



universidad
de león



Universidad de Valladolid



UNIVERSIDAD DE BURGOS

Universidades de Valladolid, Burgos y León

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**MÁSTER UNIVERSITARIO EN INTELIGENCIA DE NEGOCIO Y BIG DATA
EN ENTORNOS SEGUROS**

**Análisis de datos de experimentos
psicofísicos y determinación de umbrales
de detección de ruido en imágenes**

Autor:

Luis Miguel Calvo Magaz



universidad
de león



Universidad de Valladolid



UNIVERSIDAD DE BURGOS

Universidades de Valladolid, Burgos y León

TRABAJO FIN DE MÁSTER

**MÁSTER UNIVERSITARIO EN INTELIGENCIA DE NEGOCIO Y BIG DATA
EN ENTORNOS SEGUROS**

Septiembre 2023

Autor:

Luis Miguel Calvo Magaz

Tutores:

Pedro Latorre Carmona

Rafael Huertas Roa

Samuel Morillas Gómez

A mis padres Luis Eugenio e Irene, por la paciencia y el amor incondicional

A mi hermana Irene, por estar siempre ahí (no solo para molestarte)

A mi pareja Irene, por ser mi mejor compañía y mayor apoyo

A mis abuelos, Eugenio, Irene, Erundina y Eusebio por cuidarme de pequeño e inspirarme de mayor

Agradecimientos

Agradezco enormemente a mis tutores Pedro, Samuel y Rafael por su perseverante ayuda y disponibilidad a lo largo del curso para resolver dudas. Os doy las gracias por las largas reuniones de discusión de resultados y el tiempo invertido en las correcciones de la memoria. Ha sido un placer haber trabajado con vosotros.

Resumen

El ruido en imágenes se puede describir como las fluctuaciones imprevistas y aleatorias en los valores de los píxeles de una imagen que puede causar cambios en el brillo y color de los mismos, generando granularidad o manchas que no forman parte del contenido visual original. El ruido puede surgir debido a numerosos factores, como limitaciones de los sensores de las cámaras durante la adquisición de la imagen, interferencias eléctricas o errores al almacenarlas digitalmente. Puede afectar en una gran variedad de ámbitos en los que el protagonista es la adquisición o almacenamiento de imágenes, desde la fotografía o cine, afectando a la calidad visual de las fotografías y escenas, hasta la ciencia y astronomía, donde cualquier perturbación en la imagen captada puede dificultar el análisis e interpretación de los datos obtenidos.

La distinción entre ruido y contenido visual relevante es fundamental para garantizar que una imagen mantenga su calidad, nitidez e intención comunicativa. No obstante, enfrentar este desafío no es un proceso simple ni directo. En la búsqueda por reducir el ruido, surge el problema de que cada paso para disminuir el mismo tiene un efecto colateral potencial en la calidad visual de la imagen. Esto se debe a que las técnicas de reducción de ruido a menudo implican un suavizado de la imagen, que puede afectar negativamente en los detalles y las texturas. La eliminación completa del ruido podría llevar a la pérdida de información visual valiosa y a la generación de una imagen suavizada pero poco realista. Es importante encontrar un compromiso adecuado: uno que permita reducir el ruido de manera efectiva sin sacrificar en gran medida la autenticidad y la calidad de la imagen.

Al mínimo nivel de ruido que se le debe incrementar a una imagen para que sea detectado por el sistema visual humano se le denomina diferencia justamente perceptible (JND). El objetivo de este trabajo consiste en encontrar cuáles son las diferencias justamente perceptibles para múltiples combinaciones de niveles de ruido base y luminancia, y determinar un modelo que pueda predecir esos umbrales. Para ello se han llevado a cabo experimentos psicofísicos utilizando el método de "elección forzosa entre dos alternativas" en las universidades de Granada y Politécnica de Valencia para niveles de ruido base entre 0.1 y 0.4, y luminancias entre 20 y 80 a más de 60 voluntarios. Durante estos experimentos, los participantes se encargaron de seleccionar entre una imagen con un ruido base y otra con un ruido incrementado, cuál era la que percibían como la más afectada por el ruido.

Este estudio ha logrado determinar los umbrales de detección de ruido para cada combinación de ruido base y luminancia a partir de los experimentos realizados. Además, se ha desarrollado un modelo de predicción para el umbral de la diferencia justamente perceptible (JND), considerando tanto el nivel de ruido base presente en la imagen como su luminancia. Asimismo, se ha llevado a cabo un análisis detallado según la edad, el género y la experiencia en pruebas psicofísicas, con el objetivo de investigar cómo estas variables pueden influir en la diferencia justamente perceptible.

Abstract

Noise in images could be described as unexpected and random fluctuations in the pixel values of an image that can cause changes in the brightness and colour, resulting in graininess or smearing that is not part of the original visual content. Noise can arise due to numerous factors, such as limitations of camera sensors during image acquisition, electrical interference or errors when storing images digitally, and can affect a wide variety of fields in which image capture or storage is the protagonist, from photography or cinema, affecting the visual quality of photographs and scenes, to science and astronomy, where any disturbance in the captured image can hinder the analysis and interpretation of the data obtained.

The distinction between noise and relevant visual content is essential to ensure that an image maintains its quality, clarity and communicative intent. However, meeting this challenge is not a simple or straightforward process. In the quest to reduce noise, the problem arises that each step to reduce noise has a potential side effect on the visual quality of the image. This is because noise reduction techniques often involve image smoothing, which can negatively affect details and textures. Complete noise removal could lead to the loss of valuable visual information and the generation of a smoothed and unrealistic image. It is important to find a suitable compromise: one that allows noise to be reduced effectively without sacrificing much of the authenticity and quality of the image.

The minimum level of noise that must be increased in an image to be detected by the human visual system is called the Just Noticeable Difference (JND). The aim of this work will be to find out what are the just perceptible differences for multiple combinations of base noise and luminance levels, and to determine a model that can predict these thresholds. To this end, "two-alternative forced-choice" experiments have been carried out at the universities of Granada and Polit cnica de Valencia for base noise levels between 0.1 and 0.4 and luminances between 20 and 80 on more than 60 volunteers. During these experiments, participants were asked to select between an image with a noise floor and an image with increased noise, which image they perceived to be more affected by the noise.

This study has succeeded in determining noise detection thresholds for each combination of base noise and luminance from the experiments. In addition, a prediction model for the Just Noticeable Difference (JND) threshold has been reached, considering both the base noise level present in the image and its luminance. A detailed analysis has also been carried out by dividing the data into groups according to age, gender and psychophysical testing experience, with the aim of investigating how these variables may influence the just noticeable difference.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Motivación y trabajos previos	1
1.2. Objetivos	2
1.3. Conceptos previos	3
1.3.1. ¿Qué es el ruido en imágenes?	3
1.3.2. Ley de Weber-Fechner	5
1.3.3. Ley de Stevens	7
1.3.4. Two alternative forced choice	8
1.3.5. Espacios de color	9
2. Descripción del experimento	13
3. Obtención de los umbrales y cálculo del modelo	19
3.1. Umbral de detección del ruido	19
3.2. Promedio de los datos	22
3.2.1. Datos provenientes de los experimentos en la Universidad de Granada	23
3.2.2. Datos provenientes de los experimentos en la Universidad Politécnica de Valencia	25
3.2.3. Combinación de los grupos de datos	25
4. Agrupación	35
4.1. Género	36
4.2. Edad	38
4.3. Experiencia	41
5. Conclusiones	45
5.1. Trabajo futuro	46
Apéndices	46
6. Acrónimos	47
7. Código	49
Bibliografía	49

Índice de figuras

1.1. Imagen base de Lenna	4
1.2. Imagen con ruido Sal y pimienta	4
1.3. Imagen con ruido uniforme	4
1.4. Imagen con ruido normal	5
1.5. Comparación de las leyes de Weber y Fechner	7
1.6. Ejemplo de 2AFC donde se tiene que elegir el animal que se percibe de mayor tamaño	9
1.7. Ejemplo de representación del color amarillo [255, 255, 0] en RGB [16]	11
2.1. Datos de un participante en cada sesión	15
2.2. Vista de un participante en un experimento	17
2.3. Distribución de los datos de Universidad Politécnica de Valencia	17
2.4. Distribución de los datos de la Universidad de Granada	17
3.1. Cálculo del umbral de detección del ruido	20
3.2. Gráficos de $\Phi(z)$ cuya media y desviación típica minimizan el MSE . El umbral es el valor en el que se ha detectado el incremento del ruido	21
3.3. Cálculo de la Diferencia Justamente perceptible	22
3.4. Gráficos de $\Phi(z_{inc})$ cuya media y desviación típica minimizan el MSE . El umbral es el valor de JND	23
3.5. Gráficos de Φ para UGR	24
3.6. Gráficos de $\Phi(z_{upv,JND})$ para UPV eliminando el ruido base	26
3.7. Gráficas de ambas universidades eliminando ruido base	27
3.8. P-valores del test de Mann-Whitney para la igualdad en la distribución de dos grupos	28
3.9. Gráficos de $\Phi(z_{total,JND})$ para TOTAL eliminando el ruido base	29
3.10. Regresión de la diferencia justamente perceptible y el ruido base en UGR, UPV y Total	30
3.11. Ajuste de K con la luminancia en UGR, UPV y Total	32
3.12. Ajuste del intercept con la luminancia en UGR, UPV y Total	32
4.1. Distribución del género para la totalidad de los datos	36
4.2. Regresión de JND con el ruido base discriminando el género	36
4.3. Distribución por género y experiencia	37
4.4. Ajuste de la pendiente (K) con la luminancia para el género	37
4.5. Ajuste del término independiente con la luminancia para el género	38
4.6. Distribución de la edad para la totalidad de los datos	39
4.7. Regresión de JND con el ruido base discriminando la edad	39
4.8. Distribuciones para la variable Edad	40

4.9. Ajuste de la pendiente (K) con la luminancia para la edad	40
4.10. Ajuste del término independiente con la luminancia para la edad	41
4.11. Distribución de la experiencia para la totalidad de los datos	41
4.12. Regresión de JND con el ruido base discriminando la experiencia	42
4.13. Ajuste de la pendiente (K) con la luminancia para la experiencia	42
4.14. Ajuste del término independiente con la luminancia para la experiencia	43

Índice de ecuaciones

1.1. Ley de Weber	6
1.2. Ley de Weber Fechner	6
1.3. Ley de Stevens	7
3.1. Minimización del error cuadrático medio para el cálculo del umbral	20
3.2. Minimización del error cuadrático medio para el cálculo del JND	22
3.3. Promedio de la tasa de acierto por sesión	23
3.4. Ecuación explícita de la regresión	30
3.8. Ecuaciones explícitas de la regresión de TOTAL de JND con el ruido base	31
3.12. Ecuaciones explícitas de la regresión de UGR de JND con el ruido base	31
3.16. Ecuaciones explícitas de la regresión de UPV de JND con el ruido base	31
3.17. Cálculo del JND	31
3.18. Ecuación explícitas de la regresión de JND en función del ruido base y la luminancia	33

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación y trabajos previos

La determinación de umbrales de detección de ruido en imágenes es un tema de gran relevancia debido a su empleo en los ámbitos de la psicología, la neurociencia y la visión artificial, entre otros. La motivación tras este estudio radica en la necesidad de abordar cuestiones relacionadas con la capacidad del ser humano de detectar la presencia del ruido y la posibilidad de reducir digitalmente el mismo para que sea menos perceptible. Además el análisis de umbrales de detección es importante para comprender cómo procesamos y percibimos los estímulos visuales en distintas condiciones de ruido.

Además de su relevancia en la comprensión de los procesos perceptivos humanos, los resultados de estos trabajos previos tienen aplicaciones prácticas en diversos campos entre los que se podría encontrar la optimización de la calidad de las imágenes médicas, el desarrollo de algoritmos de visión por ordenador más eficientes [1] y la mejora de interfaces de usuario. Pero es sólo la punta del iceberg donde los umbrales de detección de ruido pueden tener un impacto significativo. Este trabajo cae dentro del ámbito de la calidad perceptual de imágenes, que es de importancia en cualquier aplicación donde las imágenes digitales se utilicen para el consumo humano.

Trabajos previos han estudiado como los umbrales de detección varían significativamente según la calidad de la imagen, el cómo se ha procesado, las condiciones ambientales del experimento o las características del dispositivo de visualización (monitor, pantalla de un móvil, etc.) entre otras. [2] [3]. También se ha investigado cómo la edad, la salud visual y otros factores individuales (no necesariamente fisiológicos) pueden afectar a la percepción visual del observador [4].

En este contexto, el presente trabajo tiene como motivación contribuir al avance del conocimiento en la psicofísica y el análisis de datos de experimentos visuales. Enfocándose en analizar de manera exhaustiva los umbrales de detección de ruido en imágenes, explorando diferentes metodologías, considerando factores diversos que puedan influir en los resultados e intentando responder a la pregunta de ¿cuánto ruido debe eliminarse o añadirse a una imagen para que se perciba con mejor o peor calidad?

1.2. Objetivos

En este proyecto experimental se pretende determinar cómo afecta la luminancia y el ruido base en la diferencia justamente perceptible [5] y si cambia en función de la edad o género del observador. En concreto, el principal objetivo será establecer cuánto debe de modificarse el ruido de una imagen para que se perciba el cambio, ya sea reduciendo el mismo para que se perciba como una imagen de mayor calidad, o incrementándolo para saber cuánto ruido se podría añadir para no llegar a ver una pérdida de calidad. Este objetivo se podrían desglosar en los siguientes tres objetivos principales:

- Determinar si la luminancia de una imagen afecta a la diferencia de ruido justamente perceptible.
- Establecer si el ruido de una imagen afecta a la diferencia de ruido justamente perceptible.
- Delimitar si la diferencia de ruido justamente perceptible presenta variaciones si se agrupa por edad, género o experiencia en experimentos psicofísicos.

1.3. Conceptos previos

Para empezar a describir el experimento y estudio realizado en este trabajo, es importante primero, poner en contexto sobre los aspectos fundamentales para la comprensión del mismo. En esta sección se detallarán estos conceptos.

1.3.1. ¿Qué es el ruido en imágenes?

Cuando hablamos de ruido en imágenes nos referimos a las variaciones no deseadas en los valores de los píxeles de una imagen o una fotografía. Estas variaciones no deseadas pueden surgir durante la adquisición, transmisión o almacenamiento de la misma y podrían llegar a afectar a su calidad visual.

Durante el proceso de digitalización de una imagen existen diversos factores que pueden contribuir a que se genere ruido: (a) La naturaleza del sensor de la imagen que se ha utilizado; (b) La intensidad de la luz durante la adquisición; (c) El enfoque de la cámara; (d) La codificación utilizada para representar la imagen en formato digital.

El umbral absoluto de percepción es el nivel mínimo de ruido que debe de tener una imagen para que se perciba que tiene ruido. La determinación de este umbral es un proceso crucial en el procesamiento de las mismas. El umbral relativo, por otro lado, se ajusta según las características locales de la imagen para permitir una detección más precisa y adaptable de cambios en la intensidad o el color. El objetivo sería determinar cuál es el umbral, relativo o absoluto, adecuado que nos permita distinguir entre una imagen y esa misma imagen con ruido, o una imagen con cierto ruido base y la misma con un ruido incrementado.

Este problema se podría abordar también estableciendo cuánto debe reducirse el ruido en una imagen para que se perciba como diferente, lo que implicaría encontrar un valor que separe de manera óptima las componentes de ruido e imagen original, minimizando así la presencia de ruido no deseado en la imagen procesada. Existe una gran diversidad de ruidos en la práctica, a continuación se numerará alguno de ellos usando como base la imagen de Lenna en blanco y negro [6] en la figura 1.1:

- **Ruido sal y pimienta:** Se introduce de manera aleatoria píxeles blancos y negros en la imagen hasta cubrir un porcentaje p de píxeles con ruido. En el caso del ejemplo de la figura 1.2, se ha utilizado un porcentaje $p = 20\%$.
- **Ruido uniforme:** Este tipo de ruido sigue una distribución uniforme para introducir ruido en la imagen. Para el ejemplo de la figura 1.3, he utilizado una distribución $U(0, 0.2)$, donde sus parámetros 0 y 0.2 son los valores mínimo y máximo respectivamente.
- **Ruido Gausiano:** Sigue una distribución normal para introducir ruido en la imagen. Para el ejemplo de la figura 1.4, he utilizado una distribución $N(0, 0.2^2)$ donde 0 es la media de la distribución normal y 0.2^2 es la varianza de la misma. Se han elegido estos parámetros para que el ruido no sea elevado.



Figura 1.1: Imagen base de Lenna



Figura 1.2: Imagen con ruido Sal y pimienta



Figura 1.3: Imagen con ruido uniforme

Se podría utilizar cualquier distribución estadística para generar ruido en imágenes, las anteriormente descritas son sólo algunas de las más comunes, y una pequeña muestra de cómo se podría llegar a comportar el ruido. En este documento nos centraremos en el ruido Gaussiano, que es el ruido más frecuente en cámaras digitales y el que se ha introducido en este experimento cuya metodología se describirá en el apartado 2.



Figura 1.4: Imagen con ruido normal

1.3.2. Ley de Weber-Fechner

La Ley de Weber [7], es un principio psicofísico que formuló el médico y psicólogo sajón Ernst Heinrich Weber en el siglo XIX. Esta ley establece que:

Si un estímulo crece en progresión geométrica, la percepción evolucionará en progresión aritmética.
(Ernst Heinrich Weber [8], Siglo XIX).

La magnitud de una diferencia perceptible entre dos estímulos es proporcional a la magnitud del estímulo original. En otras palabras, la capacidad de percibir un cambio en un estímulo depende de la relación entre el cambio en el estímulo y el valor inicial del mismo. Por ejemplo, si nos referimos a pesos, si a una persona le pones en la mano un peso de 50 gramos, y le añades otro peso de 25 gramos sentirá más fácilmente la diferencia de peso que si le pones un peso de 1 kg y le añades esos 25 gramos, a penas notará la diferencia.

En nuestro contexto, el umbral de detección del ruido en imágenes, la Ley de Weber puede aplicarse para entender cómo los seres humanos perciben las variaciones en el nivel de ruido en una imagen partiendo de un ruido base. En el caso de la detección de ruido, la ley de Weber establecería que su capacidad de detección en una imagen estaría relacionada con la diferencia entre un nivel de ruido base, y el incremento del mismo. Si el nivel de ruido en una imagen es bajo, se requerirá un cambio relativamente pequeño para que éste se pueda detectar. Sin embargo, si el nivel de ruido es más alto será necesario de un cambio significativamente superior para que la diferencia sea perceptible. A estos cambios se les denominan JND o Just Noticeable Difference [5] (Diferencia Justamente Perceptible).

