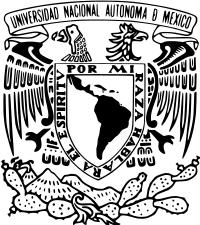
**Universidad Nacional Autónoma de México**

**Facultad de Psicología**

**Reporte Final de Actividades de Servicio Social**

**Programa:** Adaptabilidad del Comportamiento:

Conocimiento y decisión.

**Clave del Programa:** 2015 - 12 / 23 - 2670

**Área:** Ciencias Cognitivas y del Comportamiento

**Institución:** Universidad Nacional Autónoma de México

**Supervisor:** Dr. Arturo Bouzas Riaño

**Fecha de Inicio:**  7 de Septiembre de 2015

**Fecha de Término:** 18 de Marzo de 2016

**Horas Cubiertas:** 492

**Nombre del alumno:** Adriana Felisa Chávez De la Peña

**Número de cuenta:** 309187958

**Número de expediente:** 22537

**Domicilio:** Calle Fundición No. 36

Col. 8ava Amp. San Miguel

Iztapalapa, Ciudad de México

**Teléfono de casa:** 56 86 34 42

**Teléfono celular:** 55 32 05 17 65

**Correo electrónico:** adifelcha@gmail.com

**Asesor del Programa**

**de Servicio Social:** Lic. Concepción Conde Álvarez

**Reporte Final del Servicio Social**

*Índice*

1.- Resumen - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 3

2.- Introducción - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 4

3.- Justificación y Contexto - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 6

4.- Objetivos - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 8

4.1 Objetivos del programa - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 8

4.2 Objetivos personales - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - -9

4.- Marco Teórico - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 10

6.- Estrategias metodológicas - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - -21

7.- Resultados- - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 23

8.- Conclusiones - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 24

9.- Fuentes de consulta - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - - 26

1. **Resumen**

Se presenta el resumen e integración de las actividades llevadas a cabo durante mi servicio social en el Laboratorio 25 (‘Laboratorio de comportamiento adaptable) de la Facultad de Psicología, (UNAM), durante el periodo que abarcó desde el 7 de septiembre del 2015 hasta el 18 de marzo del año en curso.

El eje de trabajo principal fue el desarrollo de un proyecto de tesis, bajo la supervisión del Dr. Arturo Bouzas Riaño, en materia de modelos de decisión perceptual utilizando el modelo de detección de señales. Además de una extensa revisión de la literatura pertinente, se participó de manera activa en el seminario interno del laboratorio y en congresos de nivel internacional (SINCA-V), y se trabajó como apoyo docente en la impartición de una asignatura teórica de septiembre semestre (Aprendizaje, Motivación y Cognición III) y en la coordinación de dos talleres de investigación (para quinto y séptimo semestre).

1. **Introducción**

El laboratorio 25, dirigido por el Dr. Arturo Bouzas, se enfoca en el estudio del comportamiento adaptable en entornos dinámicos, dentro de sus líneas de investigación destacan la Teoría de Juegos, el estudio de la Elección Intertemporal y Modelos de Decisión Perceptual. El laboratorio está adscrito a la coordinación de Psicología Experimental de la Facultad de Psicología; sin embargo, en él se enfatiza una perspectiva que entiende el comportamiento como una elección, en el sentido de que todo organismo tiene que distribuir su conducta a lo largo de un espacio temporal finito que delimita su acceso a las mismas, con base en sus consecuencias (costos y beneficios).

Las actividades llevadas a cabo en el Laboratorio 25 comprenden tanto la investigación básica y aplicada, como la redacción de artículos de investigación y difusión, la asesoría académica a estudiantes interesados en las ciencias del comportamiento, la impartición de cursos semestrales e intersemestrales de actualización en Análisis de Datos y modelamiento bayesiano y la divulgación de avances y propuestas de investigación en seminario.

Mi principal interés en hacer el servicio social en el Laboratorio 25, fue el de integrarme formalmente al equipo de trabajo compuesto por estudiantes de licenciatura, especialización y doctorado, guiado constantemente por el Dr. Arturo Bouzas. Más en concreto, me interesó el poder comenzar con el desarrollo de mi proyecto de tesis con el modelo de detección de señales, en el marco de los modelos de decisión perceptual, que tienen sus orígenes en la estadística y la psicofísica.

Algunas de las habilidades que desarrollé durante el programa, incluyen:

* El manejo de paquetes estadísticos para el análisis de datos, en particular el programa R Statistics.
* Búsqueda, revisión y síntesis de material de investigación (bibliografías, referencias, etc.).
* Programación de experimentos en psicología utilizando PsychoPy, que es una extensión especializada del lenguaje de programación Python.
* Conocimientos teóricos acordes con las líneas de investigación que se manejan dentro del laboratorio:
* Teoría de la elección (funciones de utilidad, teoría de detección de señales).
* Elección bajo riesgo (descuento temporal, descuento probabilístico).
* Inferencia probabilística (inferencia bayesiana).
* Economía conductual (efectos de framing, heurísticos, teoría del prospecto).
* Modelamiento matemático.

El desarrollo de estas habilidades fue uno de los objetivos principales de este programa de servicio social, cuyo fin último es la formación de investigadores en el área de la psicología experimental. Haciendo uso de estas habilidades y conocimientos, pude comenzar a estructurar y justificar mi proyecto de tesis.

