



**Universidad Tecnológica Ecotec**

**Facultad de Ingenierías**

**Título del trabajo:**

Desarrollo de herramienta de análisis de voz para el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve en pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil

**Línea de investigación:**

Tecnologías de la información y la comunicación

**Modalidad de titulación:**

Trabajo de integración curricular

**Carrera:**

Ingeniería en Software

**Título por obtener:**

Ingeniero en Software

**Autor:**

Jorge Andrés Berrezueta Varas

**Tutores:**

Mgr. Manuel Osmany Ramírez Pérez  
Ph.D. Diego Andrés Peña Arcos

Samborondón - 2023

## **Agradecimiento**

Este proyecto va dedicado a mis padres y hermanos, quienes me acompañaron durante todo el proceso, me apoyaron enormemente a lo largo de mi desarrollo profesional y estuvieron presentes en los buenos y malos momentos.

Quiero además agradecer a mis amigos Abraham, Malu, Julio, Daniel y Gustavo por todos los momentos compartidos y por brindarme su apoyo incondicional y sin esperar algo a cambio a lo largo de este proceso.

# Certificado de Aprobación del Tutor Metodológico y Científico



ANEXO N° 7.1

**UNIDAD DE INTEGRACIÓN CURRICULAR  
CERTIFICADO DE APROBACIÓN DEL TUTOR METODOLÓGICO Y CIENTÍFICO PARA LA  
PRESENTACIÓN DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR**

Samborondón, 1 de diciembre de 2023

Magíster  
**Erika Ascencio Jordán**  
Decana de la Facultad  
Ingenierías  
Universidad Tecnológica ECOTEC

De mis consideraciones:

Por medio de la presente comunico a usted que el trabajo de integración curricular TITULADO: **“Desarrollo de herramienta de análisis de voz para el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve en pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil”** según su modalidad PROYECTO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR; fue revisado, siendo su contenido original en su totalidad, así como el cumplimiento de los requerimientos establecidos en la guía para su elaboración, Por lo que se autoriza al estudiante: **BERREZUETA VARAS JORGE ANDRES**, para que proceda con la presentación oral del mismo.

ATENTAMENTE,

Firma 1  
PhD. Diego Peña Arcos  
Tutor(a) metodológico

Firma 2  
Mgtr. Manuel Ramírez  
Tutor(a) de la ciencia

## Certificado de coincidencias



**UNIDAD DE INTEGRACIÓN CURRICULAR  
CERTIFICADO DEL PORCENTAJE DE COINCIDENCIAS  
DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR**

---

Habiendo sido revisado el trabajo de integración curricular TITULADO: “**Desarrollo de herramienta de análisis de voz para el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve en pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil**” según su modalidad PROYECTO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR elaborado por **BERREZUETA VARAS JORGE ANDRES** fue remitido al sistema de coincidencias en todo su contenido el mismo que presentó un porcentaje de coincidencias del 3% mismo que cumple con el valor aceptado para su presentación que es inferior o igual al 10% sobre el total de hojas del Trabajo de integración curricular.

**ATENTAMENTE,**



**Firma 1**

**PhD. Diego Peña Arcos**  
Tutor(a) metodológico



**Firma 2**

**Mgr. Manuel Ramirez**  
Tutor(a) de la ciencia



# Desarrollo de herramienta de análisis de voz para el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve en pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil



Nombre del documento: Desarrollo de herramienta de análisis de voz para el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve en pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil.docx  
 ID del documento: 7ed86f0e29fb09883db39c9ae51a229904d6acbf  
 Tamaño del documento original: 1,94 MB

Depositante: MANUEL OSMANY RAMIREZ PIREZ  
 Fecha de depósito: 1/12/2023  
 Tipo de carga: Interface  
 fecha de fin de análisis: 1/12/2023

Número de palabras: 17.792  
 Número de caracteres: 118.360

Ubicación de las similitudes en el documento:



## Fuentes principales detectadas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	<a href="http://www.scielo.org.co">www.scielo.org.co</a>   Revisión de las pruebas cognitivas breves para pacientes con ... http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=50120-87482022000300098	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (57 palabras)
2	Documento de otro usuario #313a88 El documento proviene de otro grupo 2 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (25 palabras)
3	karger.com https://karger.com/vdb/article-pdf/6/3/107/3714071/000526471.pdf 3 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (21 palabras)
4	201.159.223.180 http://201.159.223.180/bitstream/3317/17160/1/T-UCSG-PRE-MED-ENF-702.pdf 1 fuente similar	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (24 palabras)

## Fuentes con similitudes fortuitas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	Documento de otro usuario #c4e1e4 El documento proviene de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (20 palabras)
2	Documento de otro usuario #f02cc2 El documento proviene de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (20 palabras)
3	www.scielo.org.pe http://www.scielo.org.pe/pdf/rnp/v85n2/0034-8597-rnp-85-02-117.pdf	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (26 palabras)
4	Documento de otro usuario #e930d7 El documento proviene de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (15 palabras)
5	dx.doi.org   Reading and lexical-semantic retrieval tasks outperforms single task s... http://dx.doi.org/10.1038/s41598-023-36804-y	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (26 palabras)

## Resumen

El deterioro cognitivo leve (DCL) presenta un declive en las funciones cognitivas, siendo un precursor de enfermedades neurodegenerativas como la demencia. El diagnóstico temprano es subjetivo, basado en síntomas interpretados por profesionales de la salud, lo que genera discrepancias. La identificación temprana es crucial, permitiendo aplicar estrategias y cambios en el estilo de vida que pueden ralentizar o prevenir enfermedades más graves como el Alzheimer. En Guayaquil, factores sociales, emocionales y expectativas influyen en la interpretación de síntomas, complicando la objetividad del diagnóstico. La falta de criterios universales y variabilidad en métodos de evaluación dificultan la detección. Las tecnologías como MRI y PET, aunque precisas, son costosas y no están disponibles en todos los centros médicos, reduciendo la precisión diagnóstica. El estudio busca desarrollar un enfoque automatizado para reducir la subjetividad en el diagnóstico de DCL en pacientes de 45 a 65 años en Guayaquil. La herramienta propuesta analiza la actividad vocal para mejorar la precisión diagnóstica. La investigación tiene beneficios directos al mejorar la calidad de vida de pacientes y permitir intervenciones tempranas. Además, proporcionaría datos más precisos sobre la prevalencia de DCL en la población, impactando las políticas de salud pública. La propuesta con un servicio web para extraer variables de voz mostró una efectividad inicial del 97.099%, evidenciando su capacidad de reconocer patrones vocales en diversos contextos. Tras el entrenamiento específico con grabaciones de adultos de Guayaquil, la efectividad aumentó al 99.155%, demostrando su adaptabilidad a particularidades locales y características vocales específicas.

### **Palabras clave:**

deterioro cognitivo leve, diagnóstico, análisis de voz, herramienta, servicio web

## **Abstract**

Mild cognitive impairment (MCI) involves a decline in cognitive functions and serves as a precursor to neurodegenerative diseases such as dementia. Early diagnosis relies on subjective interpretation of symptoms by healthcare professionals, leading to discrepancies. Early identification is pivotal, allowing for strategies and lifestyle changes that can slow down or prevent more severe conditions like Alzheimer's. In Guayaquil, social, emotional factors, and expectations influence symptom interpretation, complicating diagnostic objectivity. Lack of universal criteria and variability in evaluation methods hinder detection. Technologies like MRI and PET, though accurate, are expensive and not universally available, reducing diagnostic precision. The study aims to develop an automated approach to reduce subjectivity in diagnosing MCI in Guayaquil's 45 to 65-year-old patients. The proposed tool analyzes vocal activity to enhance diagnostic accuracy. The research offers direct benefits by enhancing patient quality of life and enabling early interventions. Furthermore, it could provide more accurate data on MCI prevalence in the population, impacting public health policies. The proposed web service for extracting voice variables initially showed 97.099% effectiveness, demonstrating its ability to recognize vocal patterns in diverse contexts. Post-specific training with recordings of Guayaquil adults increased effectiveness to 99.155%, showcasing adaptability to local nuances and specific vocal characteristics.