Por tanto, a medida que aumentamos el nivel de ruido en una imagen, el sistema visual humano necesitará un incremento mayor en el ruido para poder percibir cambios, siendo este incremento, a priori, lineal. La ley de Weber se amplió por el filósofo y psicólogo Gustav Theodor Fechner [9] en 1860 construyendo la ley de Weber-Fechner [7] que es a día de hoy la más conocida. En ella se establece que la percepción subjetiva de una magnitud está relacionada de manera **logarítmica** con el valor de la magnitud física correspondiente al estímulo. Es decir, la percepción de una diferencia subjetiva se incrementa en proporción al logaritmo de la relación entre dos estímulos. Esta ley se aplica especialmente a la percepción de magnitudes sensoriales como el brillo, el tono, la presión o el peso. En este trabajo, se estudia empíricamente si nuestro umbral de detección del ruido cumple esta aproximación

logarítmica de la Ley de Weber.

La Ley de Weber se podría expresar como la ecuación (1.1):

$$\frac{\Delta I}{I} = k \quad (1.1)$$

Donde:

- I es la intensidad inicial del estímulo.
- ΔI representa la diferencia perceptible en la intensidad del estímulo (o Just Noticeable Difference).
- k es una constante de proporcionalidad.

La fórmula indica que la diferencia perceptible es proporcional a la intensidad inicial del estímulo. La Ley de Weber-Fechner, corresponde a la ecuación (1.2):

$$\frac{\Delta S}{S} = k \cdot \log\left(\frac{I}{I_0}\right) \quad (1.2)$$

Donde:

- S es la magnitud sensorial percibida.
- ΔS es la diferencia perceptible subjetiva.
- I representa la intensidad física del estímulo.
- I_0 es una intensidad de referencia
- k es una constante de proporcionalidad.

La fórmula indica que la diferencia perceptible subjetiva está relacionada de manera logarítmica con la relación entre la intensidad física del estímulo y una intensidad de referencia.

Mientras que la Ley de Weber se centra en la relación proporcional entre la magnitud de la diferencia perceptible y la intensidad original de un estímulo, la Ley de Weber-Fechner se basa en la relación logarítmica entre la percepción subjetiva de una magnitud y la intensidad física del estímulo como se puede observar en la figura 1.5. Ambas leyes son fundamentales en la psicofísica y nos ayudan a comprender cómo percibe y responde el ser humano a los estímulos sensoriales en función de su intensidad y los cambios en ella.

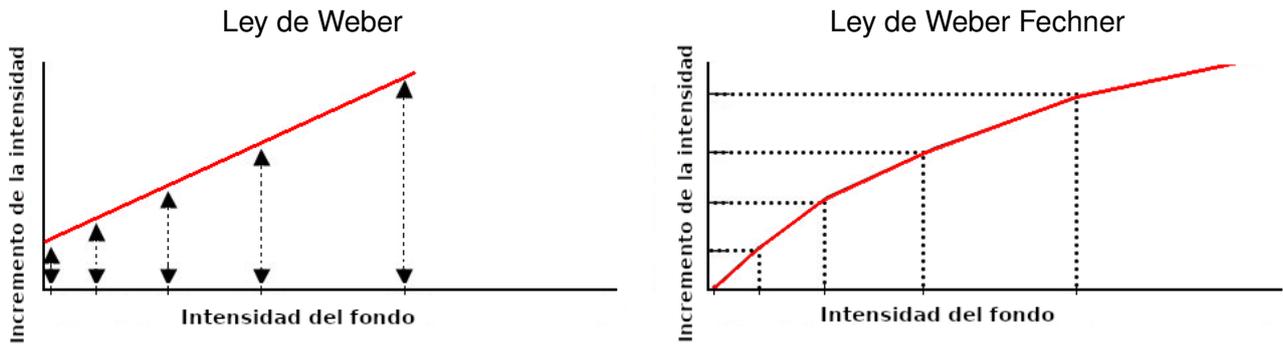


Figura 1.5: Comparación de las leyes de Weber y Fechner

1.3.3. Ley de Stevens

La ecuación potencial de Stevens o Ley de Stevens [10], es una teoría psicofísica que recibe el nombre en honor al psicofísico utahense Stanley Smith Stevens [11] (1906–1973), y que fue publicada en 1957. Su fórmula general corresponde a la ecuación (1.3):

$$S = k \cdot I^n \quad (1.3)$$

Donde:

- S representa la intensidad percibida en un atributo sensorial.
- I la intensidad del estímulo material.
- k es la constante de proporcionalidad
- n es la potencia.

El exponente (n) puede variar dependiendo del tipo de estímulo y de las características sensoriales involucradas. Por ejemplo, para la percepción del brillo de la luz, el exponente n suele estar alrededor de 0.33, lo que indica una relación sublineal entre la intensidad física y la percepción subjetiva del brillo. En cambio, para la percepción de la intensidad del gusto salado, el exponente n puede ser aproximadamente 1.4, lo que indica una relación superlineal entre la intensidad física y la percepción subjetiva del gusto [12]. En nuestro contexto de la detección del umbral perceptible del ruido en imágenes, podríamos aplicar la ley de Stevens si establecemos:

1. La intensidad física del ruido presente en la imagen. En nuestro caso, y tal y como veremos posteriormente será el ruido base del que partimos en la imagen. Si no tuviésemos ese ruido ya preestablecido sería necesario calcularlo mediante alguna técnica de procesamiento de imágenes que pueda calcular esa intensidad del ruido.
2. Escala de la magnitud que se percibe, reflejando la percepción subjetiva del ruido de la imagen. En nuestro caso, será la tasa de acierto que obtenemos en los experimentos psicofísicos en los

que voluntarios evalúan la magnitud del ruido comparando distintas imágenes, la metodología del experimento se detalla en el apartado 2 donde se usa two-alternative forced-choice.

3. Ajustar la relación entre la intensidad física y la magnitud que se percibe, teniendo la intensidad física y la escala de la magnitud que se percibe podríamos ajustar una función potencia que presenta la relación entre ambos aspectos, determinando el exponente de potencia (n) que mejor se ajuste a los datos

Cabe destacar que la aplicación de la Ley de Stevens a la detección del umbral perceptible del ruido en imágenes puede no ser correcta. La percepción visual es un proceso complejo que implica factores como el contraste, la resolución espacial y las características específicas de la imagen, que pueden influir en la relación entre la intensidad física y la percepción subjetiva del ruido.

1.3.4. Two alternative forced choice

En psicofísica (rama de la psicología experimental), se estudia la relación entre los estímulos físicos y las respuestas sensoriales y perceptuales que generan en los individuos. El objetivo es comprender cómo las características físicas de los estímulos se traducen en experiencias perceptuales y cómo los individuos toman decisiones en base a estas experiencias.

En este contexto psicofísico, uno de los objetivos experimentales más comunes es la detección de umbrales en general, ya sea para evaluar la sensibilidad de los sentidos humanos o para comprender cómo los individuos discriminan y responden a diferentes niveles de intensidad de un estímulo. Aquí es donde el método de "Elección Forzada entre Dos Alternativas" desempeña un papel fundamental.

Un experimento Two Alternative Forced Choice [13], a partir de ahora **2AFC**, es un diseño experimental utilizado para evaluar y comparar la capacidad de discriminación visual de los participantes del experimento. En él, se presentan dos estímulos alternativos a los participantes, cada uno con niveles variables de la característica en estudio. Esto puede implicar diferencias en la intensidad, duración, frecuencia u otras propiedades del estímulo. Los participantes deben realizar una elección forzada entre los dos estímulos, indicando cuál de ellos perciben como más intenso, más brillante, más alto, etc.

En nuestro contexto de comparación de imágenes, se le presentan al participante cada vez, dos imágenes, teniendo que seleccionar una de las dos considerándola como la correcta, o la que cumple con ciertos criterios específicos. Por ejemplo, se podrían presentar dos imágenes y el participante debe elegir la que percibe con colores más vivos o en las que aparece un determinado objeto. En la figura 1.6 se puede ver un ejemplo de 2AFC donde se debe de elegir forzosamente entre dos opciones cuál es el animal que se cree más grande.

La tarea de elección forzada implica que los participantes **no tienen la opción de abstenerse de responder** o seleccionar "no sé". Siempre deben elegir una de las dos opciones presentadas, incluso si no están seguros de cuál es la correcta.

El diseño 2AFC es comúnmente utilizado en estudios de percepción visual y psicofísica para medir la capacidad de los participantes para discriminar entre estímulos visuales y para determinar los um-

¿Qué animal es más grande?

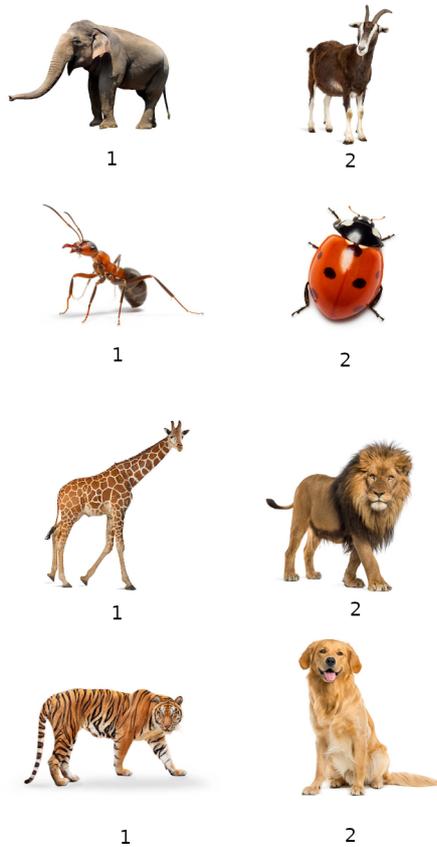


Figura 1.6: Ejemplo de 2AFC donde se tiene que elegir el animal que se percibe de mayor tamaño

brales de detección o discriminación. Los resultados de los experimentos 2AFC pueden proporcionar información sobre la precisión y la sensibilidad perceptual de los individuos, así como sobre la influencia de diferentes variables en la capacidad de discriminación visual.

En el apartado 2 se describe en detalle cómo se ha realizado un experimento 2AFC para la detección de umbral de ruido en imágenes en dos grupos de participantes de las universidades de Granada y Politécnica de Valencia.

1.3.5. Espacios de color

Un espacio de color es un modelo matemático y conceptual que se utiliza para representar y describir cómo se perciben y categorizan los colores. Proporcionando una manera sistemática de representar una amplia gama de colores en términos de coordenadas numéricas o vectores en un espacio multidimensional. Cada dimensión de este espacio representa una característica o propiedad específica del color, como la luminosidad, la intensidad de los colores primarios o la saturación. Se suelen utilizar para representar colores en dispositivos electrónicos como pantallas de ordenador, televisores y cámaras.

Existen una infinidad de espacios de color. En este trabajo se mencionan algunos de ellos que se han utilizado para realizar las representaciones de las imágenes del experimento:

- **RGB:** El espacio de color "RGB", siglas de "Red, Green, Blue", es el más utilizado, en él, los colores se representan mediante la combinación de tres colores primarios: rojo, verde y azul. Se representa como un vector de tres componentes, una por cada color primario, los valores de este vector varían entre 0 y 255. Cuanto mayor sea el valor en cada componente mayor será el protagonismo de ese color en el resultado final. El color negro es la ausencia de color por lo que su representación sería $[0, 0, 0]$, el blanco por otro lado es la mezcla de todos los colores: $[255, 255, 255]$, cualquier otra combinación tendrá como resultado colores con mayor representación del rojo, verde o azul, como en el ejemplo de la figura 1.7 donde se representa el color amarillo en el espacio de color RGB.
- **LRGB:** El espacio de color "LRGB", siglas de "Luminance, Red, Green, Blue" es muy parecido al RGB estándar, se le añade la componente de "Luminancia" que varía entre 0 y 1.
- **CIE-L*a*b:** El espacio de color "CIE-Lab", también conocido como espacio de color Lab [14], es un sistema diseñado para representar colores de manera más cercana a cómo los percibe el ojo humano. A diferencia del espacio de color RGB, que se basa en la combinación de colores primarios de luz, el espacio Lab se basa en la percepción visual y en cómo vemos los colores en el mundo real. En el espacio de color Lab cada color se describe mediante tres componentes: "L", "a" y "b", donde:
 - **Luminosidad ("L"):** Representa la claridad o luminosidad del color. Valores más altos de "L" indican colores más claros, mientras que valores más bajos indican colores más oscuros. El rango de valores típico para "L" es de 0 a 100.
 - **Componente verde-magenta ("a"):** El componente "a" abarca desde los tonos verdes hasta los magenta. Valores positivos de "a" indican una mayor presencia de tonos magenta, mientras que valores negativos indican tonos verdes. Los valores de "a" varían de -128 a 128.
 - **Componente azul-amarillo ("b"):** El componente "b" representa la gama de colores desde el azul hasta el amarillo. Valores positivos de "b" indican tonos amarillos, mientras que valores negativos indican tonos azules. Al igual que "a", los valores de "b" varían de -128 a 128.
- **CIE1931 XYZ:** El espacio de color "CIE1931 XYZ" es un sistema de color que fue desarrollado por la Comisión Internacional de la Iluminación (CIE) en 1931 [15]. Este sistema se diseñó para ser una representación numérica de la percepción humana del color, en lugar de basarse en colores primarios de luz como en el espacio RGB. En el espacio de color CIE1931 XYZ, cada color se describe mediante tres componentes: "X", "Y" y "Z", donde:
 - **Componente X:** Representa la contribución de la longitud de onda de la luz al color. Este componente varía desde los colores más violetas hasta los colores más verdes. Generalmente los valores de la componente "X" varían entre 0 y 1.

Introducción

- **Componente Y:** Indica la luminosidad o brillo del color. Valores más altos de "Y" corresponden a colores más brillantes, mientras que valores más bajos indican colores más oscuros. Al igual que para la componente "X" los valores de la componente "Y" varían entre 0 y 1.
- **Componente Z:** Representa la contribución de la longitud de onda de la luz al color, pero hacia el lado de los colores más azules. Al igual que para las componentes "X" e "Y" los valores de la componente "Z" varían entre 0 y 1.

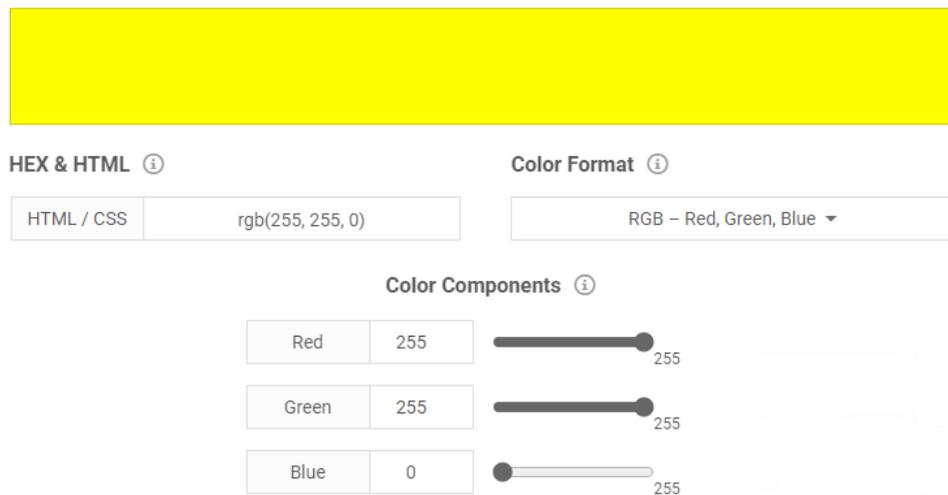


Figura 1.7: Ejemplo de representación del color amarillo [255, 255, 0] en RGB [16]

El proceso de convertir las coordenadas de un color a otro espacio de color se le denomina "transformación". Para llevar a cabo, por ejemplo, la conversión de las coordenadas del espacio de color CIELAB a CIE1931 XYZ, se utilizan ecuaciones matemáticas para reflejar la relación entre los valores de color en ambos espacios. Estas ecuaciones tienen en cuenta las características de cada espacio, como los componentes de color y las propiedades perceptuales, así como las condiciones de iluminación estándar representadas por el iluminante D65. El iluminante D65 es fundamental en esta transformación, ya que actúa como una fuente de luz de referencia que establece cómo percibimos los colores. Los valores de color en CIELAB se ajustan y se someten a transformaciones lineales y no lineales para lograr una correspondencia adecuada con CIE1931 XYZ bajo el iluminante D65.

Capítulo 2

Descripción del experimento

Para la consecución de este trabajo, se realizaron, en primer lugar, una serie de experimentos en las universidades de Granada y Politécnica de Valencia. En estos experimentos se siguió la metodología 2AFC (Two Alternative Forced Choice) presentada en la sección 1.3.4, donde se le presentan a los participantes dos imágenes y deben elegir forzosamente una de las dos según un criterio, en nuestro contexto, la imagen en la que percibe más ruido. La decisión de utilizar 2AFC y no otro método para realizar los experimentos es porque en psicofísica experimental es la metodología que da mejores resultados, más fiables y con menor error, con el inconveniente de que cada sesión requiere mucho tiempo de los participantes.

En primer lugar se generan las imágenes de referencia a las que se les añadirá ruido con un script de matlab que realiza los pasos a continuación descritos. Las imágenes resultantes serán homogéneas en gris sin información de carácter espacial a las que se les añadirá ruido sin frecuencias espaciales:

1. Definición de cuatro fondos de referencia en el espacio de color CIE-L*a*b* [14] con niveles de luminancia $L = 20, 40, 60$ y 80 , y con componentes "a" y "b" iguales a 0 (fondos acromáticos). Para poder trabajar con estos fondos se convierten a las coordenadas XYZ con la corrección de punto blanco de $[0.9504, 1.0000, 1.0889]$, que son los valores de los blancos de referencia del iluminante D65 [17], esto quiere decir que se transformarán los fondos del espacio original CIE-L*a*b* a CIE1931 XYZ.
2. Se crean imágenes en el espacio de color CIE1931 XYZ [15] (espacio de color XYZ con corrección de punto blanco D65) para cada uno de los fondos de referencia. Se inicializan matrices de imágenes de tamaño $300 \times 300 \times 3$ y se asignan los valores correspondientes de las componentes X, Y y Z.
3. Las imágenes en el espacio de color CIE1931 XYZ se convierten al espacio de color LRGB [18].
4. Se definen los cuatro niveles de ruido base = $[0.01, 0.02, 0.03, 0.04]$.
5. Se crean matrices de imágenes de referencia con niveles de ruido añadidos. Los ruidos se simulan añadiendo valores de una distribución de media 0 y desviación típica la intensidad del ruido, en

un espacio de color LRGB.

