



4HEALTH

E2.2. Investigación en nuevas metodologías de Inteligencia Artificial y Factores Humanos aplicadas a Producto Sanitario.

Entregable:

E2.2

Paquete de trabajo:

PT2



Fondo Europeo de
Desarrollo Regional

Una manera de hacer Europa

UNIÓN EUROPEA

"Proyecto cofinanciado por los fondos FEDER,
dentro del Programa Operativo FEDER
de la Comunitat Valenciana 2014-2020"



GENERALITAT
VALENCIANA

iVACE
INSTITUT VALENCIÀ DE
COMPETITIVAT EMPRESARIAL

ÍNDICE

0. INTRODUCCIÓN	5
1. T2.5 INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO DE METODOLOGÍAS PARA LA DETECCIÓN DE LESIONES MEDIANTE TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL	6
RESULTADOS OBTENIDOS:	7
Segmentación antes de clasificación con imágenes de ERESA	7
Clasificación directa entrenamiento y validación con base de datos de ERESA	8
Clasificación directa entrenamiento con MRNET y validación con base de datos de MRNET	8
Clasificación directa entrenamiento con MRNET y validación con base de datos de ERESA	9
2. T2.6 INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO DE METODOLOGÍAS DE USABILIDAD Y FACTORES HUMANOS APLICADAS AL DISEÑO Y EVALUACIÓN DE PRODUCTOS SANITARIOS	10
3. BIBLIOGRAFÍA	15

0. INTRODUCCIÓN

En este informe se resumen los resultados de las actividades de investigación y desarrollo relacionadas con **nuevas metodologías de Inteligencia Artificial y Factores Humanos aplicadas a Producto Sanitario**. Los aspectos más relevantes en los que se ha centrado esta actividad han sido:

- Investigación en el análisis de imagen médica de rodilla para la segmentación de estructuras como meniscos y ligamentos, con la utilización de inteligencia artificial (AI), para mejorar la detección de lesiones. (§ T2.5)

Investigación en metodologías para la evaluación de la usabilidad y factores humanos en el diseño y evaluación de productos sanitarios tecnológicos o con elevada complejidad, mediante herramientas analíticas para la simulación o modelización de entornos y el análisis del comportamiento del personal clínico. (§ T2.6)

1. T2.5 INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO DE METODOLOGÍAS PARA LA DETECCIÓN DE LESIONES MEDIANTE TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

EXPLORACIONES RADIOLÓGICAS ESPECIALES, S.L. (también denominada ERESA, en adelante) es una empresa pionera en radiodiagnóstico con alta especialización en técnicas de Medicina Nuclear y Oncología Radioterápica y una demostrada trayectoria en investigación y desarrollo.

La empresa ha cooperado proveyendo de una batería de imágenes de resonancia magnética (MRI) en los planos sagital, axial y coronal con un número de casos suficiente para la fase de análisis y extracción de características. Las imágenes de la citada batería, están acompañadas por Informes clínicos catalogando las patologías osteoarticulares o su ausencia para cada uno de los casos incluidos.

Además, la empresa ha cooperado proporcionando asesoramiento clínico en la interpretación, tanto de imágenes MRI, como de informes clínicos.

EXPLORACIONES RADIOLÓGICAS ESPECIALES, S.L. ha participado en el **estudio de Viabilidad de implantación del resultado “Metodología de cribado o preclasificación de patologías osteoarticulares, mediante el uso de técnicas de Inteligencia Artificial”**.

Tras la investigación y definición de la metodología de cribado o preclasificación, **los resultados se han mostrado a la empresa mediante la organización de una sesión demostración**. En esta sesión, el personal investigador del IBV ha explicado el resultado obtenido mediante la exposición de ejemplos de imágenes. Tras esta demostración, se ha recibido retorno por parte de la empresa sobre la viabilidad de implantación en su realidad empresarial.

Los trabajos se enmarcan en la tarea 2.5, del PT2 del proyecto: *Investigación y desarrollo de metodologías para la detección de lesiones mediante técnicas de Inteligencia Artificial*

Resultado 7: “Metodología de cribado o preclasificación de patologías osteoarticulares, mediante el uso de técnica de Inteligencia Artificial”, mediante:

- Investigación en el análisis de imagen médica para el desarrollo de estas metodologías de cribado o preclasificación.
- Definición de dicha Metodología de cribado o preclasificación de patologías osteoarticulares, mediante el uso de técnica de Inteligencia Artificial.