### **Keywords:**

mild cognitive impairment, diagnosis, voice analysis, tool, web service

## Índice General

Introducción .....	1
1. Planteamiento del problema.....	2
2. Preguntas científicas .....	4
3. Planteamiento de los objetivos.....	4
3.1. Objetivo general .....	4
3.2. Objetivos específicos .....	5
4. Justificación .....	5
Desarrollo de la investigación .....	7
1. Capítulo 1: Marco teórico .....	8
1.1. Marco fundamental .....	8
1.2. Marco conceptual.....	11
1.2.1. Deterioro cognitivo .....	11
1.2.2. Biomarcadores .....	16
1.2.3. Servicios web .....	17
1.2.4. Análisis de datos .....	21
1.2.5. Análisis de actividad de voz .....	23
1.2.5.3. Modelos de aprendizaje .....	26
1.3. Marco situacional .....	27
1.3.1. Pacientes con DCL nivel global.....	28
1.3.2. Adultos de 45 a 65 años.....	28
1.4. Marco contextual.....	30
1.4.1. Incremento de la expectativa de vida a nivel global.....	30
1.4.2. Centros de atención psicológica y neurológica.....	31
2. Capítulo 2: Metodología del proceso de Investigación .....	34
3. Capítulo 3: Análisis e Interpretación de Resultados de la Investigación .....	48

3.1.	Revisión de la literatura relacionada.....	48
3.2.	Evaluaciones utilizadas en el diagnóstico de DCL.....	54
4.	Capítulo 4: Propuesta.....	57
4.1.	Metodología Kanban aplicada al desarrollo.....	58
4.2.	Componentes de desarrollo .....	59
4.2.1.	Servicio HTTP con Express .....	59
4.2.2.	Rutas HTTP para grabaciones .....	60
4.2.3.	Sistema de almacenamiento MongoDB .....	61
4.2.4.	Sistema de carga de modelos .....	62
4.2.5.	Módulo FFMPEG/FFPROBE para el manejo de metadatos y conversión de grabaciones .....	63
4.2.6.	Funciones de validación de entrada de datos .....	64
4.2.7.	Identificar modelos pre-entrenados .....	65
4.2.8.	Flujo de procesamiento de grabaciones.....	67
4.2.9.	Visualizador de grabaciones .....	69
4.2.10.	Funciones de manejo del sistema de archivos .....	70
4.2.11.	Administrador de workers para el procesamiento.....	71
4.3.	Resultados .....	72
4.3.1.	Líneas base .....	72
4.3.2.	Grabaciones de adultos de 45 a 65 años en Guayaquil .....	74
	Conclusiones .....	77
	Recomendaciones .....	79
	Referencias y bibliografía.....	80
	Anexos.....	88

## Índice de Ilustraciones

Ilustración 1. Estructura general de un servicio web utilizando Express.....	19
Ilustración 2. Ejemplo de un punto de acceso al servicio web .....	20
Ilustración 3. Estructura de un modelo con Transformers .....	25
Ilustración 4. Evolución de la expectativa de vida en Ecuador .....	31
Ilustración 5. Directorio abierto en Visual Studio Code.....	42
Ilustración 6. Proyecto configurado .....	43
Ilustración 7. Estructura general del proyecto .....	44
Ilustración 8. Diagrama de flujo PRISMA .....	49
Ilustración 9. Tareas en tablero para la metodología Kanban .....	58
Ilustración 10. Configuración de middleware.....	59
Ilustración 11. Rutas configuradas para las grabaciones .....	60
Ilustración 12. Consulta de registros en la base de datos MongoDB.....	62
Ilustración 13. Código del sistema de carga de modelos .....	63
Ilustración 14. Herramienta FFMPEG .....	64
Ilustración 15. Validación de archivo de entrada .....	65
Ilustración 16. Hub de Hugging Face. Página de información sobre el modelo openai/whisper-medium .....	66
Ilustración 17. Flujo de Procesamiento para la extracción de variables de la voz .....	67
Ilustración 18. Interfaz gráfica de evaluación .....	69
Ilustración 19. Directorio de grabaciones .....	71