6. Se inicializa una matriz de tamaño $300 \times 300 \times 3 \times 4 \times 4$ en la que el primer cuatro representa los cuatro fondos de referencia (correspondientes a los cuatro niveles distintos de luminancia) y el segundo cuatro representa los cuatro niveles de ruido diferentes que se añadirán a los cuatro niveles de luminancia. Se asignan las imágenes de referencia en el espacio de color LRGB a las posiciones correspondientes en la matriz de imágenes de referencia.
7. Se crea una matriz de comparación de pares como una matriz de 6 dimensiones. Para cada una de las 16 referencias, se realizarán 10 comparaciones de pares. La matriz se inicializa como una matriz de tamaño $300 \times 300 \times 3 \times 16 \times 10 \times 2$ donde las últimas dos dimensiones corresponden a las dos imágenes de comparación en cada par. Cada imagen con su ruido base se compara con otras 10 imágenes de ruidos superiores, los ruidos superiores se ajustaron experimentalmente en estudios previos de los diseñadores del experimento.
8. Se realiza un bucle para recorrer todas las combinaciones posibles de referencias y pruebas. En cada iteración, se agrega ruido Gaussiano a la imagen de referencia en el espacio de color LRGB. Se agrega ruido Gaussiano y no otro porque es el modelo más utilizado para simular el ruido térmico en el proceso de adquisición de la imagen en las cámaras fotográficas. Se debe de añadir este ruido antes de la compresión lineal que hacen las cámaras porque es en el sensor de la cámara donde afecta el ruido. La cámara aplica una función exponencial para compensar la percepción logarítmica del ojo humano.
9. Posteriormente, se convierte la imagen de referencia con ruido al espacio de color XYZD65, luego a sRGB y finalmente al espacio de color DeviceRGB, que es el espacio de color RGB del monitor que se va a utilizar para realizar la sesión, este monitor debe estar previamente caracterizado, por eso se sabe cuál es su espacio de color RGB específico. Las imágenes resultantes se asignan a las posiciones correspondientes en la matriz de comparación de pares.
10. Esta matriz de comparación de pares contendrá las imágenes que se mostrarán al usuario para realizar el experimento:
 - a) **300 × 300 × 3**: Imagen con coordenadas DeviceRGB de 300×300 píxeles $\times 3$ (R, G, B).
 - b) **16** combinaciones de 4 niveles de luminancia $\times 4$ niveles de ruido.
 - c) **10** repeticiones de la prueba para un mismo nivel de ruido y luminancia (pero con el ruido gaussiano generado aleatoriamente)
 - d) **2** imágenes para la comparación en cada par.

Este script se deberá ejecutar antes de cada experimento con un nuevo participante, generando así una nueva matriz de comparación de pares única para esa sesión experimental. De esta manera no se corre el riesgo de repetir sesiones entre diferentes participantes, esta es una posible implementación práctica para realizar el 2AFC, pero podría haberse implementado de otra manera, lo importante es que los usuarios evalúen todas las posibles parejas y que el orden de evaluación sea aleatorio.

Descripción del experimento

En cuanto a los grupos experimentales, tenemos a 31 participantes de la universidad Politécnica de Valencia y 37 participantes de la universidad de Granada que han realizado 2 sesiones experimentales cada uno, se ha evaluado cada pareja de imágenes seis veces. En total tendríamos en torno a 400 evaluaciones de imágenes que se pueden considerar lo suficientemente grandes como para poder hacer este estudio empírico sobre la detección del umbral de detección de ruido. En cada sesión se toman los datos del participante como se describe en la figura 2.1.

- **Nombre** (string)
- **Apellidos** (string)
- **Edad** (integer)
- **Género** (enumerate) 'M' masculino, 'F' femenino
- **Experto** (boolean) Si tiene experiencia o no en experimentos 2AFC.
- **Sesión** (integer) Número de la sesión para ese mismo participante.
- **Iteraciones** (integer) Número de la iteraciones.
- **Resultados** (list) Array de 160 observaciones con las tasas de acierto del participante en el experimento. (4 niveles de luminancia x 4 niveles de ruido x 10 iteraciones).

Figura 2.1: Datos de un participante en cada sesión

La matriz de resultados se obtiene evaluando al participante en las 160 filas de la matriz de comparación de pares. En cada fila tenemos tres combinaciones del mismo par de imágenes. Se le pide al usuario que seleccione la **imagen en la que percibe más ruido** para cada combinación. Esto es, se obtienen tres evaluaciones por cada par de imágenes.

Repetimos para cada una de las tres combinaciones en cada par. El evaluador apunta la tasa de acierto que ha tenido el participante para ese nivel de ruido - luminancia - iteración. Por ejemplo, para el nivel de luminancia 20 y el nivel de ruido 0.01, con un incremento de 0.00026. El usuario tendrá tres combinaciones del mismo par de imágenes, al seleccionar podrá acertar o equivocarse en la imagen que tiene más ruido, si por ejemplo se equivoca en dos elecciones, su tasa de acierto será de $1/3 = 0.33333333$. En la tabla 2.1 se puede ver cómo sería la toma de datos de una sesión experimental. En la figura 2.2 se puede apreciar cómo sería la vista de un participante en uno de los experimentos.

La distribución de estos datos en las variables de Edad, Sexo y Experiencia sería la mostrada en las figuras 2.3 y 2.4. Si observamos las distribuciones de los datos en las universidades de Granada, (figura 2.3) y Politécnica de Valencia (figura 2.4) se ven patrones similares entre las universidades aunque con alguna diferencia, por ejemplo, para las edades se puede ver que UGR tiene una mejor distribución de los participantes entre los 20 y 30 años, con frecuencias de 7-8 participantes en cada rango de edad. Sin embargo UPV tiene un mayor peso en edades en torno a los 20 años. En cuanto al género se puede observar que en la universidad politécnica de Valencia han participado un 15% más de hombres que de mujeres, y en la de Granada han participado prácticamente los mismos hombres que mujeres. Haciendo referencia a la experiencia se puede ver cómo hay más participantes expertos en Granada que en Valencia, siendo en la UGR entorno a un 30% de los usuarios y en la UPV menos de un 10%.

Luminancia	Ruido base	Ruido incrementado	Tasa de acierto
20	0.01	0.01026	0.333333
20	0.01	0.01052	1.000000
20	0.01	0.01078	0.666667
20	0.01	0.01104	1.000000
20	0.01	0.01130	0.666667
20	0.01	0.01156	1.000000
20	0.01	0.01182	1.000000
20	0.01	0.01208	1.000000
20	0.01	0.01234	1.000000
20	0.01	0.01260	1.000000
20	0.02	0.02058	0.666667
20	0.02	0.02116	0.333333
20	0.02	0.02174	1.000000
20	0.02	0.02232	0.333333
20	0.02	0.02290	0.666667
20	0.02	0.02348	1.000000
20	0.02	0.02406	1.000000
...
80	0.03	0.03693	0.666667
80	0.03	0.03792	1.000000
80	0.03	0.03891	1.000000
80	0.03	0.03990	0.666667
80	0.04	0.04132	0.666667
80	0.04	0.04264	0.333333
80	0.04	0.04396	0.666667
80	0.04	0.04528	0.333333
80	0.04	0.04660	1.000000
80	0.04	0.04792	1.000000
80	0.04	0.04924	1.000000
80	0.04	0.05056	1.000000
80	0.04	0.05188	1.000000
80	0.04	0.05320	0.666667

Tabla 2.1: Ejemplo de los resultados de una sesión experimental

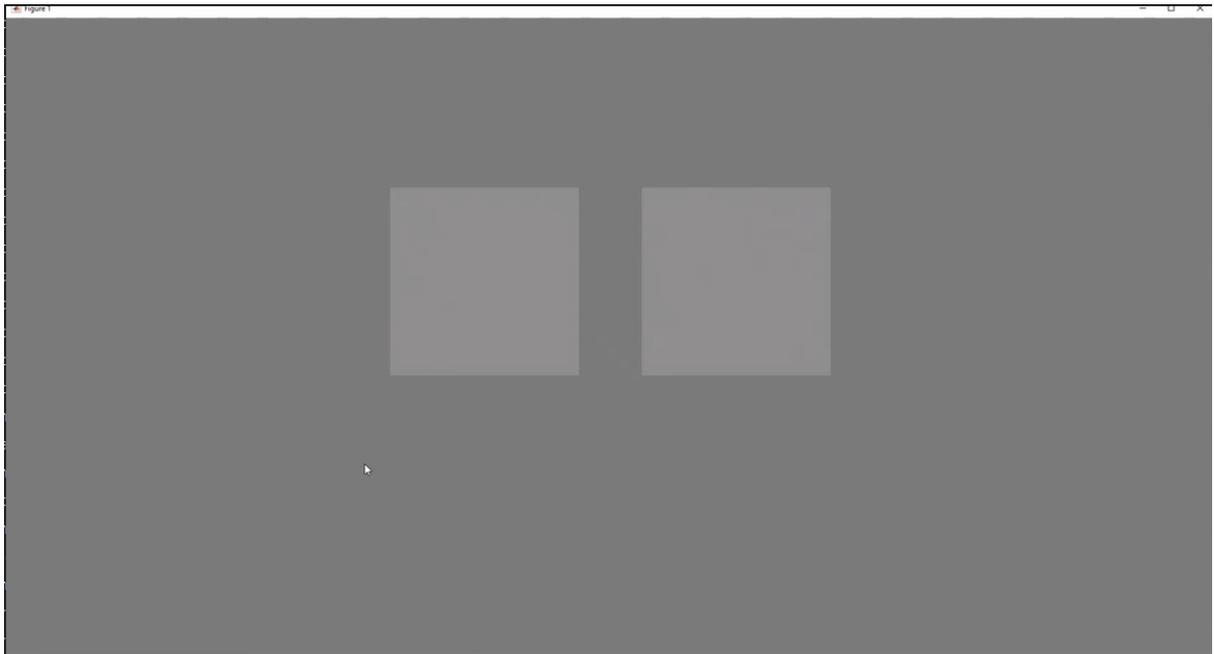


Figura 2.2: Vista de un participante en un experimento

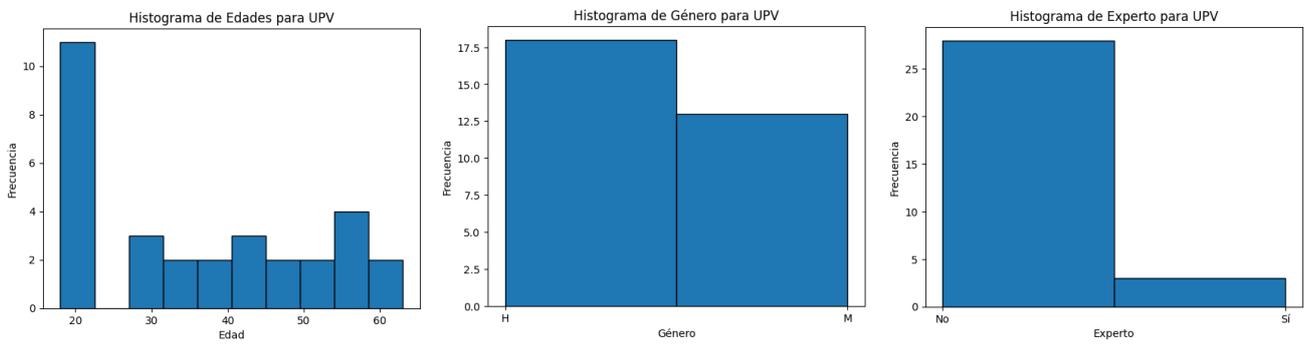


Figura 2.3: Distribución de los datos de Universidad Politécnica de Valencia

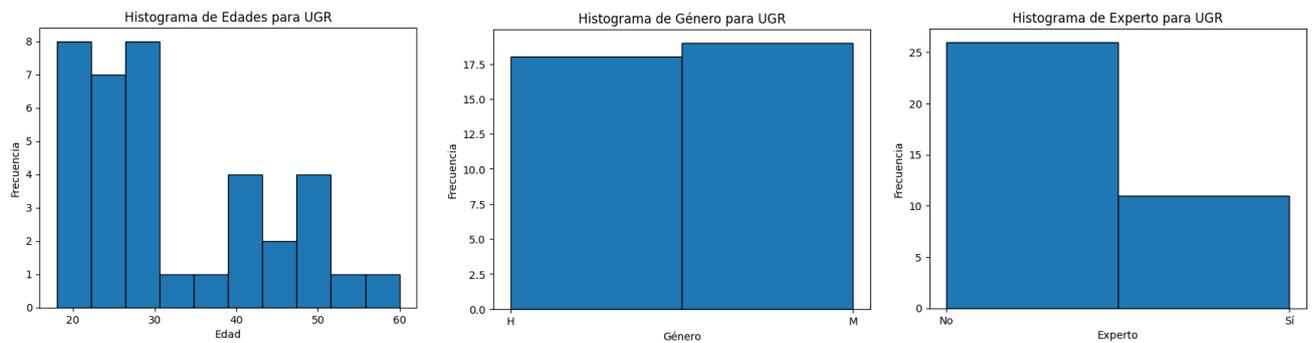


Figura 2.4: Distribución de los datos de la Universidad de Granada

Capítulo 3

Obtención de los umbrales y cálculo del modelo

En este capítulo se realizarán los cálculos necesarios para la detección del ruido, desde la obtención de los umbrales para cada luminancia, hasta la combinación de los datos de las universidades de Granada y Politécnica de Valencia para obtener un único modelo.

3.1. Umbral de detección del ruido

Una vez introducido el problema y entrado en contexto de los datos que tenemos se podría calcular el umbral de detección del ruido para cada combinación de ruido base con la luminancia. Se ha realizado con un script de Python en el que se recorre el vector de resultados de la tabla 2.1 y se divide la lista en grupos de 16, un grupo por cada combinación de ruido base con la luminancia, cada grupo tendrá 10 observaciones, en las cuáles se buscará minimizar el error cuadrático medio de la distribución normal acumulada con las premisas de la figura 3.1:

Si repetimos este proceso de minimización para los 16 vectores de 10 observaciones cada uno obtendremos los dieciséis umbrales (uno por cada combinación de ruido base con luminancia). En el ejemplo de la figura 3.2 se muestra un mosaico de 4×4 gráficos donde se representa la curva de la distribución normal acumulada $N(\mu, \sigma^2)$ minimizando el error cuadrático medio del ajuste del ruido y la tasa de acierto. La representación se ha tomado sobre los datos de una sesión de un usuario aleatorio. El rango de valores de esta normal acumulada varía entre 0.5 y 1 porque el 0.5 es la tasa de acierto mínima esperada por aleatoriedad. En estas gráficas se entiende por umbral al valor en el que se ha detectado el incremento del ruido, que coincide con la probabilidad de detección del 75 % (sin eliminar el ruido base).

Si nos paramos a interpretar el mosaico de la figura 3.2, podemos ver una tendencia lineal del umbral con el ruido. A mayor ruido parece que siempre es mayor el umbral mientras que la influencia de la luminancia parece ser baja. Esto se puede explicar porque no hemos quitado la componente del ruido base de nuestro cálculo del umbral por lo que estarían directamente relacionados. Adicionalmente

$\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}]$ con los valores de los ruidos para la combinación concreta de ruido base y luminancia.

$\mathbf{y} = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8, y_9, y_{10}]$ con las tasas de acierto en esos valores de ruido.

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}]$$

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8, y_9, y_{10}]$$

$$\mu = \text{mean}(X) ; \sigma = \frac{\mu}{10} \text{ (Valores iniciales)}$$

$$Z \sim N(\mu, \sigma^2) ; z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Si ajustamos como "y_{fit}" los valores de la normal acumulada en z

$$y_{fit} = \Phi(z)$$

Buscamos minimizar el error cuadrático medio (MSE) [19] modificando los valores de μ y σ :

$$\min \left(\sum_{i=1}^{10} \frac{(y_{fit} - y)^2}{10} \right) = \left(\sum_{i=1}^{10} (y_{fit} - y)^2 \right) \quad (3.1)$$

El valor umbral sería el μ resultante de la minimización.

Figura 3.1: Cálculo del umbral de detección del ruido

no se pueden tomar estos datos como válidos o interpretables puesto que el número de observaciones es extremadamente reducido, es la gráfica de un solo experimento. Cuando promediamos los datos podremos hacer interpretaciones más robustas.

Para corregir esta dependencia no deseada, podemos reformular las ecuaciones modelando esta vez X_{JND} como la diferencia entre el ruido y el ruido base. Es decir, ruido - ruido base. Llamaremos esta nueva variable como "incremento", y a su mínimo, "JND"(Just Noticeable Difference) [5] ya que es el mínimo ruido que se debe incrementa al ruido base para ser perceptible. El cálculo de este valor se describe en la figura 3.3.