Las tareas realizadas por parte de la empresa, y por parte del IBV son las siguientes:

ERESA ha realizado el suministro de una batería de imágenes de resonancia magnética (MRI) en los planos sagital, axial y coronal con un número de casos suficiente para la fase de análisis y extracción de características. Además, las imágenes de la citada batería, están acompañadas por Informes clínicos catalogando las patologías osteoarticulares o su ausencia para cada uno de los casos incluidos.

El IBV ha desarrollado la investigación en el análisis de imagen médica para el desarrollo de estas metodologías de cribado o preclasificación. Ha completado la definición de dicha metodología de cribado o preclasificación de patologías osteoarticulares, mediante el uso de técnica de Inteligencia Artificial, cuyos pasos se resumen en la siguiente tabla:

Tabla 1. Workflow de la metodología.

WORKFLOW METODOLOGÍA	
1. GENERAR BASE DE DATOS	
2A. BASE DE DATOS CON ETIQUETAS	2B. BASE DE DATOS CON ETIQUETAS Y SEGMENTACIÓN
3. DECIDIR SUBGRUPOS PARA CLASIFICACIÓN	
4. PRE-PROCESAR	
5A. SEGMENTAR	-
6. RED DE CLASIFICADO ALEXNET	
7. VALIDACIÓN MEDIANTE INFERENCIA	

RESULTADOS OBTENIDOS:

Segmentación antes de clasificación con imágenes de ERESA

La U-Net consiste en un conjunto de capas codificadores convolucionales + Dropout + MaxPooling, seguido de un conjunto de capas decodificadoras.

Esta red se entrena:

Teniendo una segmentación de precisión alta hecha por un clínico o experto o incluyendo un número muy elevado de casos, de manera que la red aprenda las zonas que caracterizan la condición. (En nuestro caso SANO - PATOLÓGICO). Se

implementa la U-Net y se prueba a hacer una segmentación cuadrada aceptando ligeramente el área de interés.

Con la finalidad de ajustar la región de interés, pero de manera que pueda automatizarse y prescindir de un técnico experto. Esta segmentación no fue suficiente para que la red aprendiese y los resultados no fueron buenos. Este método se descarta. Esta opción podría funcionar con una mejor segmentación, conllevando tiempo de recursos, o con un número mucho más elevado de casos.

Clasificación directa entrenamiento y validación con base de datos de ERESA

La Alexnet consiste en 5 capas de redes convolucionales y 3 capas totalmente conectadas. Permite clasificar imágenes etiquetadas por su pertenencia a un grupo. El input de AlexNet es una imagen 256x256 RGB. El input puede ser la imagen en 256x256 habiéndose pasado o no previamente por una red de segmentación. Esta red se entrena teniendo un número elevado de casos etiquetados

Se implementa la AlexNet y se prueba con imágenes coronales de los grupos patológicos de menisco y sano (sin metal) El procedimiento sería el mismo para cualesquiera subconjuntos etiquetados. Se entrena con imágenes etiquetadas provistas por ERESA, se obtuvo un porcentaje de acierto de en torno al 50%, lo cual significa que es análogo a una clasificación aleatoria, por tanto, se considera un resultado no válido.

Clasificación directa entrenamiento con MRNET y validación con base de datos de MRNET

Se realizan pruebas para validar la metodología empleando la base de datos pública MRNet.



What is the MRNet Dataset?

The MRNet dataset consists of 1,370 knee MRI exams performed at Stanford University Medical Center. The dataset contains 1,104 (80.6%) abnormal exams, with 319 (23.3%) ACL tears and 508 (37.1%) meniscal tears; labels were obtained through manual extraction from clinical reports. The dataset accompanies the publication of the MRNet work here.

Se implementa la AlexNet y se prueba con imágenes coronales de los grupos patológicos de menisco y sano (sin metal). El procedimiento sería el mismo para cualesquiera subconjuntos etiquetados. Se entrena y valida con imágenes EXTRAÍDAS DE LA BASE DE DATOS PÚBLICA MRNET. El resultado es un porcentaje de aciertos del 79,1%, lo cual sirve para validar la metodología.

Clasificación directa entrenamiento con MRNET y validación con base de datos de ERESA

Se implementa la AlexNet y se prueba con imágenes coronales de los grupos patológicos de menisco y sano (sin metal). Se entrena con imágenes extraídas de la base de datos pública MRNET y se valida con las imágenes de ERESA, obteniendo un porcentaje de aciertos del 78.1%.