Ilustración 20. Sistema de administración de workers.....	72
Ilustración 21. Evaluación del dataset de Common Voice español.....	73
Ilustración 22. Función de normalización de texto.....	74
Ilustración 23. Grabaciones obtenidas de Guayaquil .....	75
Ilustración 24. Procesamiento de las grabaciones recopiladas .....	75
Ilustración 25. Evaluación de las grabaciones de la población de adultos de 45 a 65 años en Guayaquil .....	76

## Índice de Tablas

Tabla 1. Procesos de evaluación comunes para deterioro cognitivo .....	15
Tabla 2. Creación de un proyecto de React por la línea de comando .....	20
Tabla 3. Librerías disponibles para el análisis de datos .....	22
Tabla 4. Estructura por bloques de los modelos con Transformers .....	24
Tabla 5. Características acústicas de discursos utilizados en herramientas de ASR .....	26
Tabla 6. Centros de atención psicológica y neurológica.....	31
Tabla 7. Criterios de inclusión .....	37
Tabla 8. Metodologías de desarrollo .....	39
Tabla 9. Artículos de la revisión sistemática .....	50
Tabla 10. Métodos de extracción de variables de voz.....	52
Tabla 11. Evaluaciones utilizadas en el diagnóstico de DCL.....	56

## Introducción

El deterioro cognitivo leve (DCL) es una condición en la que se presenta un declive en las funciones cognitivas mayor al envejecimiento normal y regularmente, es un precursor de enfermedades neurodegenerativas como la demencia. Por lo general, las personas con DCL pueden presentar síntomas como la falta de memoria acerca de sucesos recientes, dificultades para formular oraciones en una conversación y mantener la concentración al realizar una tarea (Picó-Monllor, 2022). El diagnóstico temprano de DCL es un proceso subjetivo y basado en la interpretación de los síntomas por parte de los profesionales de la salud. Para lograr un diagnóstico significativo, se requiere realizar entrevistas clínicas y evaluaciones en distintos campos neurológicos. Estas evaluaciones están sujetas a variaciones debido a la formación y experiencia de los profesionales, lo que puede generar discrepancias en los diagnósticos (Zygouris et al., 2020).

El diagnóstico temprano del DCL es crucial para iniciar intervenciones y tratamientos adecuados, ya que es una condición tratable. Se ha demostrado que identificar el DCL en sus etapas iniciales brinda la oportunidad de aplicar estrategias terapéuticas y cambios en el estilo de vida que pueden ralentizar o incluso prevenir la progresión hacia enfermedades neurodegenerativas más graves, como el Alzheimer. Se ha observado un creciente interés en la identificación de marcadores objetivos y medibles que puedan ayudar a detectar el DCL de manera más precisa y confiable (Sabbagh et al, 2020).

El diagnóstico del DCL de pacientes en el rango de edad de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil puede verse afectado por diversos factores, como el entorno social y emocional, las expectativas y creencias de los pacientes y profesionales de la salud. Estos elementos pueden influir en la interpretación de los síntomas, la evaluación y la comunicación de los resultados. Las ideas preconcebidas sobre el DCL pueden sesgar la interpretación de la información y afectar la objetividad del diagnóstico. Además, el estigma asociado al deterioro cognitivo y el miedo a recibir un diagnóstico de DCL pueden impactar la aceptación y comprensión de los resultados por parte del paciente. Es importante

considerar estos aspectos para garantizar un diagnóstico objetivo y brindar un apoyo adecuado a las personas afectadas (Rojas Zepeda et al., 2021).