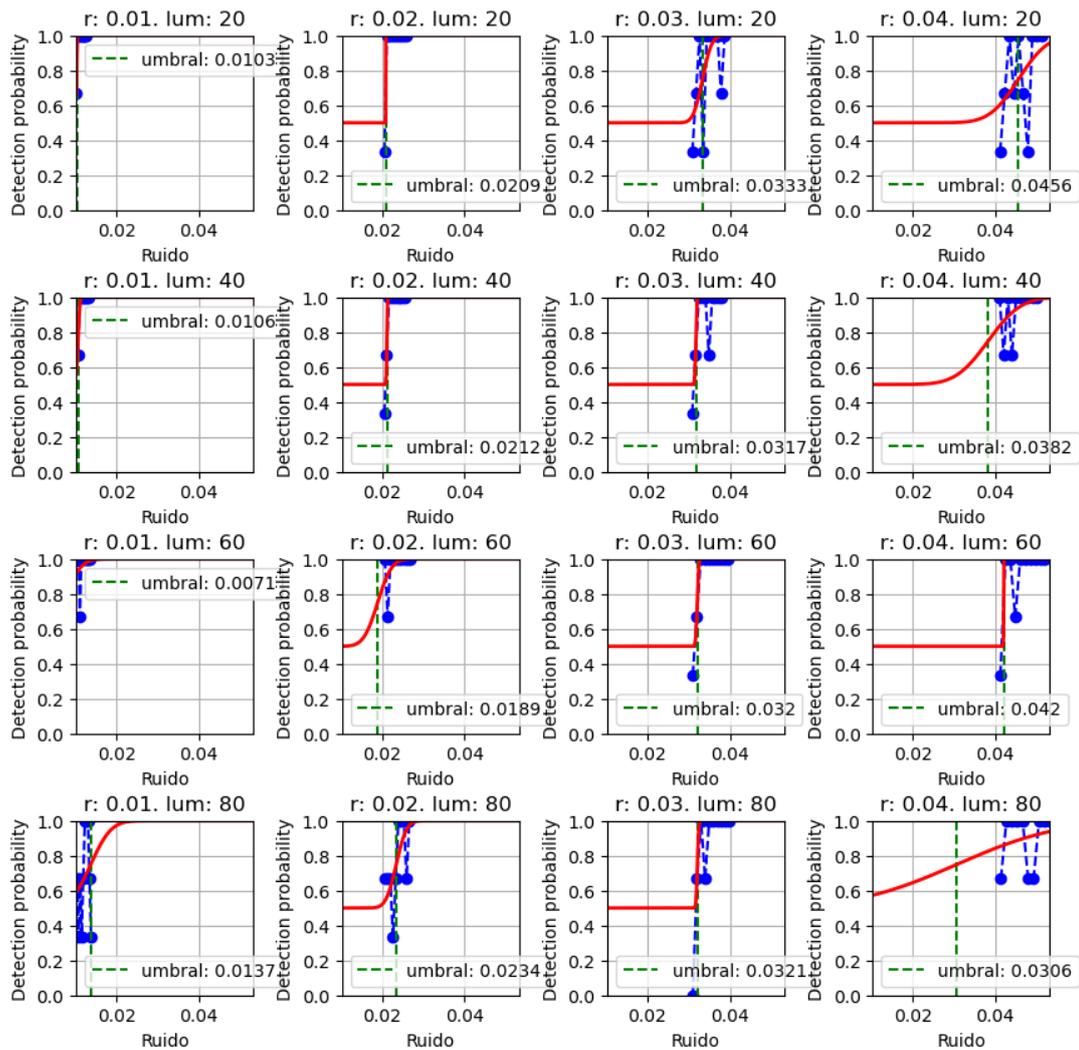


Figura 3.2: Gráficos de $\Phi(z)$ cuya media y desviación típica minimizan el MSE . El umbral es el valor en el que se ha detectado el incremento del ruido

$R = \text{Ruido base}$ (Es el mismo en las 10 observaciones)

$$X_{jnd} = X - R$$

$$Y = [y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8, y_9, y_{10}]$$

$$\mu_{jnd} = \text{mean}(X_{jnd}) ; \sigma_{jnd} = \frac{\mu_{jnd}}{10} \text{ (Valores iniciales)}$$

$$Z_{jnd} \sim N(\mu_{jnd}, \sigma_{jnd}^2) ; z = \frac{x_{jnd} - \mu_{jnd}}{\sigma_{jnd}}$$

$$y_{jnd} = \Phi(z_{jnd})$$

$$\min \left(\sum_{i=1}^{10} \frac{(y_{jnd} - y)^2}{10} \right) = \min \left(\sum_{i=1}^{10} (y_{jnd} - y)^2 \right) \quad (3.2)$$

Figura 3.3: Cálculo de la Diferencia Justamente perceptible

En la figura 3.4 podemos ver las diferencias justamente perceptibles, donde se ha acotado la representación del eje de ordenadas a un rango entre $[0, 5, 1]$ y en el eje de abscisas entre $[-0.01, 0.02]$, para poder observar mejor esos JNDs. En estas gráficas se entiende por umbral al valor en el que se ha incrementado el ruido, que coincide con la probabilidad de detección del 75% (sin eliminar el ruido base).

Las tendencias que se perciben son diferentes a los del anterior gráfico. Sin embargo, al tener una única sesión experimental no se pueden sacar conclusiones con sentido, podemos ver JNDs negativos en algunos puntos que si promediamos con las sesiones de otros experimentos no podrán pasar.

3.2. Promedio de los datos

Una vez introducido el cálculo del umbral del ruido y el cálculo de la diferencia justamente perceptible se pueden realizar los mismos cálculos pero sobre las tasas de acierto promediadas para los grupos de Granada y Valencia. En primer lugar, se consideran ambos grupos como independientes. Posteriormente y si se puede asumir que tienen un comportamiento similar con cierta confianza se podrían juntar para tomar conclusiones con menor sesgo.

Con este promedio si la muestra es lo suficientemente grande podríamos empezar a razonar por qué se comportan así los datos. En secciones posteriores como el capítulo 4 de agrupación de los datos, se intentará dar explicación a los mismos en función de la edad, el género y la experiencia en experimentos psicofísicos. El método para promediar es sencillo, basta con recorrer todas las sesiones del conjunto de datos objetivo (ya sea Granada o Valencia), sumar los valores de las tasas de acierto posición por posición y dividir posteriormente los valores por el número de ficheros.

Siendo $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]$ el vector de sesiones, donde n es el número total de sesiones, y $s_x = [s_{x1}, p_{x2}, p_{x3}, \dots, p_{x160}]$ el vector de tasas de acierto por sesión ($4 \times 4 \times 10$) (cada sesión tiene un vector de 160 tasas de acierto). El promedio de las tasas de acierto para cada sesión sería el de la ecuación

Obtención de los umbrales y cálculo del modelo

(3.3):

$$S_{promediada_i} = \frac{\sum_{j=1}^n s_{ij}}{n} ; i \in [1, 160] \quad (3.3)$$

Con $S_{promediada_i}$ y con los cálculos de la figura 3.1 podríamos ajustar las tasas de acierto de todas las sesiones experimentales en todas las universidades como $Y = S_{promediada}$, y obtener así el umbral de detección para las tasas de acierto promediadas.

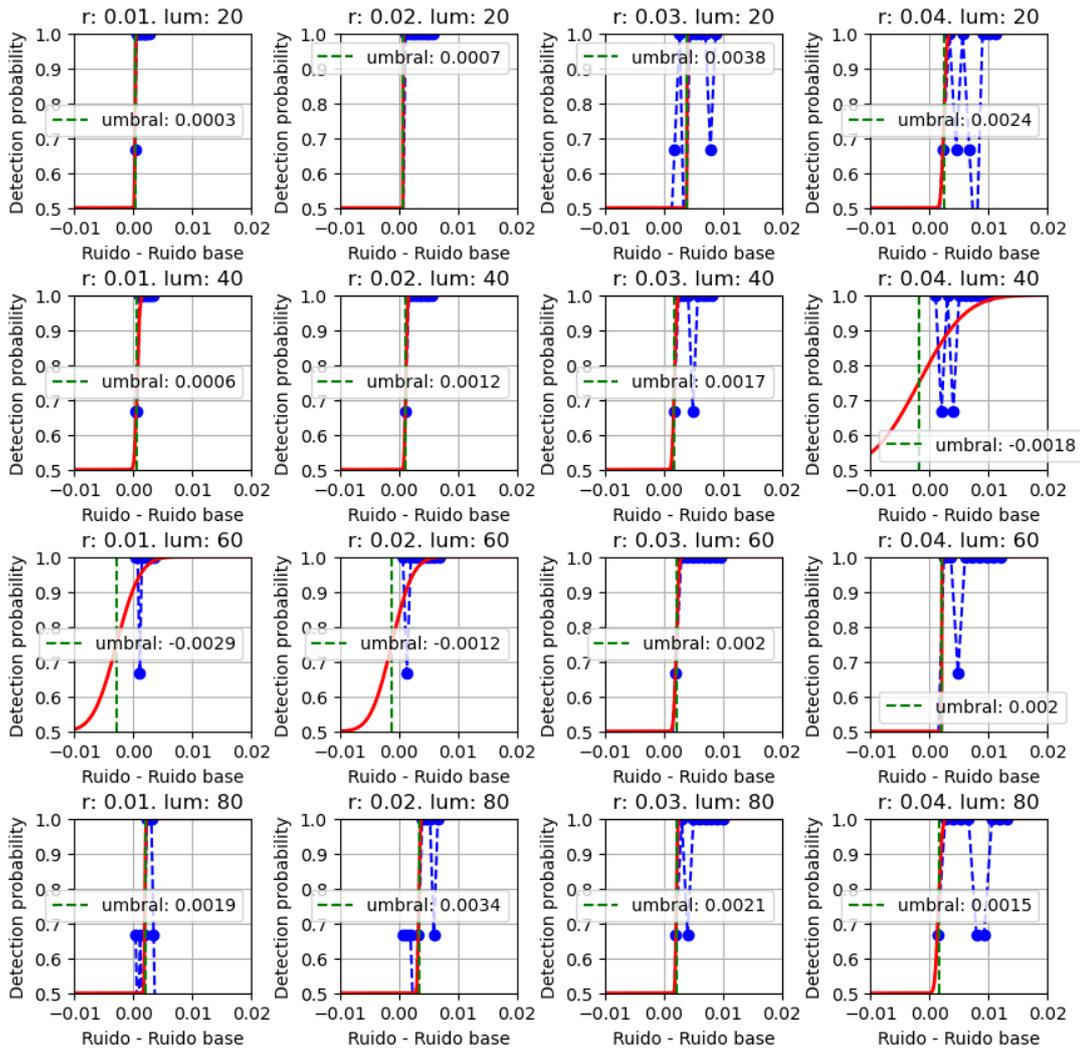


Figura 3.4: Gráficos de $\Phi(z_{inc})$ cuya media y desviación típica minimizan el MSE . El umbral es el valor de JND

3.2.1. Datos provenientes de los experimentos en la Universidad de Granada

El conjunto de datos provenientes de la Universidad de Granada tiene un total de 73 repeticiones por pareja de imágenes experimentales, lo que representa un número lo suficientemente grande como para poder tomar algunas conclusiones y comparar con el grupo de Valencia. Realizando el promedio

de las tasas de acierto en el grupo de Granada y minimizando el error cuadrático medio del ajuste para este grupo se obtienen las gráficas de la figura 3.5.

De estas gráficas se pueden tomar conclusiones similares a las que obtuvimos con una única sesión, con un incremento lineal a medida que aumenta el ruido base sin tener influencia aparente la luminancia. Esto es debido a que el valor del ruido base perturba la interpretación de la gráfica. Para ello eliminamos el ruido base y realizamos la representación del JND, aplicando la transformación de la figura 3.3. En la figura 3.5 se pueden examinar las gráficas de los JNDs, donde se ha acotado la representación del eje de ordenadas a un rango entre $[0, 5, 1]$ y en el eje de las abscisas entre $[0.0, 0.02]$ para poder observar mejor los JNDs.

En esta representación vemos como a niveles de luminancia "bajos" (20 y 40), sí existe una relación entre ruido base y el JND, con lo que sí podría existir una constante k que cumpla la ley de Weber vista en la sección 1.3.2 u otro tipo de aproximación como proponen la ley de Fechner o la ley de Stevens vistas en la sección 1.3.3. Sin embargo, no se cumple para las luminancias "altas" (60 y 80) donde parece todo lo contrario, lo que nos sugiere que la luminancia parece tener un efecto en la percepción del ruido y que permite percibir mejor alteraciones en el ruido cuando el nivel del ruido es mayor y la luminancia también es más elevada. También podrá existir un nivel de luminancia "óptimo" para la detección de ruido.

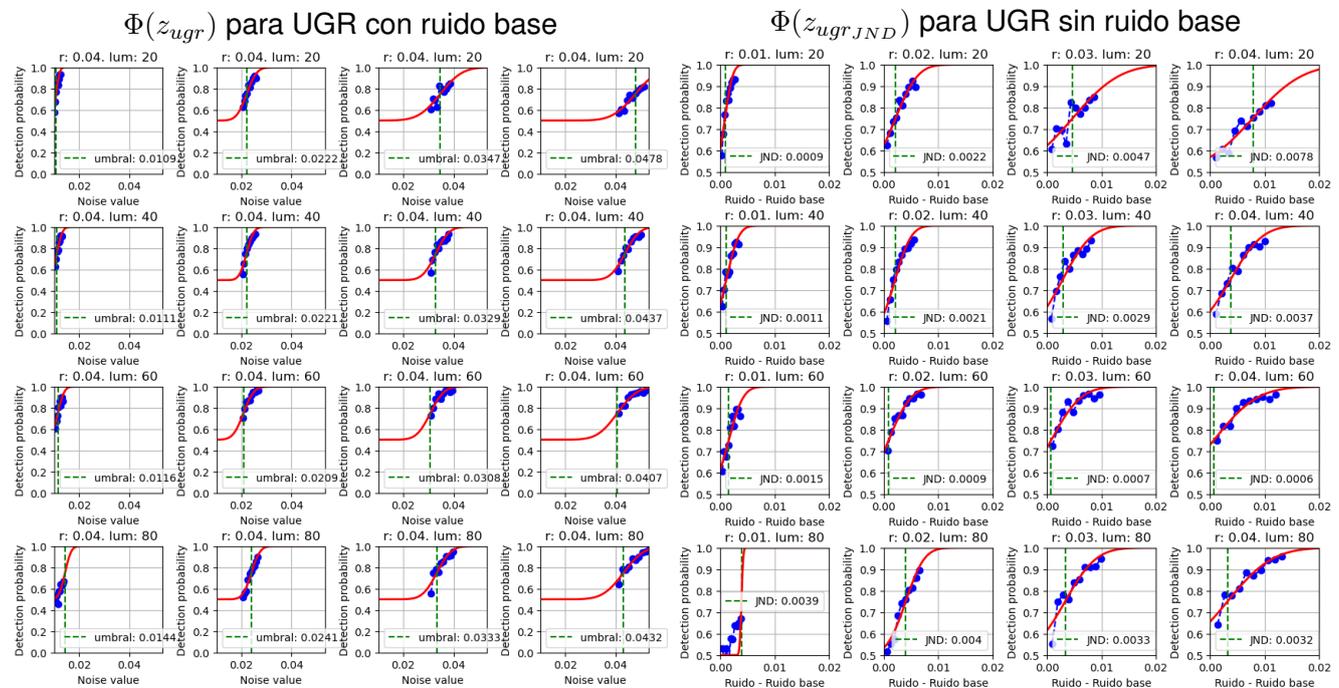


Figura 3.5: Gráficos de Φ para UGR

3.2.2. Datos provenientes de los experimentos en la Universidad Politécnica de Valencia

El conjunto de datos provenientes de la Universidad Politécnica de Valencia tiene un total de 60 repeticiones por pareja de imágenes experimentales, algo menos que las del conjunto de Granada, pese a eso, son lo suficientemente numerosas como para poder tomar alguna conclusión y comparar con el grupo de Granada.

Para este ejemplo no se va a realizar el mosaico de gráficas de $\Phi(z_{upv})$ sin eliminar el ruido base puesto que como se ha comentado en los resultados de la Universidad de Granada, el valor del ruido base perturba la interpretación de la gráfica. Por ello se elimina el ruido base y se realiza la representación del JND, aplicando la transformación de la figura 3.3.

En la figura 3.6 se pueden examinar las gráficas de los JNDs, donde se ha acotado la representación del eje de ordenadas a un rango entre $[0, 5, 1]$ y en el eje de las abscisas entre $[0.0, 0.02]$ para poder observar mejor los JNDs, al igual se hizo para la representación de la Universidad de Granada. Para esta representación vemos resultados similares a los de la Universidad de Granada pero no exactamente iguales. Para niveles de luminancia "bajos" se observa un incremento del JND en función del ruido, como se comentó anteriormente podría ser logarítmico como enuncian algunas leyes psicofísicas como la de Stevens. Sin embargo para luminancias más altas parece que el JND es prácticamente constante o que incluso llega a decrecer para algunos niveles de ruido. La explicación puede darse a que el número de observaciones de Valencia es algo más bajo que el rango de edades, o que tienen menor experiencia en experimentos psicofísicos. Pese a eso, se ven tendencias similares entre ambos grupos de Granada y Valencia.

3.2.3. Combinación de los grupos de datos

Una vez se han analizado los datos de ambas universidades por separado, es interesante juntar todos los datos obtenidos y obtener un modelo común con más datos y que pueda ser más fiel a la realidad.

3.2.3.1. Tests para la combinación de los grupos

Para realizar la combinación de los datos experimentales de las universidades de Granada y Politécnica de Valencia primero hay que determinar si ambos grupos tienen diferencias significativas o no. Para ello realizaré un test de "Análisis de la varianza" o ANOVA [20] para comparar las tasas de acierto entre los grupos.

El análisis de varianza (ANOVA) es una técnica estadística utilizada para comparar las medias de

dos o más grupos y determinar si existen diferencias significativas entre ellos. Aunque comúnmente se utiliza para comparar medias, también puede aplicarse para comparar tasas de acierto. Los tests se podrían enfocar de dos maneras:

1. Evaluando para cada grupo, en cada sesión asumiendo que cada combinación ruido base, luminancia e iteración son variables que se toman independientemente (160 variables en total)
2. Evaluando para cada grupo, en cada sesión asumiendo que cada combinación ruido base, luminancia y promediando las iteraciones, teniendo un total de 16 variables.