Los resultados han sido mostrados a la empresa mediante la organización de una sesión demo, sesión en la cual se ha recibido retorno por parte de la empresa sobre la viabilidad de implantación en su realidad empresarial.

La viabilidad e interés de su implantación se centra en la priorización de citado para screening dentro de el volumen elevado de pacientes (Figura 1).

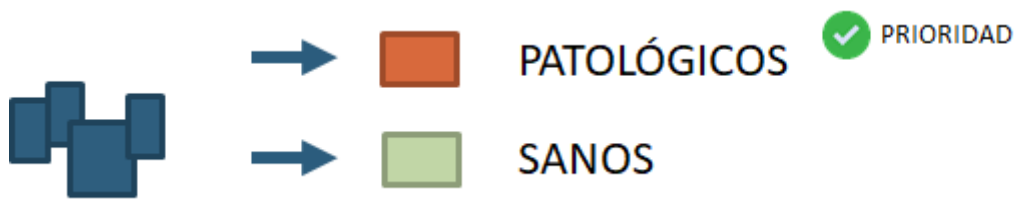


Figura 1. Esquema resultado de aplicación de metodología para priorizar pacientes.

Como próximos pasos sugeridos por la empresa, se considera apropiado separar los modos de escáner con los que se alimenta la red previendo una mejora en el porcentaje de acierto. Además, se considera interesante investigar en los pacientes mal clasificados con un clínico experto.

2. T2.6 INVESTIGACIÓN Y DESARROLLO DE METODOLOGÍAS DE USABILIDAD Y FACTORES HUMANOS APLICADAS AL DISEÑO Y EVALUACIÓN DE PRODUCTOS SANITARIOS

Más allá de la ergonomía física, los factores humanos abordan un aspecto clave del error humano. Existen varias definiciones sobre el error humano, una de ellas sugirió que el error era algo: a) no intencionado por el actor; b) no deseado por un conjunto de reglas o un observador externo; y c) que llevó al sistema fuera de sus límites aceptables [1].

En general, un error humano es cualquier actividad mental o física, o su incumplimiento, que conduce a un resultado no deseado o inaceptable. El origen de las principales técnicas proviene de aplicaciones donde un error tiene un impacto muy alto como el control de centrales nucleares, aplicaciones militares y medios de transporte.

Los factores humanos son claves para desarrollar productos que se ajusten a las capacidades, habilidades y expectativas de los potenciales usuarios que, por supuesto, varían en función del perfil de usuario desde un perfil técnico hasta una personas mayores sin nociones de tecnología.

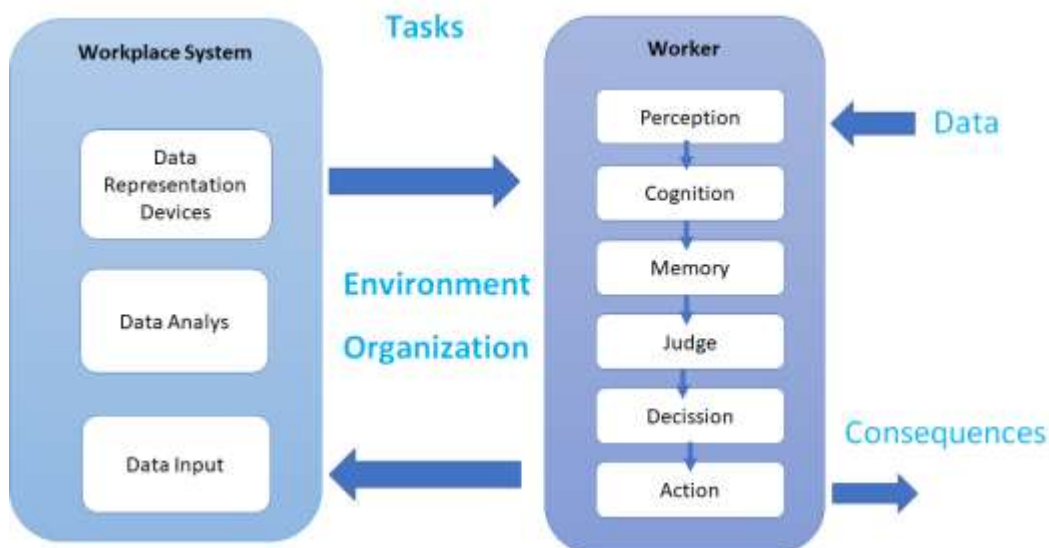


Figura 2. Influencia de los factores humanos sobre un usuario o empleado. [2]

Es importante resaltar que podemos encontrarnos dos situaciones críticas, saturar mentalmente al usuario llevándolo a cometer un error, eliminar prácticamente al usuario o al trabajador de la interacción, en cuyo caso puede aparecer pérdida de atención cuando tenga que tomar una decisión. Además, hay que tener en cuenta el proceso de aprendizaje, que en caso óptimo debe permitir aprender

rápidamente e intuitivamente las funciones básicas y un aprendizaje constante y progresivo de funciones complementarias.