1. **Justificación y Contexto**

El Laboratorio de Comportamiento Adaptable desarrolla simultáneamente una amplia gama de líneas de investigación. En términos amplios, se concentra en el estudio de la adaptación del comportamiento a las propiedades estadísticas del entorno y su modelamiento matemático. En términos más específicos, en el laboratorio se estudian un conjunto de mecanismos y tareas, entre los que destacan las elecciones intertemporales, descuento temporal, descuento probabilístico, funciones de utilidad, teoría de elección, inferencia probabilística, teoría de detección de señales e interacciones estratégicas (teoría de juegos).

Las actividades en el laboratorio están dirigidas a la realización de investigación, desde la búsqueda y comprensión de la literatura asociada a cada tema, la propuesta de diseños experimentales, y la realización de experimentos y análisis de los datos, con el fin último de contribuir al cuerpo de conocimiento. Esto se logra bajo la tutela del Dr. Arturo Bouzas y con la retroalimentación de los estudiantes que integran el laboratorio, desde la Licenciatura hasta el Doctorado.

En términos personales, me concentré en el desarrollo de mi proyecto de tesis en materia del modelo planteado por la Teoría de Detección de Señales y en servir como apoyo docente en la supervisión de dos talleres de investigación de quinto y séptimo semestre, y en la impartición de una asignatura teórica de último semestre. Además de enfocarme ello, participé activamente en las actividades académicas regulares en el Laboratorio, como son los seminarios y la impartición de asesorías.

Decidí realizar mi servicio social en este laboratorio en particular porque una de mis mayores metas a largo plazo es dedicarme a la investigación y la docencia, por lo que la realización del presente servicio social se presentó ante mi como una oportunidad para tener un primer acercamiento. Opté por trabajar con el Dr. Bouzas ya que, en mi opinión, a diferencia de lo que sucede en la gran mayoría de los laboratorios de la Facultad, se da a sus estudiantes libertad suficiente para el desarrollo de ideas y proyectos sin la necesidad de apegarnos a un proyecto previamente establecido. Esto permite un ambiente de trabajo altamente enriquecedor donde la variedad de perspectivas e intereses nutre el desarrollo de las investigaciones e intereses individuales.

1. **Objetivos**
   1. **Objetivos del programa**

El objetivo principal del programa de servicio social que se realiza en el Laboratorio 25 de Comportamiento Adaptable, bajo la tutela del Dr. Arturo Bouzas, es proporcionar a los alumnos la formación y preparación básica que les permita estudiar el comportamiento en términos de su cualidad adaptativa a las propiedades estadísticas dinámicas de su entorno, la formación de asociaciones causales, estimación temporal, detección de cambios y toma de decisiones bajo el principio de optimización. Pretende repercutir en el desarrollo de investigación, desde la búsqueda bibliográfica, el planteamiento de preguntas de investigación, la propuesta de diseños experimentales y el uso de modelos matemáticos y análisis estadísticos para su interpretación.

En términos más específicos, y de acuerdo a lo presentado en el Cronograma desarrollado al comienzo del presente servicio social, el programa está pensado alrededor de los siguientes objetivos:

* Presentación de resultados en congresos nacionales e internacionales
* Redacción de artículos especializados.
* Revisión de literatura correspondiente a los proyectos de investigación en curso.
* Análisis de datos obtenidos en los proyectos de investigación
* Construcción de instrumentos de medición

**4.2 Objetivos personales**

Como ya he mencionado, mi plan de vida contempla contribuir al desarrollo de la Psicología desde el ámbito de la investigación (básica y aplicada), y en un futuro, regresar a la Facultad en calidad de docente. Es por ello que el realizar el servicio social en un laboratorio, y sobre todo bajo la tutela del Dr. Arturo Bouzas, apareció ante mí como una oportunidad de desarrollo realmente atractiva.

El Laboratorio 25 está compuesto por los estudiantes más brillantes que he conocido, la gran mayoría de ellos tienen conocimientos avanzados en estadística y procuran mantenerse al día respecto de los métodos, aproximaciones y modelos imperantes en cada una de sus líneas de investigación. Sumando a ello el apoyo constante del Dr. Bouzas, cuya trayectoria, experiencia y conocimientos son verdaderamente impresionantes, se termina construyendo un ambiente de trabajo tan desafiante como enriquecedor, para cualquiera interesado en el desarrollo de investigación.

En términos más concretos, mi principal objetivo al inscribirme en el presente programa de Servicio Social, fue el de adquirir las habilidades básicas y necesarias para todo investigador y que éstas se vean reflejadas en el desarrollo de mi proyecto de tesis, en el ámbito de los modelos de decisión perceptual utilizando el modelo de detección de señales.

1. **Marco Teórico**

La Teoría de Detección de Señales (TDS o SDT, por sus siglas en inglés) constituye uno de los modelos más sólidos y ampliamente estudiados dentro de la historia de la Psicología. Sus orígenes se remontan a la psicofísica: con el estudio de la relación entre la percepción y los estímulos físicos del ambiente (Tanner & Birdsall, 1954; Gescheider, 1997); la teoría de la decisión, que pondera la importancia de los sesgos y el conocimiento que se tiene sobre el mundo en la emisión de juicios y respuestas (Swets, Tanner & Birdsall, 1961; Killeen, 2014) y la prueba de hipótesis en estadística (Swets, 1973).