Se ha optado por la primera opción de comparar las 160 variables independientemente puesto que sí que hay diferencias entre interacciones y no sería óptimo promediar estas tasas. Es importante tener en cuenta que el ANOVA asume que las distribuciones de los datos son normales. Se han realizado los tests de Shapiro-Wilk [21] y Kolmogorov-Smirnov [22] para contrastar normalidad donde se representa en una matriz de 16×10 los p-valores para cada una de las dieciséis combinaciones de luminancia con el ruido base en sus diez repeticiones. Los valores obtenidos por los tests son de "0.0" por lo que se rechaza la hipótesis de normalidad para los dos grupos en sus 160 variables y no podríamos aplicar un

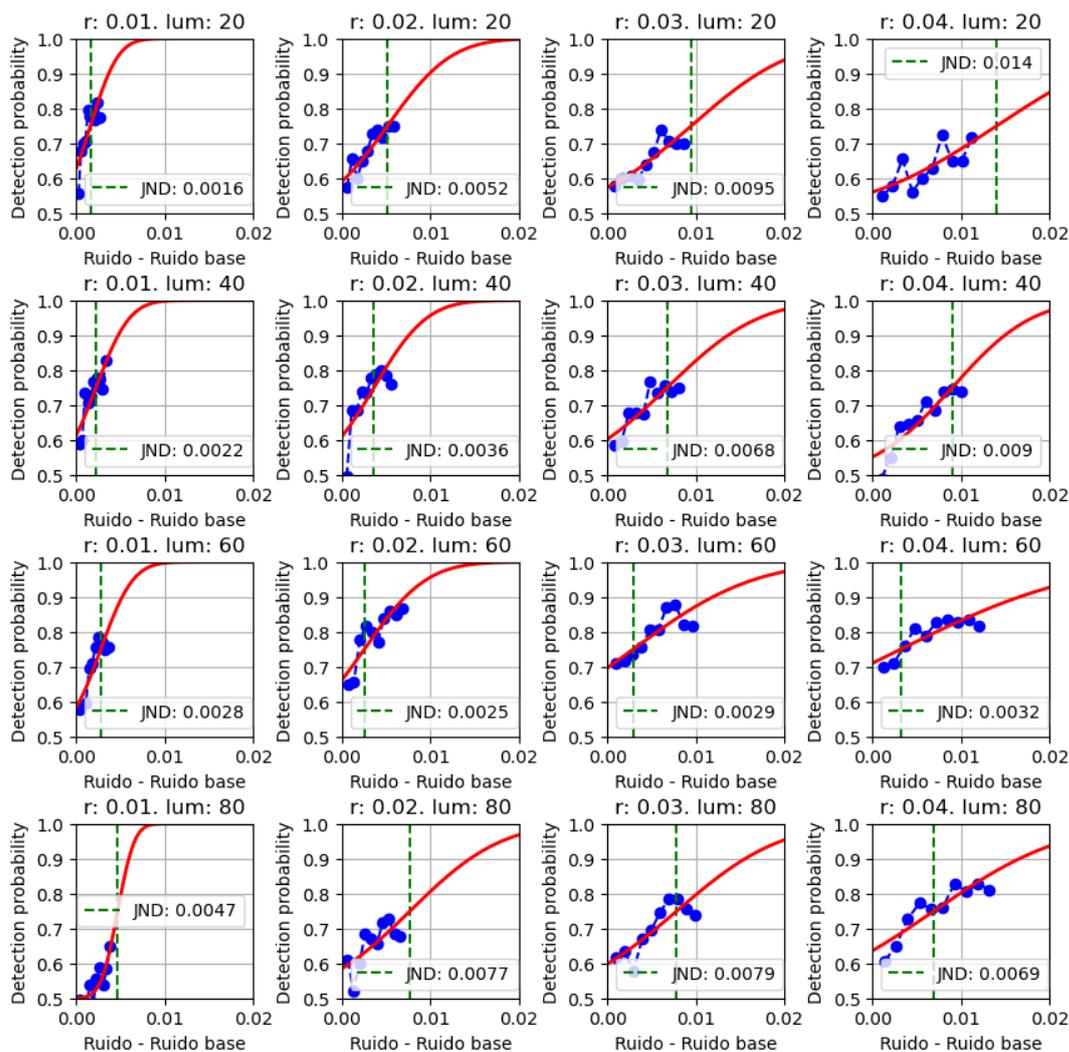


Figura 3.6: Gráficos de $\Phi(z_{upv_{JND}})$ para UPV eliminando el ruido base

Obtención de los umbrales y cálculo del modelo

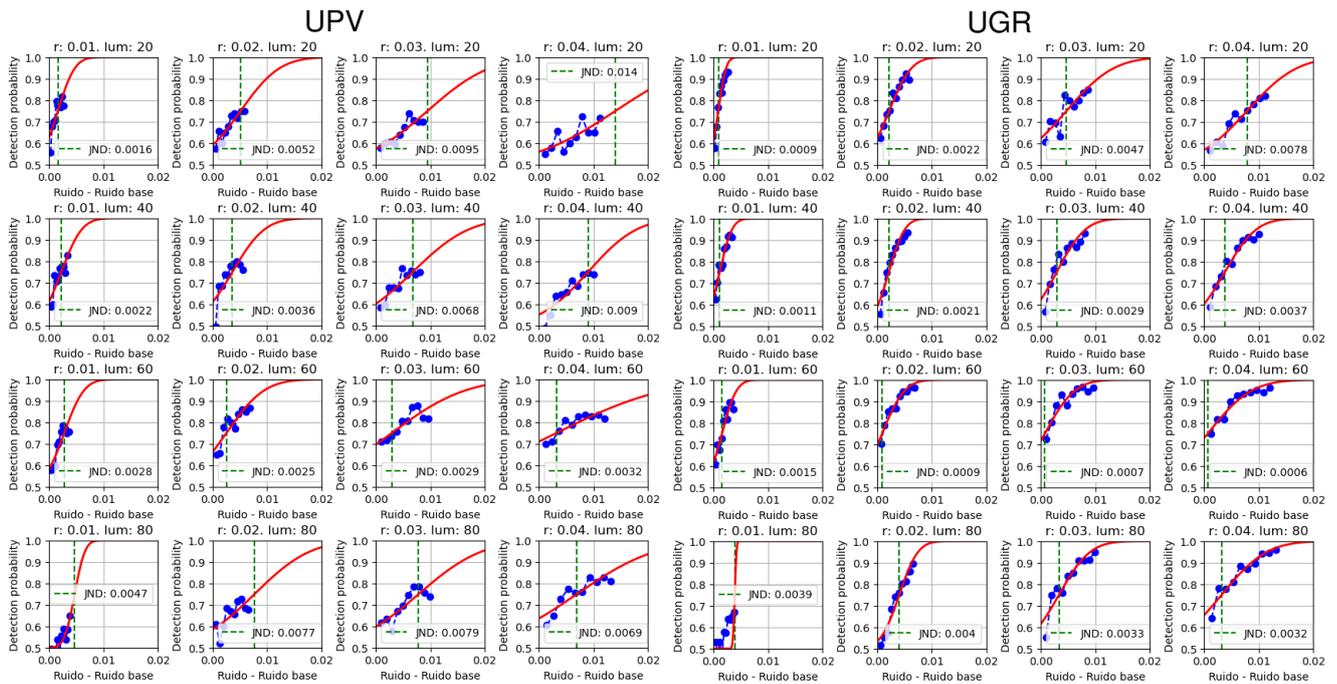


Figura 3.7: Gráficas de ambas universidades eliminando ruido base

ANOVA.

Una mejor aproximación podría ser usar tests no paramétricos que no asumen ninguna distribución en los datos, como podría ser la prueba de **Mann-Whitney** [23] U que se basa en el ordenamiento de los datos y compara las clasificaciones relativas de las observaciones en los dos grupos. Se utiliza el estadístico U para determinar si las clasificaciones medias entre los grupos son estadísticamente diferentes. El valor de U se calcula sumando los rangos de las observaciones en uno de los grupos y comparándolo con el total esperado. Se puede obtener un valor de p para determinar si existe una diferencia significativa entre los grupos.

También se podría plantear el test de **Kruskal-Wallis** [24] donde se comparan las medianas de los grupos, lo que hace que sea una opción útil cuando los datos no cumplen con los supuestos de las pruebas paramétricas. El test de Kruskal-Wallis evalúa si al menos uno de los grupos difiere de los demás en términos de su distribución, está pensado para comparar varios grupos simultáneamente.

Para nuestro contexto, Mann-Whitney U y Kruskal se comportan similar, puesto que tenemos sólo dos grupos, por ello se va a utilizar el test de Mann-Whitney U que está ya planteado para usar sobre dos grupos de datos. Realizando el test de Mann-Whitney U obtenemos los resultados de la figura 3.8, donde las filas representan los p-valores correspondientes a la combinación de luminancia y ruido base (4 niveles de luminancia x 4 niveles de ruido = 16 filas) y por columnas se representan las 10 iteraciones de esa combinación de luminancia y ruido. En amarillo se ven las variables para las que se rechaza la hipótesis nula con una confianza del 95 % (79 variables, 49 % del total). En rojo, se representan las variables para las que se rechaza la hipótesis nula de igualdad de distribución entre grupos. (45 variables, 28 % del total.)

Se rechaza la hipótesis nula de igualdad de las distribuciones en ambos grupos para casi la mitad

0.5930, 0.8468, 0.1801, 0.0259, 0.0861, 0.2973, 0.0249, 0.0014, 0.0173, 0.0023,
 0.3838, 0.6933, 0.0360, 0.0483, 0.0125, 0.2543, 0.0441, 0.0007, 0.0007, 0.0027,
 0.6626, 0.0866, 0.0849, 0.6507, 0.0015, 0.0134, 0.8758, 0.2250, 0.0473, 0.0545,
 0.6640, 0.6372, 0.1901, 0.0304, 0.0212, 0.1121, 0.6142, 0.0404, 0.0048, 0.0799,
 0.6215, 0.0191, 0.2279, 0.2028, 0.0855, 0.0616, 0.0836, 0.0012, 0.0002, 0.1457,
 0.1928, 0.8060, 0.2169, 0.1794, 0.1142, 0.1168, 0.0522, 0.3926, 0.0055, 0.0069,
 0.6911, 0.0691, 0.0933, 0.0076, 0.0243, 0.0671, 0.0049, 0.0709, 0.0054, 0.0010,
 0.0757, 0.0107, 0.0866, 0.0092, 0.0052, 0.0249, 0.0001, 0.0035, 0.0101, 0.0008,
 0.4818, 0.0550, 0.1199, 0.4373, 0.0413, 0.0217, 0.6483, 0.0302, 0.0034, 0.0215,
 0.3313, 0.0149, 0.1329, 0.3992, 0.2513, 0.0005, 0.0134, 0.0478, 0.0005, 0.0082,
 0.8977, 0.0586, 0.0012, 0.0000, 0.1543, 0.0095, 0.0273, 0.0371, 0.0221, 0.0027,
 0.4901, 0.0516, 0.2645, 0.0651, 0.0214, 0.0276, 0.0073, 0.0065, 0.0415, 0.0052,
 0.5433, 0.6407, 0.1675, 0.0934, 0.0461, 0.7071, 0.3721, 0.0723, 0.2472, 0.6325,
 0.0544, 0.5277, 0.5365, 0.9067, 0.3172, 0.0446, 0.1224, 0.0605, 0.0004, 0.0000,
 0.2682, 0.0042, 0.0000, 0.0426, 0.0038, 0.0398, 0.0025, 0.0010, 0.0007, 0.0000,
 0.5364, 0.0074, 0.1978, 0.3891, 0.0029, 0.0500, 0.1577, 0.0008, 0.0006, 0.0005,
 Número de variables no independientes con una confianza del 95%: '79'
 Número de variables no independientes con una confianza del 99%: '45'

Figura 3.8: P-valores del test de Mann-Whitney para la igualdad en la distribución de dos grupos

de las variables con una confianza del 95 % y de algo más de un cuarto de las variable con confianza del 99 %. Los resultados no son muy prometedores para poder juntar ambos grupos. Sin embargo, sus tendencias sí son similares, como se puede ver en las regresión de la figura 3.10 de la sección 3.2.3.2 en la que se busca la tendencia entre el JND (Diferencia justamente perceptible) y el ruido base. También se puede ver una misma tendencia en el JND de las gráficas que la normal acumulada entre los datos de UPV y UGR en la figura 3.7. Y nos puede dar pie a que tenga sentido juntar todos los datos y poder sacar un único modelo que puede aproximar los datos que se han obtenido en ambas universidades, estando ese modelo sujeto a posibles errores de experimentación y que en un trabajo futuro se podrá determinar cómo de preciso es el modelo y cómo se podría mejorar.

La observación de diferencias significativas en algunas variables entre los dos grupos puede ser debido al error de muestreo, calibración del monitor (En experimentos en los que la comparación de imágenes es mínima es muy importante el monitor con el que se hacen las pruebas), condiciones físicas del experimento que puedan afectar al participante o el instrumento de medida, u otro tipo de error experimental. No es razón suficiente como para perder la oportunidad de juntar todos los datos y crear un modelo en conjunto. Es por eso que se van a mezclar todos los datos en un conjunto "TOTAL".

En la figura 3.9 se puede examinar el mosaico de gráficas de $\Phi(z_{total,JND})$ eliminando el ruido base y remarcando el JND aplicando la transformación de la figura 3.3, se ha acotado la representación del eje

Obtención de los umbrales y cálculo del modelo

de ordenadas a un rango entre $[0, 5, 1]$ y en el eje de las abscisas entre $[0.0, 0.02]$ para poder observar mejor los JNDs, al igual se hizo para las representaciones de la Universidad de Granada y Politécnica Valencia.

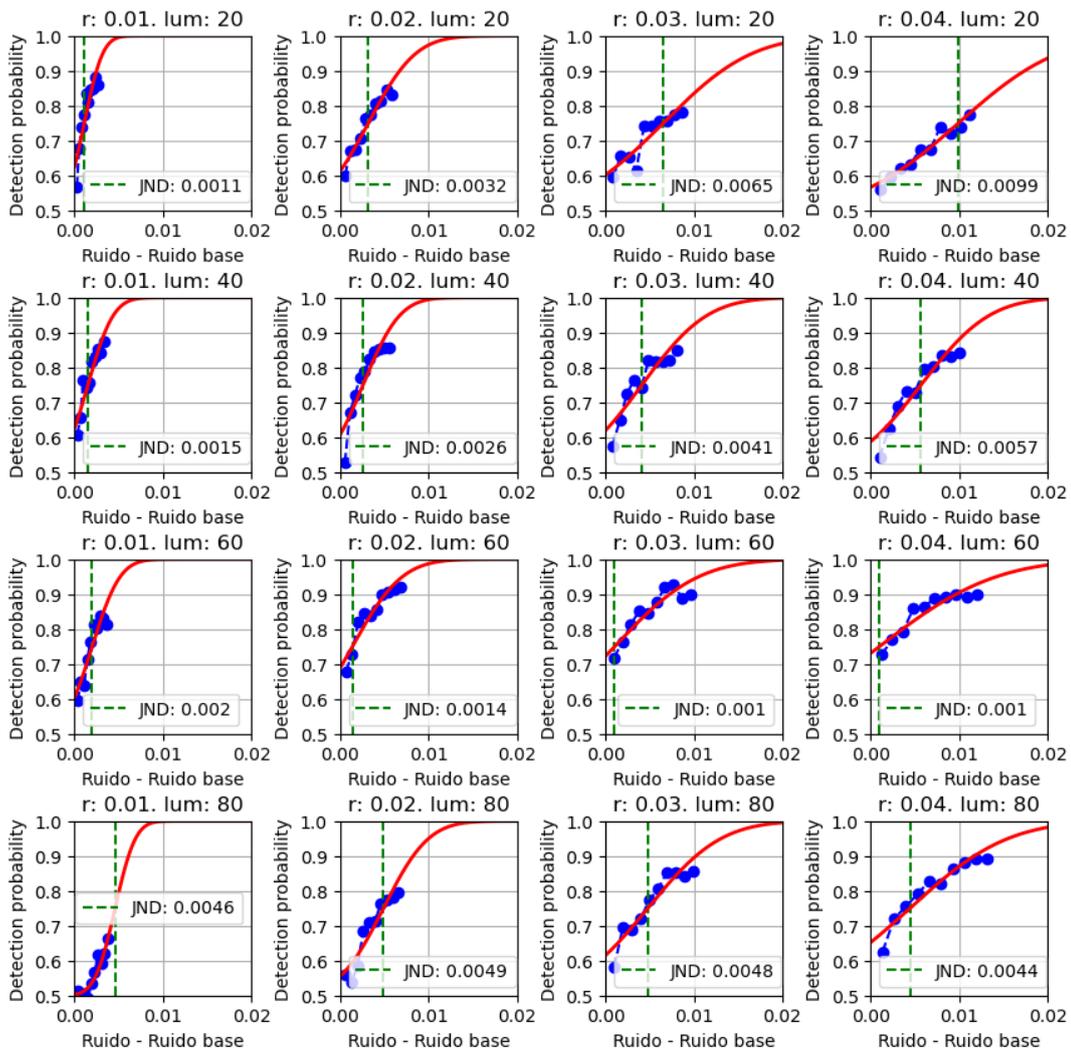


Figura 3.9: Gráficos de $\Phi(z_{total_{JND}})$ para TOTAL eliminando el ruido base

Las interpretaciones son similares a las que se han hecho para los datos de la UGR pero algo más suavizados, a niveles de luminancia "bajos" (20 y 40) sí existe una relación entre ruido base y el JND. Parece que si podría existir una constante k que cumpla la ley de Weber u otro tipo de aproximación como proponen la ley de Fechner o la ley de Stevens. Sin embargo, no se cumple para las luminancias "altas" (60 y 80) donde parece todo lo contrario, lo que nos sugiere que la luminancia si parece tener un efecto en la percepción del ruido y que permite percibir mejor alteraciones en el ruido cuando la luminancia también es más elevada. Al igual que en los datos de la universidad de Granada nos sugiere que que puede existir un nivel de luminancia "óptimo" para la detección de ruido que se encuentra alrededor de la luminancia 60.

3.2.3.2. Predicción de la diferencia justamente perceptible

Una vez mezclados los datos en un único conjunto, podemos representar la diferencia justamente perceptible calculada en las operaciones de la sección 3.3 como la media de la normal acumulada que minimiza el error cuadrático medio del ajuste de la tasa de acierto y el ruido. Una representación interesante sería la de una regresión lineal simple [25] de JND con el ruido base para cada nivel de luminancia. De esta manera podríamos determinar si existe una relación lineal entre la diferencia justamente perceptible y el ruido base. Los resultados de la regresión se encuentran en la figura 3.10. El eje de ordenadas representa la JND y el eje de abscisas el ruido base. Se realiza una regresión por cada nivel de luminancia.