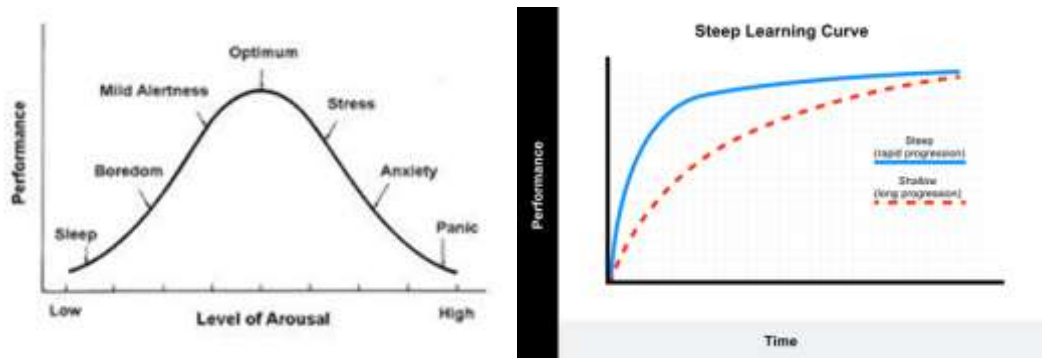


Figura 3. Rendimiento del usuario dependiendo de la excitación y la curva de aprendizaje. [2], [3]

En el caso de producto sanitario, cobra especial importancia, donde un error humano puede acabar en un daño sobre la paciente o incluso el personal sanitario. Sin embargo, su importancia se ha incrementado a medida que la complejidad, tecnología y cantidad de funciones de estos sistemas ha ido aumentando, incluyendo SW especialmente complejos.

La usabilidad es la medida en la cual un producto puede ser usado por usuarios específicos para conseguir objetivos específicos con efectividad, eficiencia y satisfacción en un contexto de uso. A continuación, se muestran las pautas básicas para el desarrollo del SW.

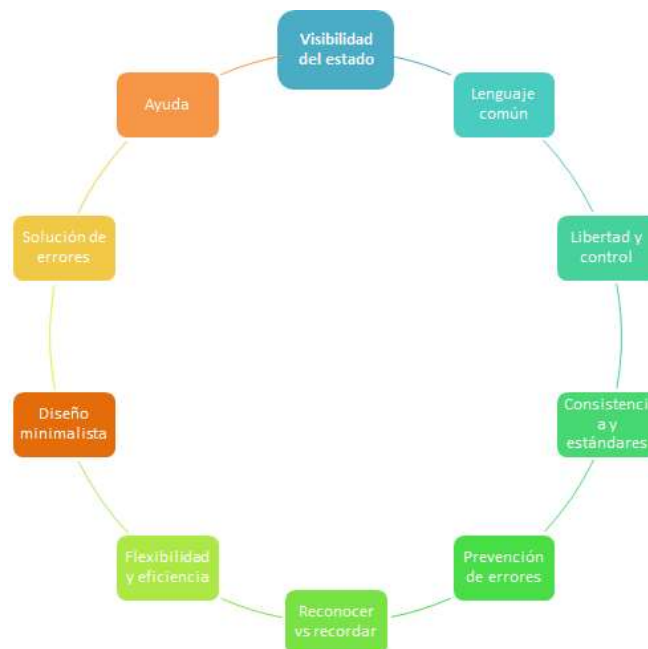
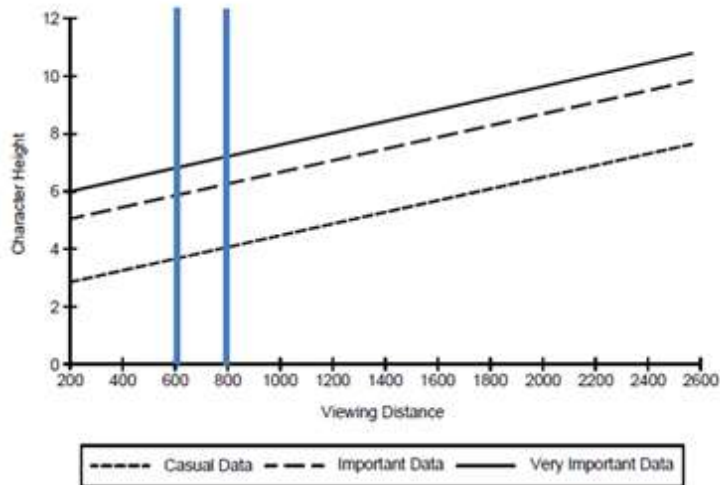