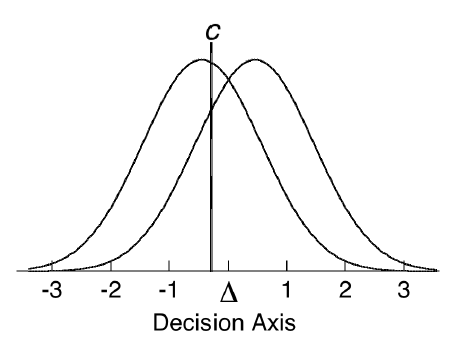
La idea central de la TDS se refleja en dos principales supuestos: (1) un mismo estímulo se percibe de manera distinta cada vez que se presenta, generando evidencia distribuida de manera normal y cargando de incertidumbre su detección. Esto se complica más al tomar en cuenta que los estímulos coexisten en el mundo, siendo posible el traslape en la evidencia generada por otros estímulos (i.e. ‘ruido’). Por ello, (2) los organismos interesados en la detección de un estímulo particular (i.e. ‘señal’) deben lidiar con la incertidumbre generando reglas de decisión que ponderen la evidencia disponible y la información que poseen sobre la estructura probabilística de la tarea y las consecuencias asociadas con su desempeño, para emitir un juicio de detección, (Wickens, 2002; Lynn & Feldnam, 2014), (Ver Fig. 1).

Fig 1. Representación gráfica del problema de detección de señales. El eje de las abscisas representa la evidencia a partir de la que se juzga la presencia de la señal (distribución derecha); ‘c’ representa el criterio de decisión (Figura extraída de Killeen, 2014).

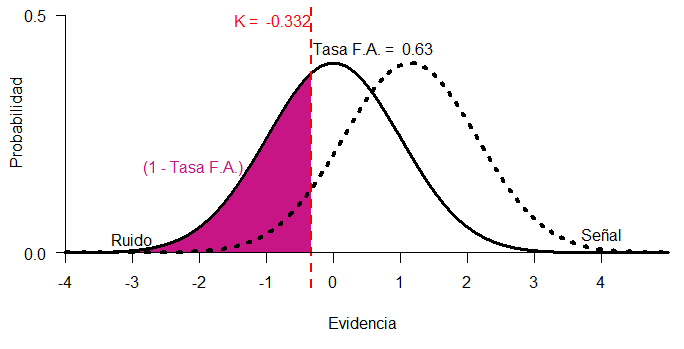
Es importante señalar que cuando hablamos de ‘señales’, podemos referirnos a estímulos sensoriales, siendo la modalidad visual la más comúnmente estudiada (Tanner & Birdsall, 1954; Sawchuk, Meunier, Lohr & Westendorf, 2002), estímulos previamente vistos en un estudio de memoria de reconocimiento (Banks, 1970; Glanzer, Adams, Iverson, Kim, 1993), un diagnóstico a partir de la lectura de cierta prueba clínica (Hildebrandt, McCrady, Epstein, Cook & Jense, 2010; Sunderland, Slade & Andrews, 2012) estimación probabilística (Steyvers, Wallsten, Merkle & Turner, 2014), identificar la distribución de densidad de probabilidad asociada con una muestra (i.e. prueba de hipótesis), (Swets, 1973), etc. Esto se debe a que la evidencia que asumimos se distribuye de manera normal (Fig. 1), puede ser de cualquier naturaleza (e.g. la intensidad lumínica de cierto estímulo, el puntaje obtenido en una prueba clínica, la ‘familiaridad’ de un estímulo, etc.). Lo importante es que la señal siempre va a contener magnitudes mayores de evidencia, colocándose siempre a la derecha de la distribución de ruido.

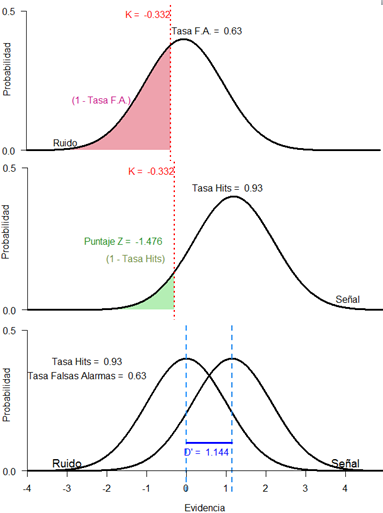
La TDS distingue la influencia de dos grandes factores en la emisión de un juicio de detección: la discriminabilidad de la señal respecto del ruido (d’) y el sesgo o preferencia que el sistema tenga a responder de una u otra forma (β y C). Con base en ello, el sistema desarrolla una regla de elección (i.e. ‘criterio’, k), que determina a partir de cuánta evidencia juzgará que la señal está presente, (Wickens, 2002). En términos de la representación gráfica del modelo, el criterio se representa como una línea vertical que atraviesa las distribuciones traslapadas (Fig.1); d’ se refiere a la distancia que existe entre las medias de la distribución de ruido y señal, (d’ > 0); la primer medida de sesgo, β, representa la razón entre el punto en que el criterio choca con la distribución de señal y la distribución de ruido; y una segunda medida de sesgo, C, indica la distancia entre el criterio y el punto de intersección de las distribuciones.

Las medidas de sesgo proporcionadas por el modelo no sólo fungen como un indicador de qué tan sesgado está el sistema, sino que permiten clasificarlo en términos de dos posibles categorías: sesgo liberal (i.e. una mayor tendencia a responder en favor de la detección de la señal; β<1 , C<0) o sesgo conservador (i.e. el sistema requiere una mayor cantidad de evidencia antes de reportar la detección de la señal; β>1, C>0). Bajo el entendido de que un sistema completamente neutral, debería situar su criterio de decisión justo en el punto en que las dos distribuciones intersectan.