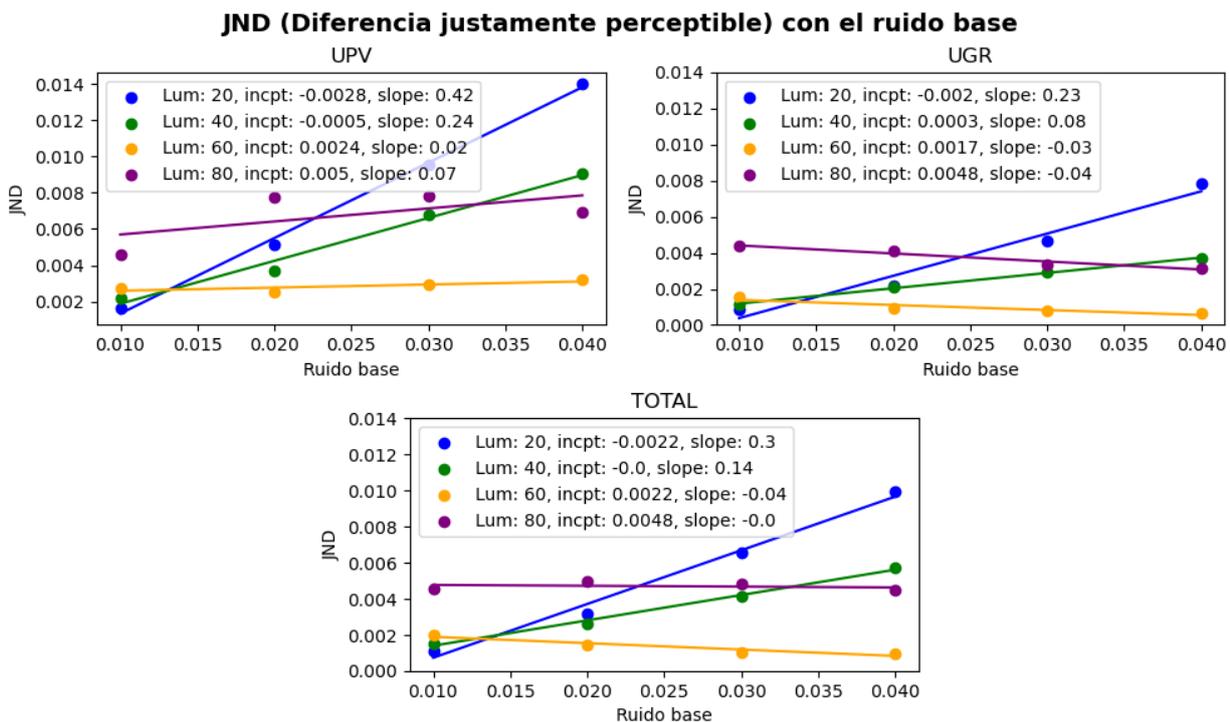


Figura 3.10: Regresión de la diferencia justamente perceptible y el ruido base en UGR, UPV y Total

De esta manera podríamos predecir la diferencia justamente perceptible conociendo la luminancia y el ruido base de una imagen aplicando la ecuación explícita de regresión donde a es el término independiente y b es la pendiente. Sustituyendo ' y ' por JND y ' x ' por el ruido base en la ecuación explícita de la regresión:

$$y = a + b \cdot x \quad (3.4)$$

Si nos centramos en las regresiones para el conjunto de datos TOTAL tenemos cuatro regresiones, una por cada nivel de luminancia, con las ecuaciones explícitas de (3.5) a (3.8). Para UGR tenemos las ecuaciones explícitas de (3.9) a (3.12). Por último para la UPV tenemos las ecuaciones de (3.13) a (3.16), pero nos interesan como posible modelo de las ecuaciones generales con ambos grupos

Obtención de los umbrales y cálculo del modelo

mezclados.

$$JND_{L=20} = -0.0023 + 0.2973 \cdot r \quad (3.5)$$

$$JND_{L=40} = 0 + 0.1404 \cdot r \quad (3.6)$$

$$JND_{L=60} = 0.0048 - 0.0353 \cdot r \quad (3.7)$$

$$JND_{L=80} = -0.0023 - 0.0047 \cdot r \quad (3.8)$$

$$JND_{ugr_{L=20}} = -0.0019 + 0.2340 \cdot r \quad (3.9)$$

$$JND_{ugr_{L=40}} = 0.0003 + 0.0849 \cdot r \quad (3.10)$$

$$JND_{ugr_{L=60}} = 0.0016 - 0.0279 \cdot r \quad (3.11)$$

$$JND_{ugr_{L=80}} = 0.0048 - 0.0444 \cdot r \quad (3.12)$$

$$JND_{upv_{L=20}} = -0.0028 + 0.4152 \cdot r \quad (3.13)$$

$$JND_{upv_{L=40}} = -0.0004 + 0.2360 \cdot r \quad (3.14)$$

$$JND_{upv_{L=60}} = 0.0024 + 0.0170 \cdot r \quad (3.15)$$

$$JND_{upv_{L=80}} = 0.0050 + 0.0717 \cdot r \quad (3.16)$$

Si se cumple la ley de Weber, sabemos que existe una constante ' k ' tal como se calcula en la ecuación 3.17.

$$JND = k \cdot r \quad (3.17)$$

En nuestro ajuste el valor de k será la pendiente de la regresión. No parece que k sea una constante, sino más bien un polinomio de grado dos o incluso tres, una aproximación más cercana a la ley de Stevens. Adicionalmente, se puede ver que el intercept o término independiente de la regresión no es nulo por lo que no se podría predecir sólo el JND con k y r . No se cumple estrictamente ni la ley de Stevens ni la de Weber. Aunque el término independiente tiene considerablemente menos peso que la pendiente no es un valor despreciable por lo que tenemos que tenerle en cuenta en nuestro modelo predictivo.

Para ver el comportamiento de la pendiente y del término independiente, se pueden realizar ajustes polinómicos para ver su comportamiento y obtener ecuaciones para poder predecir la diferencia justamente perceptible para cualquier luminancia no limitándonos sólo a niveles de 20, 40, 60 y 80.

Se realiza una representación de la pendiente (K) en función de la luminancia con un ajuste lineal, cuadrático y cúbico en la figura 3.11, lo mismo para el término independiente (intercept) en la figura 3.12.

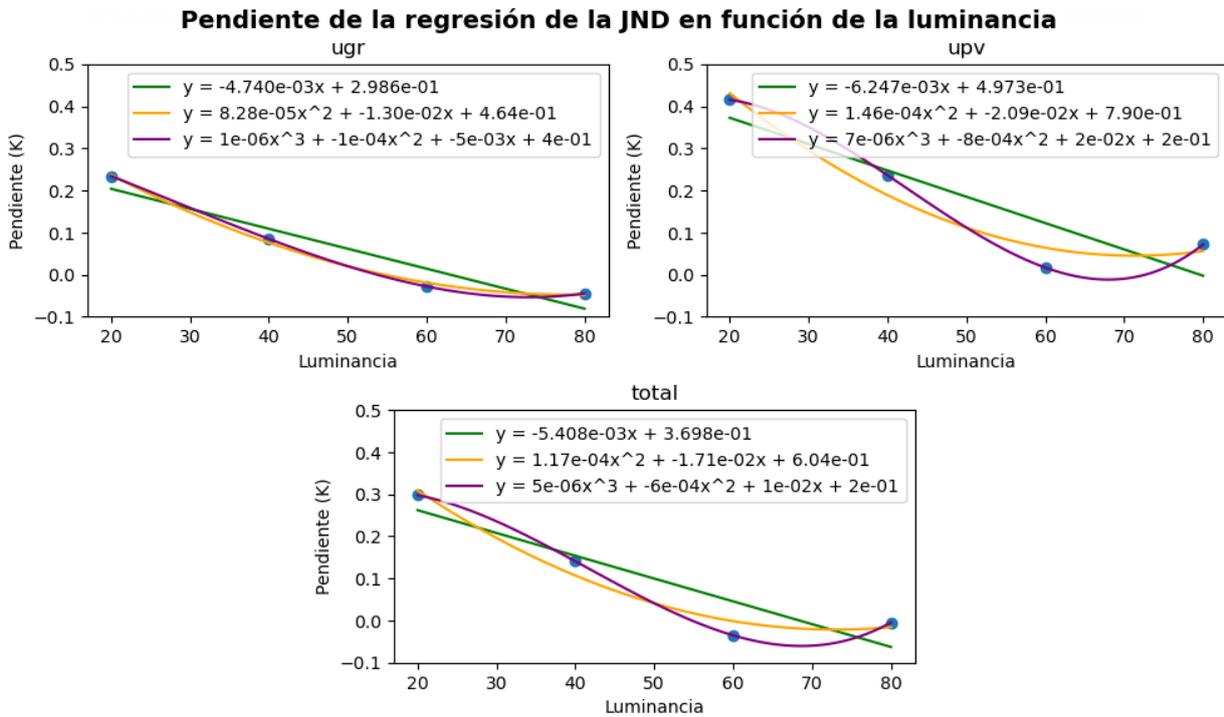


Figura 3.11: Ajuste de K con la luminancia en UGR, UPV y Total

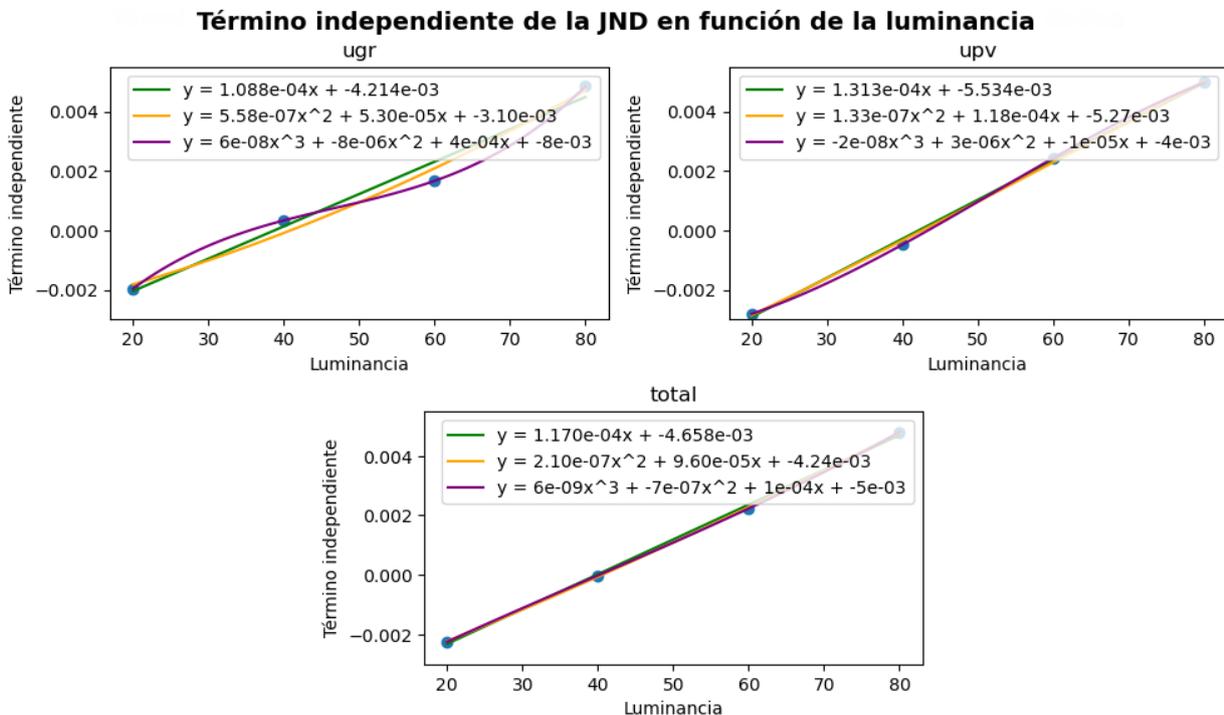


Figura 3.12: Ajuste del intercept con la luminancia en UGR, UPV y Total

Observando las gráficas vemos que para el parámetro K, el ajuste que mejor se comporta es el cua-

Obtención de los umbrales y cálculo del modelo

drático, ya que el lineal se podría quedar corto en términos predictivos y el cúbico tiende a sobreajustar los datos.

Por otro lado para las gráficas del Término independiente vemos que la tendencia es completamente lineal, a mayor luminancia mayor es el término independiente del ajuste, eso puede denotar que una parte de JND depende linealmente solamente de la luminancia independientemente del ruido.

Teniendo todo esto en cuenta podríamos predecir el JND en función de la luminancia con la combinación de los dos ajustes, lineal para el término independiente y cuadrático para la pendiente, con la ecuación (3.18) donde "l" es la luminancia y "r" es el ruido base.

$$JND = (-0.00465 + 0.00012 \cdot l) + (0.00012 \cdot l^2 + 0.0171 \cdot l + 0.604) \cdot r \quad (3.18)$$

Quedaría pendiente como trabajo futuro probar esta ecuación en nuevos experimentos y corroborar su capacidad predictiva.

Capítulo 4

Agrupación

Dado que la percepción y el rendimiento cognitivo pueden variar considerablemente entre individuos, es importante examinar múltiples factores que puedan influir en los resultados que se han obtenido en el capítulo 3. Los factores de género, edad y experiencia en experimentos psicofísicos podrían ser variables importantes para discriminar y analizar los datos de manera más exhaustiva.

La división y análisis de los datos en función del género pueden revelar posibles diferencias en la percepción visual entre hombres y mujeres. Estudios previos sugieren la existencia de disparidades en la sensibilidad visual y en la capacidad para detectar estímulos visuales específicos entre ambos géneros [26]. Comprender cómo estas diferencias afectan la determinación de umbrales de detección de ruido puede permitir una adaptación más precisa y efectiva de las estrategias de eliminación digital del ruido, en tareas de imagenología médica [27] o en cualquier campo que tenga que ver con la visión.

Por otro lado, la edad es un factor crucial a considerar debido a los cambios que ocurren en el sistema visual a lo largo del ciclo de vida. La sensibilidad a los estímulos visuales, incluido el ruido en imágenes, puede variar significativamente con la edad. Específicamente, trabajos anteriores han demostrado que los adultos jóvenes tienden a tener una mayor agudeza visual y una mayor capacidad para detectar señales de baja intensidad en comparación con los adultos mayores [26] [28]. Por lo tanto, analizar los datos de acuerdo con grupos de edad puede proporcionar una visión más completa y precisa sobre la influencia de este factor en la percepción visual y la determinación de umbrales de detección de ruido.

Finalmente, la experiencia puede ser un aspecto importante que puede afectar la precisión y consistencia de los resultados. Los participantes que tienen experiencia previa pueden desarrollar habilidades específicas para identificar patrones y mejorar su capacidad para discriminar estímulos con mayor eficacia. Por otro lado, los sujetos sin experiencia previa pueden presentar curvas de aprendizaje más pronunciadas y resultados menos consistentes. Por lo tanto, dividir los datos en función del nivel de experiencia en test psicofísicos puede ayudar a evaluar cómo este factor influye en la determinación de umbrales de detección de ruido y cómo se puede controlar adecuadamente en futuras investigaciones.

4.1. Género

Tal y como se vio en el capítulo 2 las distribuciones de género en la UGR (figura 2.4) y en la UPV (figura 2.3) son similares, encontrándonos con más hombres que mujeres en la UPV y con una mujer más, en el caso de la UGR. En la figura 4.1 se muestra la distribución de los datos por género en la totalidad de los datos, mezclando UGR y UPV. Tenemos un total de 36 hombres y 32 mujeres, con una proporción de 0.53.

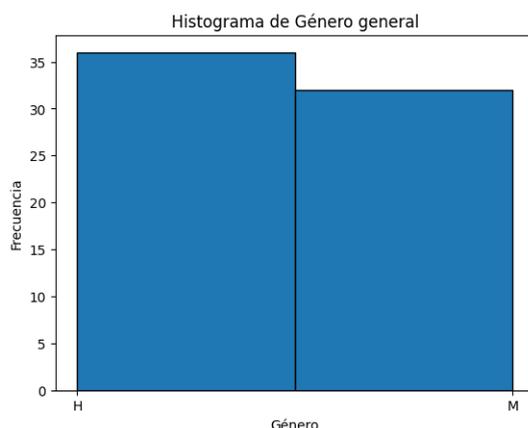


Figura 4.1: Distribución del género para la totalidad de los datos

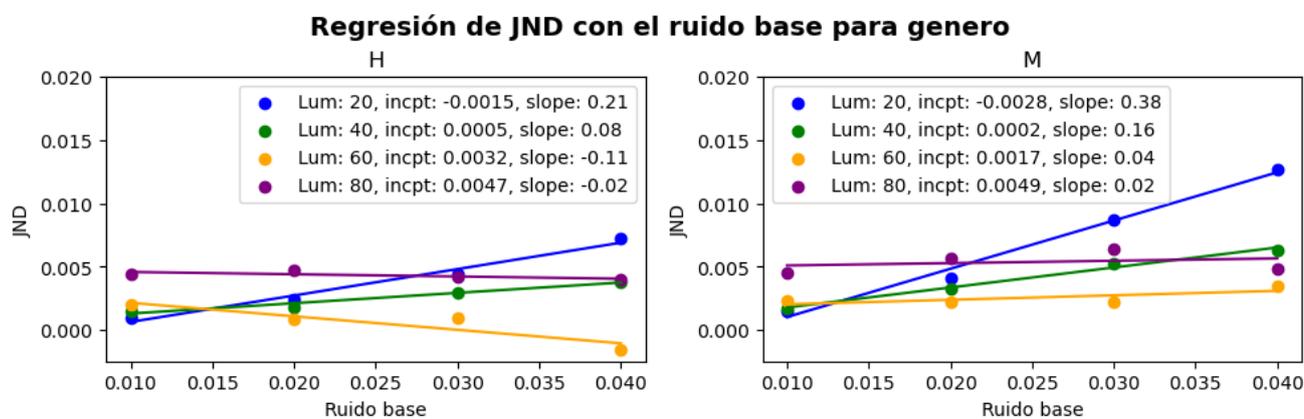


Figura 4.2: Regresión de JND con el ruido base discriminando el género

Si realizamos una regresión del JND con el ruido base diferenciando ambos grupos tenemos como resultado las gráficas de la figura 4.2, en donde las pendientes, como se indicó en apartados anteriores, corresponden con la constante de proporcionalidad de la ley de Weber, aunque no cumpliéndose del todo puesto que el término independiente no es 0. Las tendencias de estas pendientes son similares en ambos grupos, en el sentido de que son decrecientes a medida que se aumenta la luminancia. Sin embargo, los valores de la pendiente en las mujeres son más elevados, disminuyendo a la mitad en cada aumento de la luminancia. Así, por ejemplo, para valores de luminancia iguales a 20, la pendiente es de 0.38, siendo de 0.16 para la luminancia 40, etc. Para los hombres no ocurre eso, decrecen a un mayor ritmo y en el caso de la luminancia 80 crece un poco.

Este hecho corrobora lo supuesto en el capítulo 3, la luminancia ayuda a detectar el incremento del

Agrupación

ruido para ruidos base mayores, y parece ser que este efecto se acentúa en hombres a priori, aunque la tendencia en las mujeres parece más natural. Esta interpretación podría estar sesgada por la experiencia que, como veremos en la sección 4.3 y concretamente en la figura 4.3, la mayoría de participantes experimentados son hombres, por lo que ese cambio brusco en la tendencia de la pendiente en los hombres puede ser debido a su experiencia en los experimentos psicofísicos. También podría estar influenciada por la edad puesto que la mayoría de mujeres se encuentran en el rango de edad entre 23 y 42 años como se ve en la imagen 4.8a.