Figura 4. Principios de usabilidad para el diseño de interfaces de usuario. [4]

En concreto durante esta anualidad, se ha profundizado en los requisitos de ergonomía y usabilidad para dispositivos de telemedicina, tanto a nivel de acceso web como el uso de dispositivos móviles o tabletas. Los requisitos recogidos van desde el tamaño y colores de los elementos, la reducción de errores a través de un diseño intuitivo, o la utilización del *feedback* múltiple y variable en función de la importancia y la urgencia de la información a aportar al paciente.



Background	Colour of character/symbol							
	Black	White	Magenta	Cyan	Yellow	Green	Red	Blue
Black		+	+	-	+	-	+	-
White	+		+	+	-	+	+	+
Magenta	+	+		-	+	-	-	+
Cyan	-	+	-		+	-	-	+
Yellow	+		+	+		+	+	+
Green	-	+	-	-	+		-	-
Red	+	+	-	-	+	-		+
Blue	-	+	+	+	+	-	+	

Figura 5. Efecto de distintos factores sobre la ergonomía y usabilidad de un dispositivo. [5]

De hecho, incluso cosas que parecen tan básicas como mostrar la información en barras o columnas, que parece un tema estético, hay que valorarlo para cada caso. Es preferible el uso de columnas cuando el número de elementos es bajo (idealmente un máximo de 5, aceptable hasta 7) o el tiempo es una variable o se quieren combinar distintos conceptos apilados. Por contra, es preferible el uso por filas cuando el número de elementos es alto (mayor de 7 pero nunca mayor de 15) y para clasificaciones comparativas (un top 10, por ejemplo).

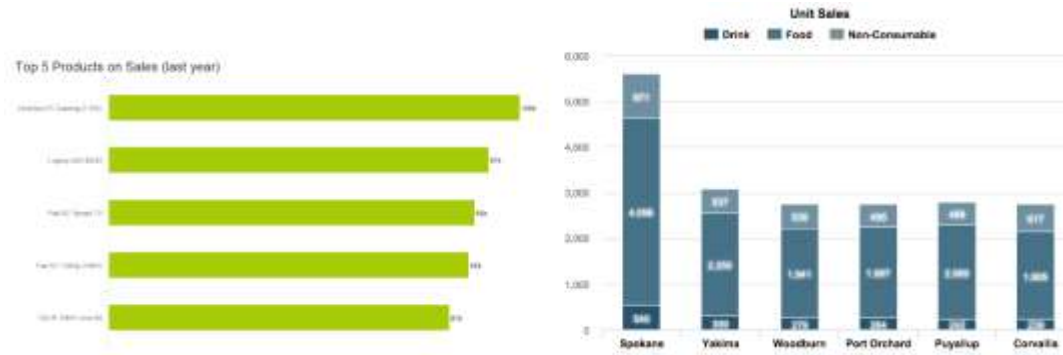


Figura 6. Ejemplos de diagramas de barras y columnas.

Incluso hay que tener en cuenta que ya no solo las preferencias de colores sino su significado varía sustancialmente dependiendo de la zona geográfica, por lo que es necesario tenerlo en cuenta si tenemos pensado comercializar el producto a nivel internacional.



Figura 7. Variación de la preferencia de colores en una interfaz dependiendo de la zona geográfica.

Por último, una de las líneas de mayor interés son sistemas portables o *wearables* que permite registrar de forma puntual o en continuo diversos parámetros fisiológicos como el ritmo cardíaco, respiración, nivel de saturación de oxígeno en sangre o glucosa. Durante esta anualidad se ha realizado una primera aproximación para ver los requisitos de ajuste a manos y dedos para garantizar una correcta medida, mientras se aseguran los niveles de confort y facilidad de uso.