Detrás del cálculo de los parámetros previamente descritos, se encuentra la clasificación y análisis del desempeño del sistema sometido a la tarea de detección, en función a cuatro categorías: Si cuando la señal está presente éste la detecta, decimos que ha cometido un Hit, de lo contrario se cuenta una Omisión; Por otro lado, si el sistema dice detectar la señal en ausencia de la misma, hablamos de una Falsa Alarma y si acierta al reportar su ausencia, contamos un Rechazo Correcto. Los parámetros se calculan con base en las tasas de Hits y Falsas alarmas, que se obtienen dividiendo el número de hits y falsas alarmas cometidos por el sistema sobre el número total de ensayos presentados con la señal y con sólo ruido, respectivamente. Las tasas de omisiones y rechazos son su complemento, por lo que son omisibles en el análisis (Wickens, 2002; Gescheider, 1997).

Típicamente, la TDS asume que las distribuciones de probabilidad que subyacen a la presentación del ruido y la señal son Gaussianas y asigna a ambas una desviación estándar de 1, localizando la media de la distribución de ruido en 0. Cada una de las tasas de ejecución del sistema se interpreta como la probabilidad condicional de la detección reportada por el sistema dado el tipo de estímulo presentado; es decir, qué fracción de las distribuciones de ruido y señal caen a la derecha o izquierda del criterio (Gescheider, 1997). Teniendo esto en mente, el cálculo de los parámetros se lleva a cabo de la siguiente forma:

* Criterio (k). Partiendo del supuesto de que la distribución de ruido tiene media 0, la localización del criterio se obtiene calculando el complemento de la tasa de falsas alarmas, (que nos estaría diciendo qué proporción de la distribución de ruido cae a la izquierda del criterio) y convirtiendo dicha probabilidad en puntajes Z (Ver Fig. 2).

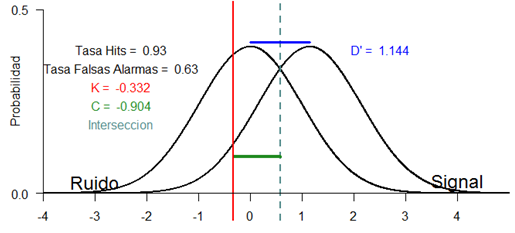
  
Fig 2. Ilustración gráfica de la estimación del criterio a partir del valor complementario de la tasa de falsas alarmas (con valor arbitrario de .063)  
  
El valor del criterio puede ser positivo o negativo, y se define en relación a la media de la distribución de ruido (i.e. cero). Es importante notar que aunque su valencia (+/-) parezca estar sugiriendo una dirección de sesgo, éste sólo puede definirse cuando tengamos información sobre la distribución de señal y qué tanto se sobrepone con el ruido.

* Discriminabilidad (d’). Teóricamente, definimos d’ como la distancia entre las medias de las distribuciones. En la práctica, comenzamos estableciendo el punto en que el criterio toca ambas distribuciones obteniendo las probabilidades complementarias de la tasa de falsas alarmas y hits, y convertiéndolas en puntajes Z (Ver Fig. 3). Dado que los puntajes Z funcionan como una medida de dispersión de la media, basta con restar el puntaje Z de la intersección del criterio con la distribución de señal a el punto de intersección con la distribución de ruido para conocer la localización de la media de la señal, definida con relación a la media del ruido (i.e. cero).

Fig. 3. Ilustración del cálculo de d’, para un caso donde la tasa de Hits es de 0.93 y la tasa de Falsas alarmas, 0.63.

Por definición, d’ sólo puede tener valores positivos ya que la teoría asume que la distribución de señal siempre está a la derecha de la distribución de ruido porque contiene una mayor cantidad del elemento ‘evidencia’ en el que se basa el juicio de detección de la señal.

* Sesgo (C). Una primer medida de sesgo propuesta por el modelo, es la distancia entre la localización del criterio y el punto en que ambas distribuciones se intersectan. Partiendo del supuesto de que las distribuciones comparten una misma desviación estandar de 1, por lo que tiene sentido asumir que la localización del punto de intersección entre estas se obtenga dividiendo d’ entre dos. Finalmente, restamos ésta cifra a la localización del criterio.

  
Fig. 4. Ilustración, a partir de los valores de d’ y k previamente estimados, de la estimación de la medida de sesgo C.

En consecuencia, si el valor de C es positivo quiere decir que el criterio está localizado a su derecha y por tanto, podemos hablar de un sistema con un sesgo conservador (que favorece las respuestas en contra de la detección), en tanto que si en caso contrario, C es negativo, sabemos que el criterio está localizado a su izquierda y por tanto el sistema está respondiendo con base en un sesgo liberal (que favorece la detección de la señal).

* Sesgo (β). Sin embargo, la medida más comúnmente usada de sesgo corresponde a la razón entre el punto en que el criterio toca a las distribuciones de señal y ruido. En otras palabras, es la razón de verosimilitud a la altura del criterio. Para calcular β, hay que encontrar el valor ordinal (O) correspondiente al punto en que el criterio cruza cada una de las distribuciones; posteriormente, calculamos la razón entre el valor correspondiente a la distribución de señal y la distribución de ruido.

El valor de Beta también nos permite hacer suposiciones directas sobre el tipo de sesgo que muestra el sistema. Si Beta es mayor a uno, quiere decir que el criterio está situado en un punto donde la distribución de señal tiene valores más altos que la distribución de ruido, mostrando un sesgo conservador; por el contrario, si Beta es menor a uno, asumimos que el criterio cae en un punto donde la distribución de ruido tiene valores mayores a la de señal, mostrando un sesgo liberal.