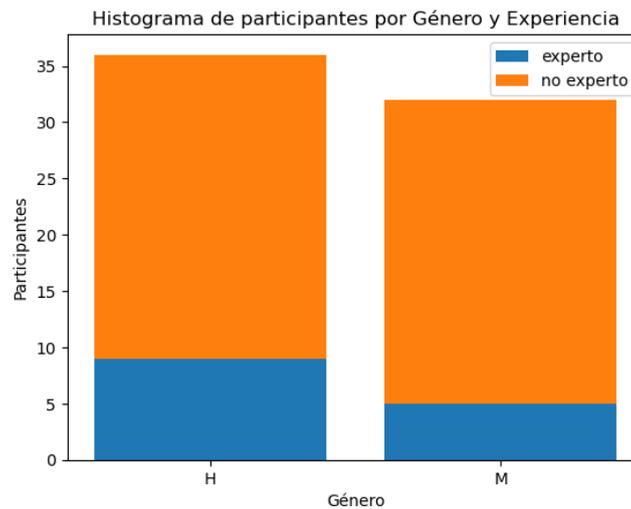


Figura 4.3: Distribución por género y experiencia

De forma similar a como se hizo en el capítulo 3, un ajuste de las pendientes obtenidas (K), respecto de la luminancia, obtenemos los gráficos de la figura 4.4. Se observa que efectivamente la constante de proporcionalidad K decrece a medida que aumentamos la luminancia en el grupo de las mujeres en orden cuadrático, sin embargo en el grupo de los hombres se ve que decrece y luego vuelve a crecer para la luminancia de 80.

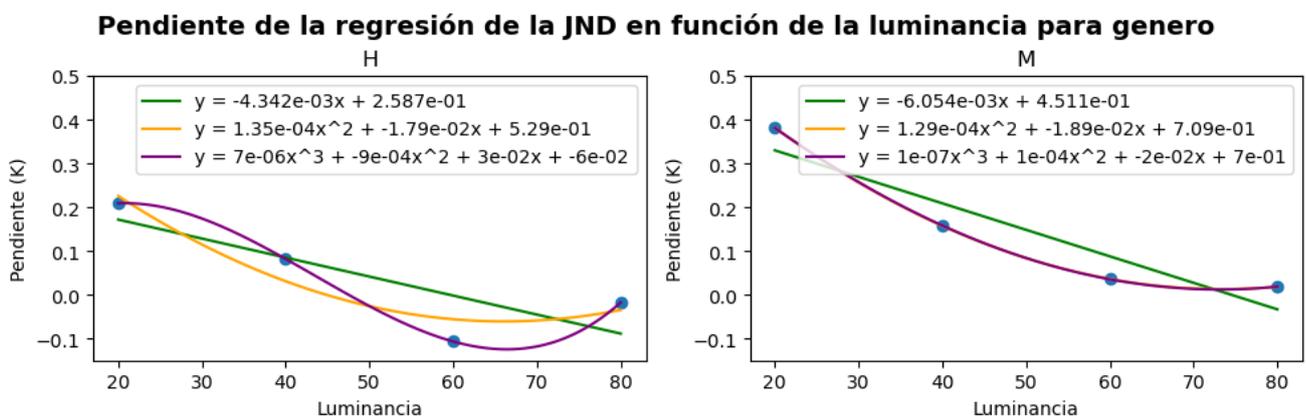


Figura 4.4: Ajuste de la pendiente (K) con la luminancia para el género

Si realizamos un ajuste del término independiente de esa regresión obtendríamos el gráfico de la figura 4.5, podemos ver como el término independiente crece linealmente tanto en el grupo de hombres como en el de mujeres, indicando que, a medida que aumentamos la luminancia también es mayor el

peso de una constante que no dependa de la luminancia.

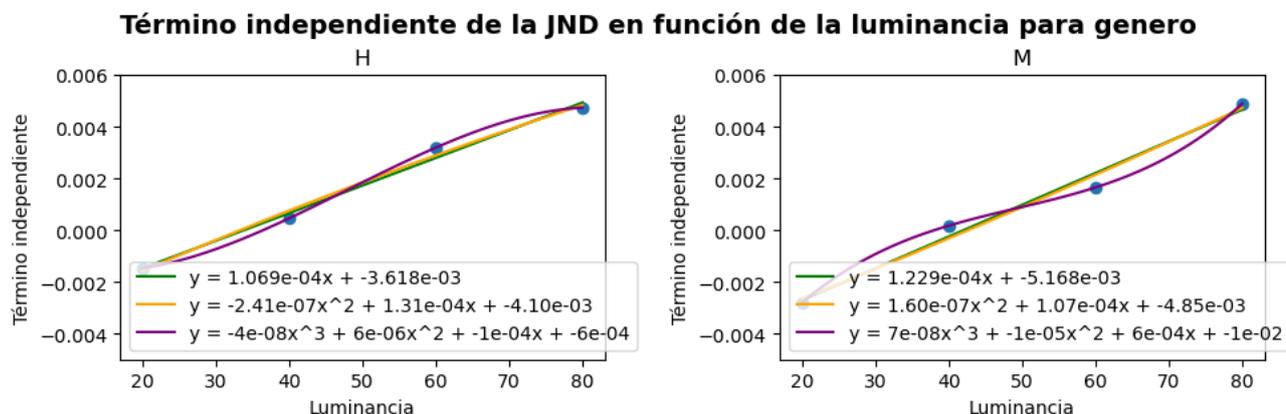


Figura 4.5: Ajuste del término independiente con la luminancia para el género

4.2. Edad

En cuanto a la edad, vemos que la distribución en la UGR (figura 2.4) y en la UPV (figura 2.3) eran algo diferentes, encontrándonos con un pico de más de 10 participantes con 20 años y posteriormente entre 3 y 2 participantes del resto de rangos de edad, sin embargo en la UGR tenemos más participantes entre 20 y 30 años pero están más distribuidos. En la figura 4.6 se muestra la distribución de los datos por Edad en la totalidad de los datos, mezclando UGR y UPV. Aunque se sigue viendo un pico en los participantes de 20 años, el resto de valores parece que se han distribuido algo mejor.

Para realizar el estudio se han dividido a los participantes en tres grupos de edad para que estén igualmente distribuidos:

- ≤ 23 años, con un total de 23 participantes.
- $(23, 40]$ años, con un total de 21 participantes.
- > 40 años, con un total de 24 participantes.

Si realizamos una regresión del valor de JND con el ruido base diferenciando los tres grupos grupos tenemos como resultado las gráficas de la figura 4.7, en donde las pendientes corresponden con la K de la ley de Weber añadiéndole el término independiente que no es nulo. Las tendencias de estas pendientes son similares en los tres grupos, decrecientes, a medida que se aumenta la luminancia la pendiente parece ser menor. Sin embargo los valores de la pendiente en el grupo entre 23 y 40 años parece decrecer constantemente y sin embargo para los otros dos grupos decrecen salvo en la luminancia 80, que crecen un poco.

Este hecho sugiere algo que ya considerábamos en el capítulo 3, la luminancia ayuda a detectar el incremento del ruido para ruidos base mayores, este efecto parece acentuado cuanto mayor es la edad puesto que la pendiente decrece abruptamente en personas mayores de 41 años. La tendencia en los rangos entre 23 y 41 años parece natural.

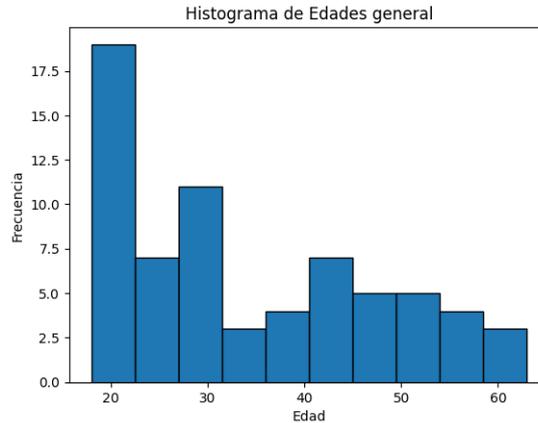


Figura 4.6: Distribución de la edad para la totalidad de los datos

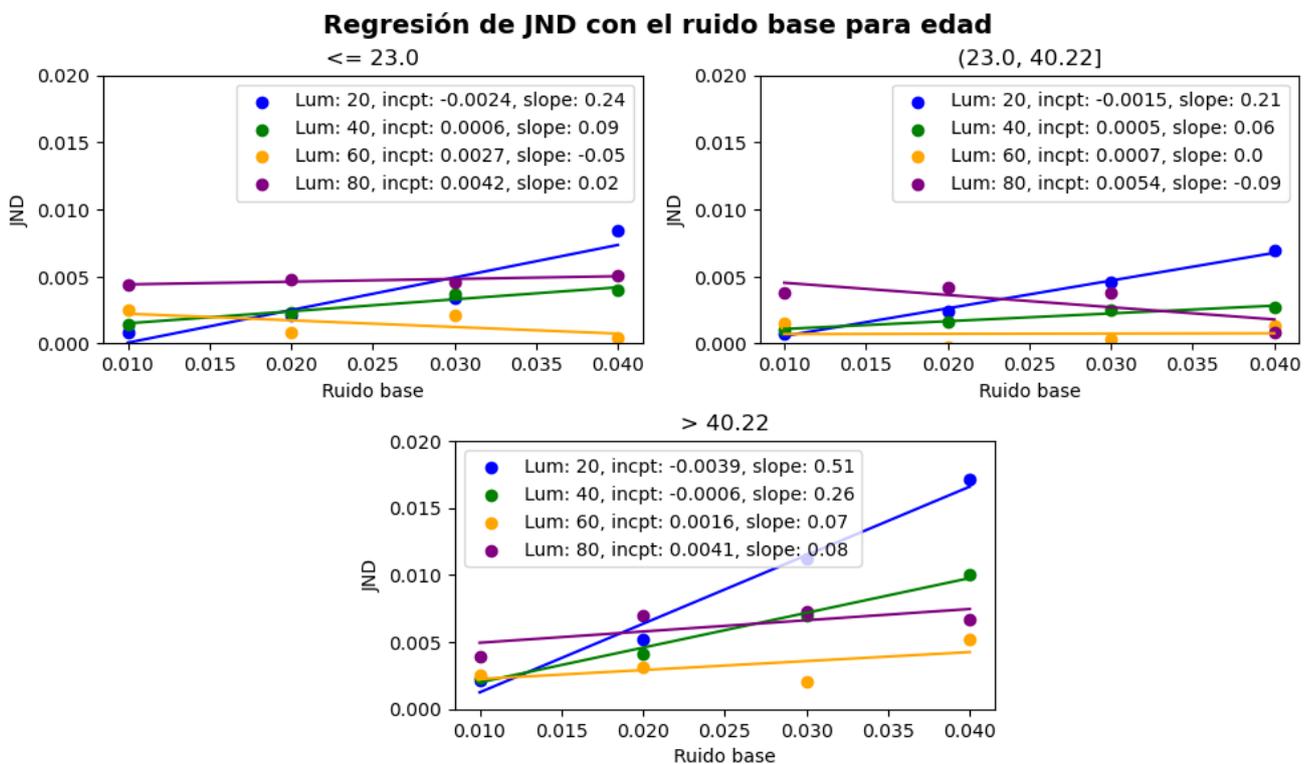


Figura 4.7: Regresión de JND con el ruido base discriminando la edad

Esta interpretación podría estar sesgada por el género que, como se observa en la figura 4.8a, la mayoría de las participantes mujeres se encuentran en el rango de edad entre 23 y 41 años. También se puede ver en la imagen 4.8b que hay un gran número de personas expertas en esa franja de edad.

Si realizamos, como hicimos en el capítulo 3 y en el punto anterior, un ajuste de esas pendientes (K) obtenidas en la regresión anterior con las luminancias obtendríamos los gráficos de la figura 4.9. Se observa que efectivamente la constante de proporcionalidad K decrece a medida que aumentamos la luminancia en el segundo grupo de edad en un orden aparentemente lineal, y en los otros dos grupos parece más que siguen una distribución cuadrática.

Adicionalmente, en el ajuste del término independiente de esa regresión con la luminancia obtendría-

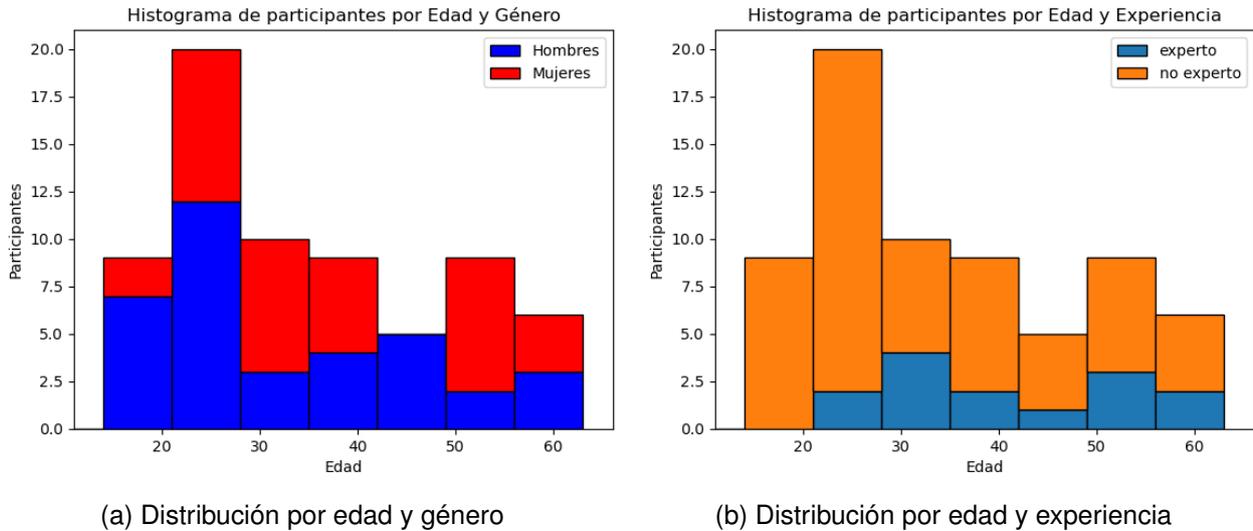


Figura 4.8: Distribuciones para la variable Edad

mos el gráfico de la figura 4.10, podemos ver como el término independiente crece linealmente en los grupos de edad 1 y 3. Sin embargo en el segundo grupo parece oscilar, lo que quiere decir que para los grupos 1 y 3 a medida que aumenta la luminancia es necesario tener una componente independiente de la luminancia pero para la segunda franja de edad parece aleatorio.

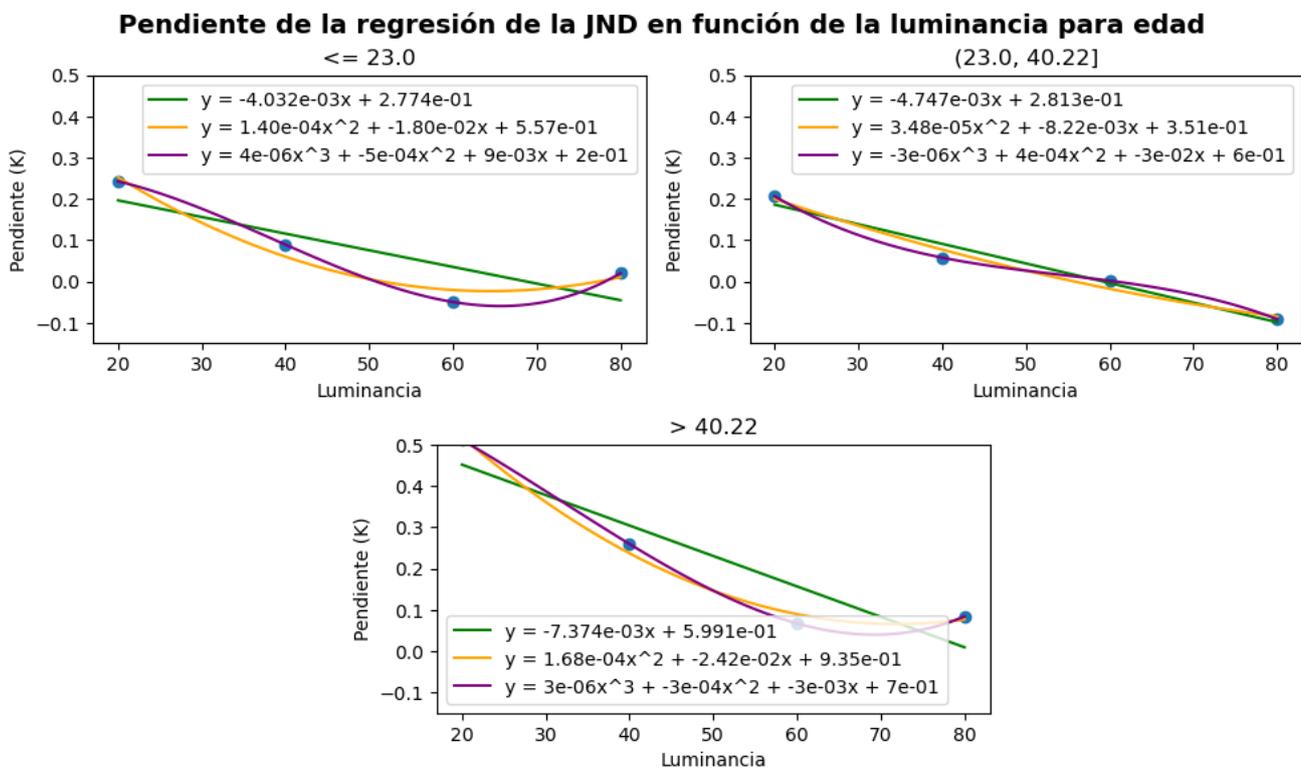


Figura 4.9: Ajuste de la pendiente (K) con la luminancia para la edad

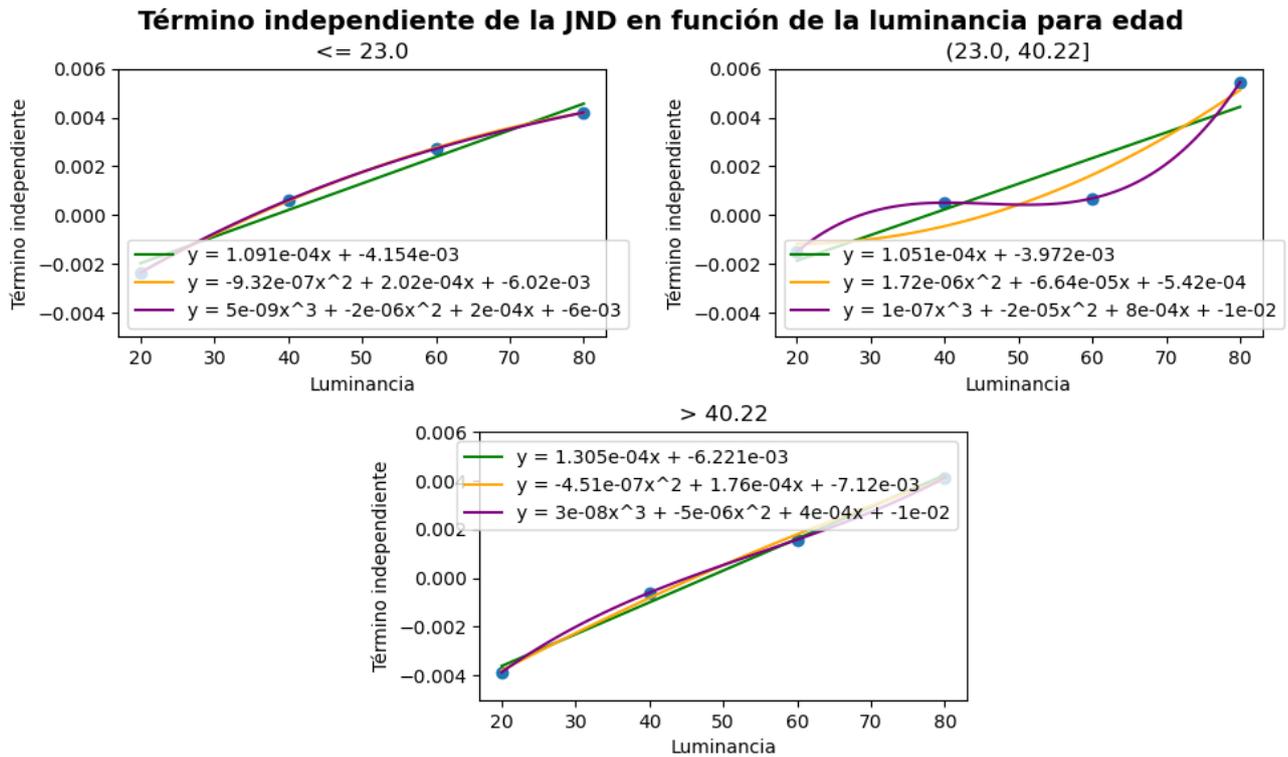


Figura 4.10: Ajuste del término independiente con la luminancia para la edad

4.3. Experiencia

En cuanto a la experiencia, vemos como la distribución en la UGR (figura 2.4) y en la UPV (figura 2.3) son algo diferentes, aunque en ambas universidades el grupo de inexpertos es notablemente mayor que el de expertos, en la UGR se encuentran más expertos que en la UPV. En la figura 4.11 se muestra la distribución de los datos por Experiencia en la totalidad de los datos, mezclando UGR y UPV.

