el premio esté detrás de la puerta elegida cambia con respecto de un primer momento en que carecía de toda información (Prior), a partir de que Monty nos enseña una de las puertas no elegidas, que no contiene nada.  Al hablar de inferencia Bayesiana, como veíamos en el texto de Weiji Ma, estamos proponiendo un sistema de aprendizaje estadístico en que los organismos adecuamos nuestro comportamiento a las probabilidades estimadas para ciertos eventos, con base en la información de la que disponemos, afinando nuestras posteriores conforme más interactuamos con la misma tarea. |
| **REFERENCIA**  Downey, A. (2012) Think Bayes: Bayesian Statistics Made Simple. | |