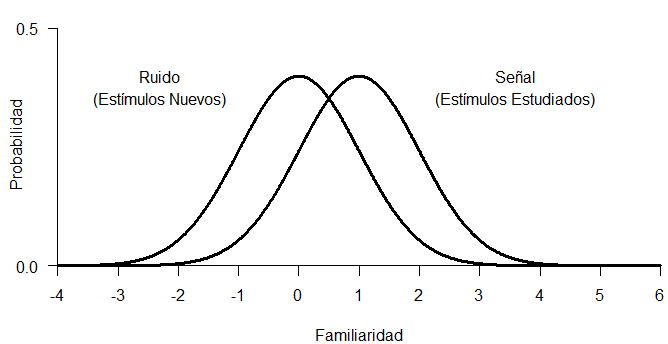
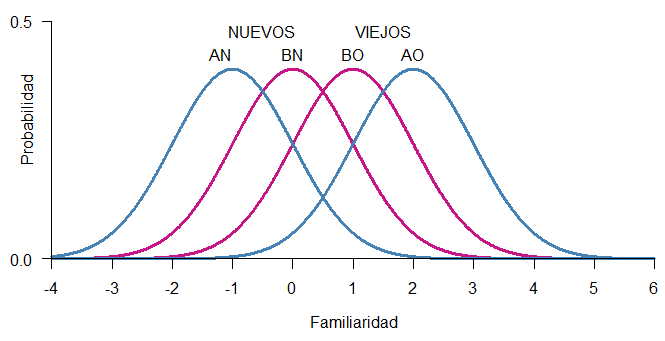
Como ya hemos mencionado, los estudios de memoria de reconocimiento han aprovechado ampliamente el modelo de detección de señales para evaluar la discriminación de elementos previamente estudiados (i.e. la señal; con un alto valor de ‘familiaridad’), de aquellos que se presentan por primera vez (i.e. ruido) (Ver Fig. 5)

Fig 5. Representación gráfica de un modelo de detección de señales aplicado a un estudio de memoria de reconocimiento.

Con frecuencia, las tareas de detección analizadas bajo el marco de la TDS suelen enfocarse en explorar posibles diferencias en el desempeño de poblaciones de interés. Sin embargo, en el estudio de memoria de reconocimiento, cuando se compara la ejecución de una población homogénea ante una tarea de reconocimiento con más de una condición (i.e. sets de estímulos donde la discriminabilidad que la señal tiene respecto del ruido difieren), el desempeño de los participantes muestra invariantemente un patrón de respuestas que ha llevado a la identificación del llamado ‘Efecto Espejo’ (Glanzer et al, 1993), que implica la suposición de que dichas condiciones se desenvuelven en el mismo eje de decisión, en el orden que se ilustra en la Fig. 6., como si se reflejaran entre sí.

Fig 6. Orden en que se asume se distribuyen los estímulos viejos (O) y nuevos (N) de las condiciones con alta (A) y baja (B) discriminabilidad, de acuerdo al patrón identificado

Al comparar el desempeño, en términos de reconocimiento, en dos condiciones que favorecen diferencialmente la tarea (e.g. De acuerdo a la Figura 6: una condición A donde es fácil distinguir entre los elementos viejos, AO, y nuevos, AN, y una condición B donde los elementos viejos, BO, se confunden con los nuevos, BN), la ejecución de los participantes siempre es mejor en la condición que favorece más el reconocimiento de los estímulos nuevos y conocidos, mostrando en tareas ‘sí/no’, donde se pregunta a los participantes si identifican cada estímulo presentado como previamente visto, el siguiente patrón de respuestas:

**(1)**

donde para cada elemento, P representa la probabilidad condicional (o bien, en términos de los datos recopilados, la tasa o proporción) de responder que sí se trata de un elemento conocido ante estímulos provenientes de la distribución entre paréntesis. En otras palabras:

**(2)**

donde se muestra la misma relación, traduciendo la respuesta ‘sí, es un estímulo conocido’ a las categorías ‘falsa alarma’ o ‘hit’, en función de la distribución de la que proviene cada estímulo probado.

El patrón de respuestas descrito por las relaciones (1) y (2) se interpreta como que los sujetos están fijando un solo criterio a lo largo del eje de decisión (Fig. 6) que cruza las cuatro distribuciones (i.e. las dos distribuciones de estímulos nuevos y las dos distribuciones de estímulos conocidos, con las condiciones de discriminabilidad planteadas).

Este mismo patrón se conserva cuando de manera adicional, se pide a los participantes que indiquen el grado de certidumbre que tienen respecto de la correspondencia de cada estímulo analizado con la categoría sugerida (‘nuevo’ o ‘viejo’). Esto se consigue presentando para cada ensayo una escala Likert de cuatro elementos que van desde ‘estoy muy seguro de que es un estímulo nuevo’ (i.e. ruido), hasta ‘estoy muy seguro de que es un estímulo conocido’ (i.e. señal), contabilizando los puntos acumulados para cada tipo de estímulo, se observa el siguiente patrón:

**(3)**

donde R representa el puntaje total de la escala de confianza (‘reliability rating scale’ en inglés) para el tipo de estímulo especificado entre paréntesis. Nótese que los puntajes extremos corresponden con los estímulos provenientes de la condición fácil de identificar, en tanto que los puntajes intermedios se mantienen en la condición que permite poca discriminabilidad, conservando aun así, un orden que refleja su posición sobre el eje de decisión. Se asume que los participantes colocan sobre el eje de decisión un criterio por cada opción de respuesta en la escala de confianza y asignan a cada estímulo el valor en la escala, que corresponde al criterio más alto rebasado.

Finalmente, en experimentos de elección forzada entre dos alternativas, donde se muestran simultáneamente al individuo dos estímulos extraídos de diferentes condiciones y se le pide que indique cuál de los dos es el que le fue previamente mostrado, el patrón de elecciones que se observa sigue obedeciendo al efecto espejo previamente descrito para la distribución de los estímulo:

**(4)**

donde para cada elemento, P señala la probabilidad condicional (o en términos de los datos observados: la tasa o proporción) de que se elija el primer estímulo contenido en el paréntesis sobre el segundo.