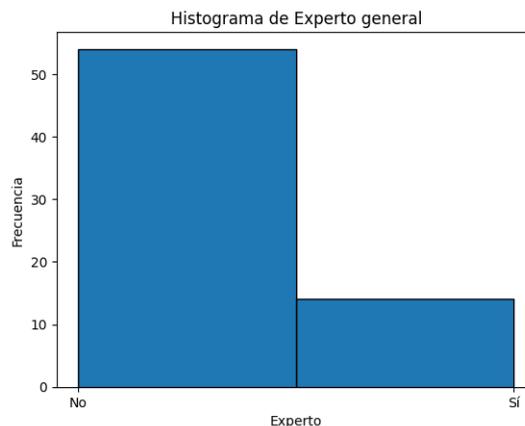


Figura 4.11: Distribución de la experiencia para la totalidad de los datos

Si realizamos una regresión del JND con el ruido base diferenciando ambos grupos de experiencia tenemos como resultado las gráficas de la figura 4.12, en donde las pendientes corresponden con la K de la ley de Weber añadiéndole el término independiente. Las tendencias de estas pendientes son

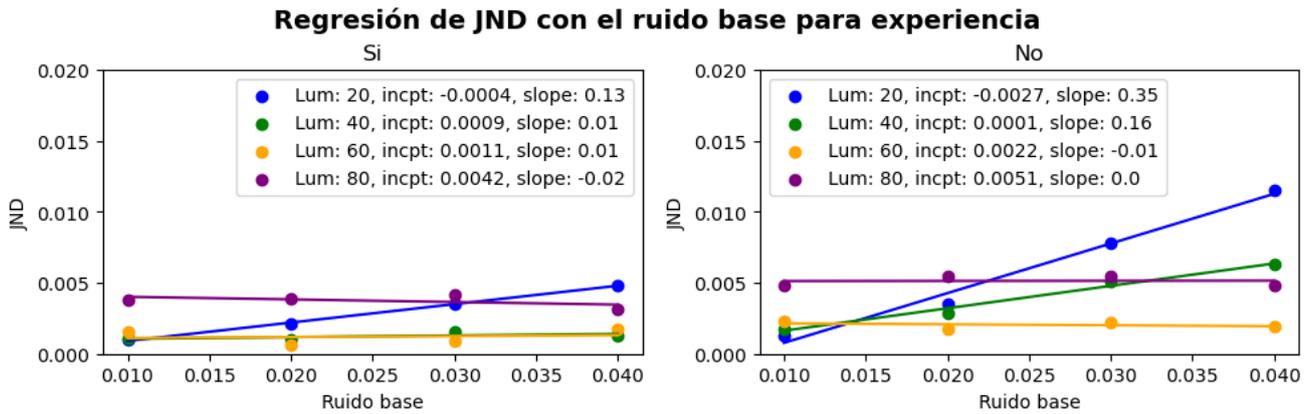


Figura 4.12: Regresión de JND con el ruido base discriminando la experiencia

parecidas, decrecientes, a medida que se aumenta la luminancia la pendiente parece ser menor. Sin embargo los valores de la pendiente en el grupo de expertos parece decrecer constantemente y sin embargo para el grupo de inexpertos decrecen salvo en la luminancia 80, que parece no decrecer ni aumentar.

La luminancia ayuda a detectar el incremento del ruido para ruidos base mayores, y parece ser que este efecto tiene una mejor tendencia para usuarios experimentados. Esta interpretación podría estar sesgada por la edad o por el género, como se observa en la figuras 4.8b y 4.3 donde la mayoría de expertos se encuentran en la franja de edad entre 23 y 41 años y algunos son hombres.

Si realizamos, como hicimos en el capítulo 3 y en los puntos anteriores, un ajuste de esas pendientes (K) obtenidas en la regresión anterior con las luminancias obtendríamos los gráficos de la figura 4.13. Se observa que efectivamente la constante de proporcionalidad K decrece a medida que aumentamos la luminancia en el grupo de expertos y algo más cuadrático para el grupo de inexpertos.

Cabe destacar también que en el ajuste del término independiente de esa regresión con la luminancia obtendríamos el gráfico de la figura 4.14, podemos ver como el término independiente crece linealmente en el grupo de inexpertos, sin embargo, para el grupo de expertos parece aleatorio.

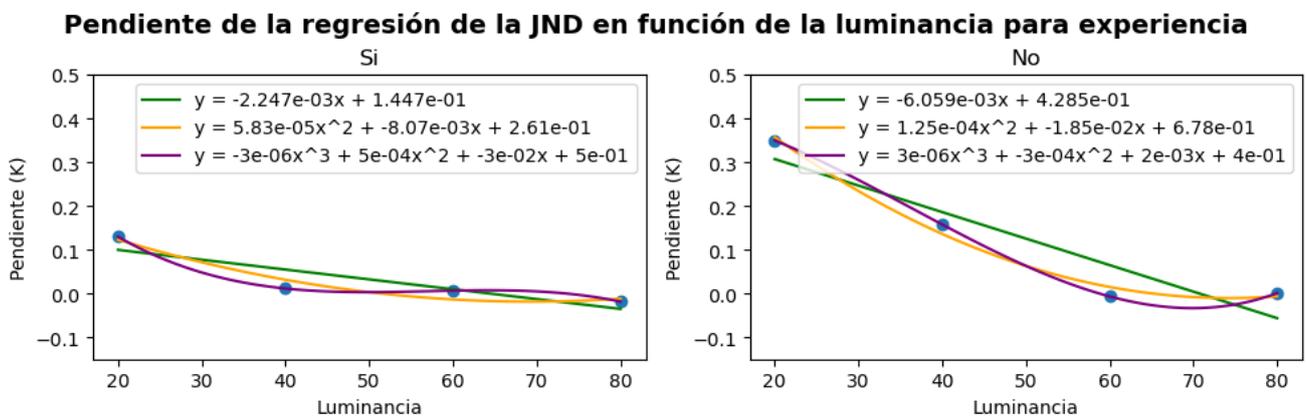


Figura 4.13: Ajuste de la pendiente (K) con la luminancia para la experiencia

Término independiente de la JND en función de la luminancia para experiencia

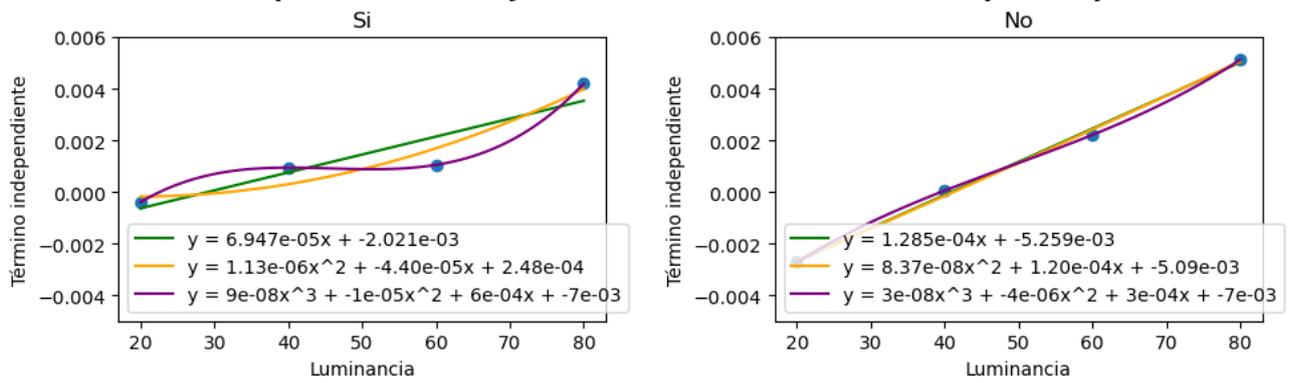


Figura 4.14: Ajuste del término independiente con la luminancia para la experiencia

Capítulo 5

Conclusiones

En este estudio se ha investigado en profundidad los impactos de la luminancia y el nivel de ruido base en la percepción que tiene un observador de una imagen, buscando corroborar la Ley de Weber y explorar la posible existencia de una constante 'K' de proporcionalidad que relacione el ruido base inicial de una imagen con el incremento de ruido mínimo necesario para que sea perceptible (diferencia justamente perceptible). Para alcanzar estos objetivos, hemos llevado a cabo experimentos psicofísicos utilizando el método de 'elección forzosa entre dos alternativas" en las universidades de Granada y Politécnica de Valencia para niveles de ruido base entre 0.1 y 0.4 y luminancias entre 20 y 80. Durante estos experimentos, los participantes seleccionaron entre una imagen con un ruido base y otra con un ruido incrementado, cuál era la que percibían como la más afectada por el ruido.

Gracias a los datos recopilados en estos experimentos se ha desarrollado un modelo que pueda predecir las diferencias perceptibles, utilizando el nivel de ruido base y la luminancia de la imagen como variables independientes. Comparando los datos para los cuatro niveles de luminancia en los cuatro niveles de ruido del experimento, hemos constatado que aumentar la luminancia de la imagen influye positivamente en la capacidad para detectar variaciones en el ruido. Además, hemos observado indicios de que podría existir un nivel óptimo de luminancia para optimizar la detección de variaciones en el ruido.

Además, hemos realizado análisis detallados sobre las tendencias en las diferencias justamente perceptibles entre diversos grupos demográficos. Se han examinado categorías como género, edad y nivel de experiencia en experimentos psicofísicos. En este contexto, hemos observado que en el caso del grupo de mujeres, la relación entre la pendiente de proporcionalidad y la luminancia presenta un decrecimiento cuadrático hasta llegar a un valor de 60. Por otro lado, en el grupo de hombres, este decrecimiento sigue una tendencia cúbica hasta la misma luminancia de 60. Asimismo, hemos identificado la influencia de la edad en la percepción del ruido. Aquellos individuos con edades comprendidas entre 23 y 41 años presentan una disminución lineal en la pendiente de proporcionalidad, a diferencia de los grupos de edades más jóvenes y mayores, cuya disminución sigue una tendencia cuadrática hasta el nivel de luminancia 60. Estos resultados nos sugieren que tanto la edad como el género pueden jugar un papel relevante en la forma en que percibimos y detectamos las variaciones del ruido en imágenes.

5.1. Trabajo futuro

A raíz de las conclusiones obtenidas tras el transcurso del proyecto, han surgido nuevas ideas y líneas de investigación que podrían ser interesantes de cara a un trabajo futuro:

1. Realizar experimentos con más luminancias intermedias entre 20 y 80 para determinar si efectivamente existe una luminancia óptima para la detección de ruido.
2. Hacer experimentos con mayores niveles de ruido para demostrar si la tendencia descrita en el estudio se mantiene.
3. Estudiar el grado de aplicabilidad de los resultados con imágenes que incluyan texturas, zonas homogéneas, distintas frecuencias espaciales, etc.

Capítulo 6

Acrónimos

- **JND**: Just Noticeable Difference (Diferencia justamente perceptible).
- **UGR**: Universidad de Granada.
- **UPV**: Universidad Politécnica de Valencia.
- **ANOVA**: **AN**alysis **Of** **VA**riance.
- **2AFC**: Two Alternative Forced Choice.
- **CIE**: International Commission on Illumination.
- **RGB**: Espacio de color Red Green Blue.

Capítulo 7

Código

Todo el código que se ha utilizado para la consecución de este trabajo se encuentra en el siguiente github público, desde los cálculos hasta la obtención de los gráficos e imágenes: [enlace](#)

Bibliografía

- [1] M. W.B.Jackson, *Evaluation of human vision models for predicting human-observer performance*. NASA Ames Research Center, 1997. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Warren-Jackson-4/publication/228749486_Evaluation_of_human_vision_models_for_predicting_human-observer_performance/links/00b49534fee0ee54be000000/Evaluation-of-human-vision-models-for-predicting-human-observer-performance.pdf
- [2] G. J. Mark Fairchild, "Image appearance modeling," Ph.D. dissertation, Rochester Institute of Technology, 2003. [Online]. Available: <https://scholarworks.rit.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1491&context=other>
- [3] —, "icam framework for image appearance, differences, and quality," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 1, no. 13, p. 126–138, 1 2004. [Online]. Available: <https://www.cis.rit.edu/people/faculty/johnson/pub/JEI000126.pdf>
- [4] G. Johnson, "Measuring images: Differences, quality and appearance," Ph.D. dissertation, Rochester Institute of Technology, 3 2003. [Online]. Available: https://www.cis.rit.edu/people/staff/johnson/pub/gmj_phd.pdf
- [5] Just noticeable difference. [Online]. Available: <https://www.simplypsychology.org/what-is-the-just-noticeable-difference.html>
- [6] Lenna imagen de prueba en tratamiento de imágenes. [Online]. Available: <https://es.wikipedia.org/wiki/Lenna>
- [7] Ley de weber-fechner. [Online]. Available: <https://psicologiaymente.com/psicologia/ley-de-weber-fechner>
- [8] Ernst heinrich weber. [Online]. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/Ernst_Heinrich_Weber
- [9] Gustav theodor fechner. [Online]. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/Gustav_Fechner
- [10] S. T. Jianshe Chen, "The Stevens law and the derivation of sensory perception," *Journal of Future Foods*, vol. 1, no. 1, pp. 82–81, 9 2021. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772566921000070>
- [11] Stanley smith Stevens. [Online]. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/Stanley_Smith_Stevens

- [12] Stevens's power law. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Stevens%27s_power_law
- [13] C. K. Abbey, "Classification image analysis: Estimation and statistical inference for two-alternative forced-choice experiments," *Journal of Vision*, vol. 2, no. 2, pp. 66–78, 1 2002. [Online]. Available: <https://jov.arvojournals.org/article.aspx?articleid=2121584>
- [14] Cielab color space. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/CIELAB_color_space
- [15] Cie1931 color space. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/CIE_1931_color_space
- [16] Color picker. [Online]. Available: <https://redketchup.io/color-picker>
- [17] Xyz with d65 iluminant. [Online]. Available: https://facelessuser.github.io/coloraide/colors/xyz_d65/
- [18] Lrgb. [Online]. Available: <https://en.wikipedia.org/wiki/LRGB>
- [19] Mean squared error. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_squared_error
- [20] Anova. [Online]. Available: <https://www.cienciadedatos.net/documentos/pystats09-analisis-de-varianza-anova-python>
- [21] Prueba de shapiro-wilks. [Online]. Available: <https://bookdown.org/dietrichson/metodos-cuantitativos/test-de-normalidad.html>
- [22] Prueba de kolmogórov-smirnov. [Online]. Available: https://es.wikipedia.org/wiki/Prueba_de_Kolmog%C3%B3rov-Smirnov
- [23] Mann–whitney u test. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Mann%E2%80%93Whitney_U_test
- [24] Kruskal–wallis one-way analysis of variance. [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Kruskal%E2%80%93Wallis_one-way_analysis_of_variance
- [25] E. USC. (2011-2012) Regresión lineal simple. [Online]. Available: http://eio.usc.es/eipc1/BASE/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP-DPTO/MATERIALES/Mat_50140116_Regr_%20simple_2011_12.pdf
- [26] D. B. Magnus Alm, "Do gender differences in audio-visual benefit and visual influence in audio-visual speech perception emerge with age?" *Frontiers Psychology*, vol. 6, 7 2015. [Online]. Available: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2015.01014/full>
- [27] Y. Huérfano, "Imagenología médica: Fundamentos y alcance," *Archivos Venezolanos de Farmacología y Terapéutica*, vol. 35, no. 3, pp. 385–394, 2016. [Online]. Available: <http://ve.scielo.org/pdf/avft/v35n3/art02.pdf>
- [28] J. P.-C. I. Herrera-Guzmán, "Influence of age, sex, and education on the visual object and space perception battery (vosp) in a healthy normal elderly population," *The Clinical Neuropsychologist*, vol. 3, no. 18, pp. 385–394, 10 2004. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/7993731_Influence_of_Age_Sex_and_Education_on_the

Visual_Object_and_Space_Perception_Battery_VOSP_In_a_Healthy_Normal_Elderly_Population