En primer lugar, se han identificado las dimensiones clave para distintos tipos de *wearable* en dedo, muñeca y mano. En la siguiente figura se observan las principales dimensiones seleccionadas para el estudio.

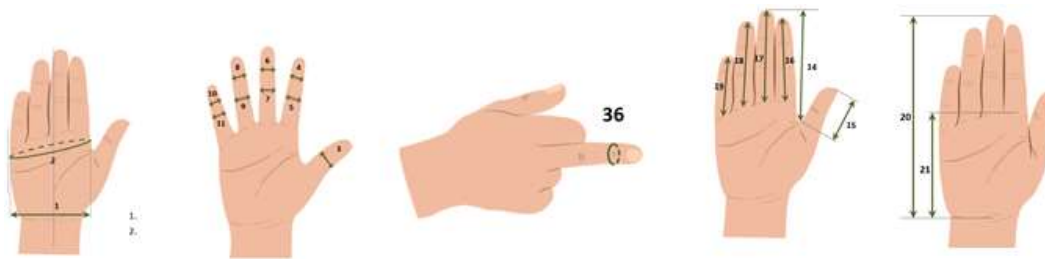


Figura 8. Dimensiones clave de dedo, muñeca y mano.

En segundo lugar, una vez seleccionadas las dimensiones, se han compilado diversas Bases de Datos tanto del IBV como de otras fuentes, incluyendo población adulta y niños, centrado en población española. Para futuros proyectos, se podría ampliar incluyendo población europea, americana y asiática.

Por último, se ha realizado un estudio para valorar los valores de dispersión de cada dimensión. Esto nos permite identificar qué dimensiones tienen mayor variabilidad, siendo necesario realizar varias tallas o un sistema que cubra dicha variabilidad, y que parámetros tienen poca dispersión y, por tanto, se podría utilizar un elemento común sin necesidad de tallaje.

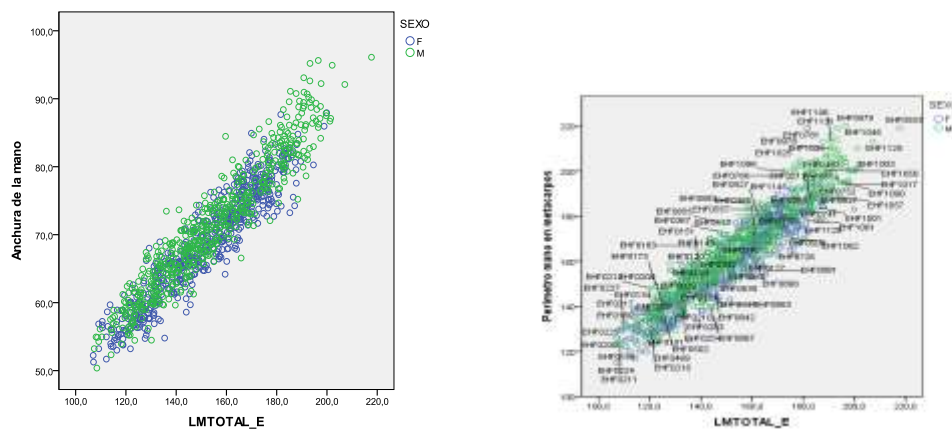


Figura 9. Ejemplos de dispersión de dimensiones de dedos y manos.

3. BIBLIOGRAFÍA

- [1] J. W. Senders y N. P. Moray, *Human Error: Cause, Prediction, and Reduction*. CRC Press, 2020.
- [2] 14:00-17:00, «ISO 10075-2:1996», ISO. <https://www.iso.org/cms/render/live/en/sites/isoorg/contents/data/standard/02/02/20264.html> (accedido ene. 21, 2021).
- [3] «Learning Curve Theory: The Definitive Guide», Valamis. <https://www.valamis.com/hub/learning-curve> (accedido ene. 21, 2021).
- [4] J. Nielsen, «10 usability heuristics for user interface design», *Nielsen Norman Group*, vol. 1, n.º 1, 1995.
- [5] «EG 201 472 - V1.1.1 - Human Factors (HF); Usability ... ETSI EG 201 472 V1.1.1 (2000-02) ETSI Guide», *pdfslide.net*. <https://pdfslide.net/documents/eg-201-472-v111-human-factors-hf-usability-etsi-eg-201-472-v111.html> (accedido ene. 21, 2021).