Para este tipo de procedimiento se manejan comparaciones estándar y comparaciones nulas. Las comparaciones estándar permiten hacer inferencias respecto de la distancia que separa las cuatro distribuciones subyacentes y se componen por cuatro parejas:

* AO – AN: Un estímulo conocido y un estímulo nuevo, perteneciendo ambos a la condición fácil de identificar.
* AO – BN: Un estímulo conocido fácil de identificar y un estímulo nuevo de la condición difícil de identificar.
* BO – AN: Un estímulo conocido de la condición difícil de identificar y un estímulo nuevo fácil de identificar.
* BO – BO: Un estímulo conocido y un estímulo nuevo, ambos de la condición difícil de identificar.

Las comparaciones nulas permiten estimar la distancia entre las distribuciones de estímulos nuevos y conocidos entre condiciones y se refieren a parejas compuestas por dos estímulos nuevos o dos estímulos conocidos, extraídos de distintas condiciones (i.e. AN-BN y AO-BO). Dado que los estímulos contenidos en cada pareja de comparación nula son iguales, en términos de su pertenencia a las categorías ‘nuevo’ o ‘conocido’, no habría razón para que los participantes prefirieran ningún elemento y sus elecciones deberían ser aleatorias; es por ello que, si el efecto espejo existe y de hecho las condiciones de discriminabilidad se distribuyen diferencialmente, las elecciones para las comparaciones nulas deberían, y de hecho lo hacen, mostrar el siguiente patrón:

(5)

donde, de acuerdo a lo ilustrado en la Figura 6, los estímulos cuya distribución se sitúa más a la derecha en el eje de decisión, son identificados como ‘conocidos’ en mayor proporción. Esta misma lógica aplica al patrón descrito para las comparaciones estándar, (ver relación 6).

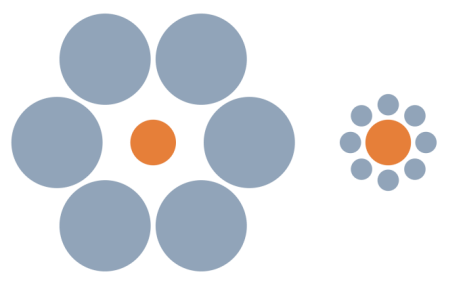
Existe amplia evidencia del efecto espejo a lo largo de numerosos estudios en memoria de reconocimiento (para una revisión detallada ver Glanzer et al., 1993). Es importante enfatizar que estas regularidades en los patrones de respuesta evidencian la necesidad de reconsiderar la conceptualización que se tiene sobre la elaboración de un juicio de reconocimiento. Un primer elemento que debería saltar a nuestra atención, es que no sólo las distribuciones que contienen los estímulos conocidos difieren entre las condiciones fácil y difícil, sino que también lo hacen aquellas que contienen estímulos nuevos. En otras palabras, el ruido no es homogéneo y contrario a lo que la teoría clásica de detección de señales asume, no es sólo la distribución de señal la que cambia su media, alejándose o acercándose a una distribución de ruido fija; de acuerdo al efecto espejo, parece ser que ambas distribuciones se mueven en direcciones opuestas determinando qué tanto se sobreponen.

Hasta ahora, el efecto espejo solamente se ha estudiado en el campo de estudio de la memoria de reconocimiento. Es decir, que aun cuando se parte de supuestos propios a un modelo de detección de señales aplicados a la memoria de reconocimiento, el efecto espejo, los patrones de respuesta observados y todas sus posibles implicaciones, se han trabajado como un fenómeno exclusivo de la memoria de reconocimiento ante grupos de estímulos cuya diferencia en términos de discriminabilidad ha sido ampliamente probada (i.e. palabras de baja y alta frecuencia, que consistentemente muestran mayor y menor discriminabilidad, respectivamente, entre elementos nuevos y conocidos).

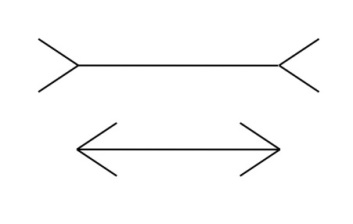
Se propone explorar la expansión del efecto espejo al estudio de la percepción visual, replicando cada tipo de procedimiento en que se ha reportado el efecto en memoria de reconocimiento. Las condiciones de discriminabilidad favorable y no favorable se construirán a partir del uso de ilusiones ópticas, donde las variables que influyen en su intensidad han sido identificadas y ampliamente estudiadas por la literatura, permitiendo diseñar niveles discretos de discriminabilidad. Específicamente, se planea hacer uso de la ilusión de Ebbinghaus y la ilusión de Müller-Lyer.

1. **Estrategias metodológicas**

La Ilusión de Ebbinghaus (i.e. Círculos de Titchener) refiere a un fallo en la estimación del tamaño de un círculo cuando éste aparece rodeado por un halo de círculos uniformes, de mayor o menor tamaño, al interferir con el mecanismo cognoscitivo que computa los tamaños mediante el contraste con su entorno (Ver Fig.7). El reporte subjetivo del tamaño del círculo central parece ser una función de su tamaño real, el tamaño y número de los círculos externos y la distancia entre éstos y el círculo central. (Massaro & Anderson, 1971).

1. Fig. 7. Ilusión de Ebbinghaus. Se ilustran el efecto de subestimación (lado izquierdo) y sobrestimación (lado derecho) del tamaño del círculo central.

La ilusión de Müller-Lyer refiere a un fallo en la estimación de la longitud de una línea cuando se añade en los extremos cuatro líneas adicionales que forman ángulos obtusos o agudos respecto de la línea central. La ilusión se ha explicado a partir de la confusión en la definición subjetiva de la línea a estimar, prolongándose o limitándose en relación al fin de las líneas adicionales. La intensidad de la ilusión varía en función al ángulo de las líneas extremas; mientras más cercano sea su valor al de un ángulo recto se observan menos errores de estimación, (Earlebacher & Sekuler, 1969).

1.   
   Fig. 8. Ilusión de Müller-Lyer. Se muestra el efecto de sobrestimación (superior) y subestimación (inferior) de una misma línea.

Estudiar la extensión del efecto espejo a otro tipo de tareas de detección dentro del dominio de los modelos de detección de señales se considera de gran importancia en tanto que permitiría tener una noción más amplia de la naturaleza de este fenómeno, como una regularidad en la emisión de juicios de detección, y sus implicaciones. Así como en el estudio de memoria de reconocimiento el efecto espejo ha llevado a la construcción de teorías y modelos que den cuenta de la construcción del eje de decisión en tareas de reconocimiento (los elementos o dimensiones que la componen y su ponderación), (Glanzer et al, 1993), su extrapolación general al modelo de detección de señales puede enriquecer nuestro entendimiento de la emisión de juicios de detección en situaciones de incertidumbre.

Se propone replicar los dos experimentos presentados por Glanzer et. al (1993). Un primer experimento consistirá en una tarea sí/no, con su respectiva escala de confianza en la respuesta, donde se pedirá a los sujetos que indiquen cuando los círculos internos de dos figuras de Ebbinghaus sean del mismo tamaño y que señalen en una escala de cinco elementos qué tan seguros están de su respuesta, su desempeño se evaluará en dos condiciones de discriminabilidad dadas por el número de círculos externos que aparecerán en las figuras (Massaro et. al, 1971); Un segundo experimento estará comprendido por una tarea de elección forzada de dos alternativas en que se solicitará a los participantes que señalen en cuál de dos pares de líneas de Müller-Lyer la línea central es del mismo tamaño, comparando entre condiciones discretas de discriminabilidad definidas por el ángulo de las líneas externas. Al obtener las tasas de hits y falsas alarmas cometidas por los participantes para cada condición, en cada uno de los tres procedimientos, estas se compararán en busca de los patrones reportados como parte del efecto espejo como una primera aproximación a su estudio en el campo de la percepción visual y, más generalmente, la detección de señales.

1. **Resultados**

Para el momento en que concluyen mis días en el laboratorio como prestadora de servicio social, aún no se cuenta con datos en tanto que aún faltan hacer algunos ajustes al diseño experimental y al código con que este está siendo programado. Sin embargo, espero que éste esté listo para correrse a mediados de mayo (de tal forma que los estudiantes de la facultad puedan ayudarme como participantes) y analizar los datos durante las vacaciones de verano.

Existen ciertas consideraciones que aún hace falta aclarar: La primera de ellas tiene que ver con el hecho de que toda tarea de memoria de reconocimiento incluye una fase pre-experimental donde los sujetos estudian los ítems que posteriormente tendrán que reconocer durante la fase experimental. Esto permite asumir que son los participantes quienes asignan un valor en el eje de decisión a cada estímulo contenido en las distintas distribuciones referidas. Por el contrario, en las tareas de detección perceptual el valor de la evidencia contenida en cada uno de los estímulos presentados depende de éstos únicamente, sin que los participantes tengan manera de influir en ello. Es decir, que mientras los modelos que explican el efecto espejo en memoria de reconocimiento pueden apelar a diferencias en la atención o procesamiento evocado por cada condición, explicando las discrepancias entre las dos distribuciones de estímulos ‘altamente identificables’ y las dos ‘poco identificables’, en el caso de una tarea netamente perceptual sólo se puede apelar a la dificultad inherente a la detección de los estímulos de cada condición.

Una segunda diferencia importante entre las tareas de detección de carácter perceptual y aquellas que apelan a la memoria de reconocimiento, es que para éstas últimas consistentemente se reporta que toda distribución de estímulos ‘viejos’ tiene una varianza mayor que su contraparte ‘nueva’. Por el contrario, toda tarea de detección perceptuales suele analizarse partiendo del supuesto de que todas las distribuciones son normal y equivariantes.

1. **Conclusiones**

El eje central en torno al cual se desenvolvieron mis actividades en el Laboratorio 25 de la Facultad de Psicología durante la realización de mi Servicio Social fue el desarrollo de las habilidades y competencias necesarias para construir una carrera sólida en la investigación y la docencia.

Las actividades que realicé durante mi servicio social incluyen la revisión de literatura, planteamiento de preguntas de investigación, desarrollo de proyectos experimentales, implementación de procedimientos para obtener datos empíricos, análisis de resultados, participación en seminarios y un congreso, impartición de asesoría y apoyo docente en dos clases de la licenciatura en psicología, Las actividades realizadas han repercutido en mi preparación como futura investigadora y docente.

Me fue posible correr un pequeño experimento de detección perceptual, para familiarizarme con el diseño, programación y análisis requerido por el modelo de detección de señales, cuyos resultados fueron presentados en un cartel presentado en el quinto Seminario Internacional sobre Comportamiento y Aplicaciones (V SINCA). La presentación de mi primer experimento durante dicho congreso y la participación constante en el seminario del laboratorio, me permitieron poner en práctica y mejorar mis habilidades como ponente. Fueron experiencias realmente útiles que me hicieron hacer consciente la gran diferencia entre el tener clara una idea en mi cabeza y el tener que explicarla con claridad a una audiencia que no necesariamente comparte el mismo background teórico. Estas mejoras se vieron reflejadas en el tipo de comentarios y retroalimentaciones que recibí durante cada una de mis presentaciones.

Otra competencia que desarrollé notoriamente durante el servicio social, fue el manejo de lenguajes de programación para llevar acabo análisis estadísticos y para llevar a cabo experimentos en el área, tal fue el caso de R y Python. Este es probablemente mi logro más grande, ya que antes de entrar al laboratorio carecía por completo de cualquier tipo de noción en términos de programación y ahora soy capaz de diseñar experimentos con una interfaz amigable para los participantes y de plotear las relaciones más simples entre los datos recopilados. Además, gracias a los seminarios del laboratorio, me familiaricé con los principales métodos utilizados en estadística para la evaluación de modelos matemáticos en psicología.

Agradezco a la UNAM y a todo el equipo del laboratorio del Dr. Bouzas por brindarme esta oportunidad de desarrollo y por todo el apoyo y asesoría que me han proporcionado a lo largo de estos meses, impulsándome no sólo a mejorar el estado de mi proyecto de investigación sino a mejorar mi calidad de investigadora, fomentando el pensamiento crítico y estadístico necesario para conducir experimentos de carácter ampliamente científico, confiables y claramente ligados al problema o pregunta de donde parten.

1. **Fuentes de Consulta**
2. Banks, W. (1970). Signal detection theory and human memory. Psychological Bulletin. Vol. 74, No. 2.
3. Bateson, M., Brilot, B., Nettle, D. (2011) Anxiety: An evolutionary approach. The Canadian Journal of Psychiatry. Vol 56(2); 707-715
4. Benjamín, A., Diaz, M., Wee, S. (2009) Signal Detection With Noise: Applications to Recognition Memory.
5. Earlebacher, A., Sekuler, R., (1969). Explanation of the Müller-Lyer illusion: confusion theory examined. Journal of experimental Psychology. Vol. 80.
6. Gallistel, C. (2014). The perception of probability. Psychological Review.
7. Gescheider, G. (1997) Psychophysics: The fundamentals. Lawrence Erlbaum Associates, publishers.
8. Glanzer, M., Adams, J., Iverson, G., Kim, K. (1993). The regularities of recognition memory. Psychological review. Vol 100. No. 3.
9. Hildebrandt, T., McCrady, B., Epstein, E., Cook, S. & Jensen, N. (2010) When should clinicians switch treatments? An application of signal detection theory to two treatments for women with alcohol use disorders. Behaviour research and therapy. 48; 524-530
10. Jeroen, B., Smeets, J. & Brenner, E., (2008) Why we don’t mind to be inconsistent? Chapter 11 on Handbook of Cognitive Science: An embodied approach. By Calvo, P. and Gomila T.
11. Killeen, P (2014). Signal Detection Theory.
12. Lynn, S., Feldman, L. (2014) Utilizing Signal Detection Theory. Psychological Science. Vol 25 (9), 1663-1673.
13. Ma, W. (2012). Organizing probabilistic models of perception.
14. Masssaro, D., Anderson, N., (1971) Judmental model on the Ebbinghaus Illusion.
15. McNally, K., Schefft, B., Szaflarski, J., Howe, S., Yeh, H. & Privitera, M. (2009) Application of signal detection theory to verbal memory testing to distinguish patients with psychogenic nonepileptic seizures from patients with epileptic seizures. Epilepsy & Behavior. Vol 14; 597-603.
16. McNicol, D. (1972). A primer of Signal Detection Theory. Lawrence Erlbaum Associates, publishers.
17. Myung, I. (2003) Tutorial on Maximun Likelihood Estimation. Journal of mathematical psychology. Vol 47 (2003) 90-100.
18. Nesse, R., (2005) Natural selection and the regulation of defenses: A signal detection analysis of the smoke detector principle. Evolution and Human Behavior. Vol 26. 88-105.
19. Nevin, J. (1969) Signal Detection Theory and the Operant Behavior. Journal of the experimental analysis of behavior.
20. Rouder, J., Lu, J. (2005). An introduction to Bayesian hierarchical models with an application in the theory of signal detection. Psychometric Bulletin & Review.
21. Sunderland, M., Slade, T. & Andrews, G. (2012). Developing a short-form structured diagnostic interview for common mental disorders using signal detection theory .International Journal of Methods in Psychiatric Research. 21(4); 247-257.
22. 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. Vol 16; 495-510.
23. Stanislaw, H., Todorov, N. (1999). Calculation of signal detection theory measurements. Behavior research methods, instruments & computers. 31 (1), 137-149.
24. Steyvers, M., Wallsten, T., Merkle, E. & Turner, B. (2014) Evaluating probabilistic forecast with Bayesian Signal Detection Models. Risk Analysis. Vol 34. No. 3.
25. Swets, J. (1973) The relative operating characteristic in Psychology. Science. V. 182, 990-1000.
26. Swets, J., Tanner, W. & Birdsall, T. (1961) Decission processes in perception. Psychological Review. 68, 301-340.
27. Tanner, W. & Birdsall, T. (1954). A decision-making theory of visual detection. Psychological Review. 61.
28. Westermann, S., Lincoln, T. (2010) Using signal detection theory to test the impact of negative emoticon on sub-clinical paranoia. Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry. 42; 96-101
29. Wickens, T. (2002) Elementary Signal Detection Theory. Oxford University Press.