Aunque el diagnóstico de DCL no se puede hacer con una única prueba debido a la naturaleza subjetiva de los síntomas, se requiere realizar entrevistas clínicas y evaluaciones integrales en diferentes campos neurológicos para determinar su presencia y severidad. El proceso de diagnóstico actual involucra pruebas exhaustivas que utilizan técnicas y herramientas combinadas, y se basa en un enfoque multidisciplinario que evalúa antecedentes médicos y áreas de comportamiento como la memoria, atención, lenguaje y reconocimiento. Sin embargo, la falta de un criterio universalmente aceptado y la variabilidad en los métodos de evaluación presentan desafíos en la detección del DCL (Arevalo-Rodriguez et al., 2021).

El objetivo de este estudio comprende desarrollar y evaluar un enfoque de análisis automatizado para reducir la subjetividad en el diagnóstico temprano de DCL. De la misma manera, se busca incrementar el nivel de precisión de las evaluaciones clínicas evitando la influencia de factores subjetivos en la interpretación de los síntomas y la comunicación de los resultados. Además, es necesario contrastar la efectividad de los métodos de diagnóstico actuales a fin de determinar su viabilidad y ventajas potenciales. Para lograr estos objetivos, se recopilarán datos clínicos de pacientes con DCL, incluyendo registros médicos, pruebas neuropsicológicas y evaluaciones clínicas realizadas por expertos en el campo.

## **1. Planteamiento del problema**

Actualmente, el diagnóstico temprano de deterioro cognitivo leve (DCL) es un proceso en el que existe un alto nivel de subjetividad debido a su composición de distintos tipos de pruebas manuales realizadas por los profesionales de la salud (Chehrehnegar et al., 2019). Estas pruebas de detección temprana de DCL usualmente se realizan en personas de 45 a 65 años, dado que es el rango de edad en el que los primeros síntomas de esta enfermedad comienzan a presentarse a bajos rasgos.

El diagnóstico de DCL no se puede llevar a cabo con una única prueba que lo cuantifique de manera certera debido a la variabilidad de los síntomas que puede presentar un paciente (Ramos García et al., 2021). Por lo general, para llegar a un resultado significativo se necesita realizar una serie de entrevistas clínicas y evaluaciones integrales en distintos campos neurológicos para poder determinar si existe DCL y su grado de severidad.

Los procesos de evaluación que se requieren para el diagnóstico temprano de DCL son llevados a cabo por profesionales de la salud familiarizados con el deterioro cognitivo y otras enfermedades neurodegenerativas. A menudo, estos se basan en la interpretación subjetiva de los síntomas que presentan los pacientes en las actividades que realizan en su día a día. Las diferencias en la formación profesional y la experiencia entre distintos profesionales pueden influir en la interpretación de los síntomas y en la evaluación de la función cognitiva de los pacientes (González-Cadaya, 2022). Estas variaciones pueden generar discrepancias en los diagnósticos y dificultar la comparación de los resultados entre diferentes evaluaciones.

Existen ciertas evaluaciones en el proceso de detección de DCL que no dependen de la subjetividad del evaluador. Aunque las tecnologías modernas como máquinas de resonancia magnética (MRI) y tomografías por emisión de positrones (PET) no son estrictamente necesarias para diagnosticar el DCL, su disponibilidad puede proporcionar una mayor certeza y precisión en el proceso de evaluación (Lavoz-Torres, 2020). Sin embargo, estas tecnologías presentan limitaciones ya que son costosas de adquirir, requieren de personal especializado y no se encuentran disponibles en todos los centros de atención médica. El no disponer de estas tecnologías para realizar una evaluación de DCL puede significar una reducción en la precisión de la cuantificación de la enfermedad.

La forma en que se lleva a cabo el diagnóstico del DCL puede verse afectada por diferentes factores. Las situaciones sociales y emocionales que rodean al proceso, además del entorno donde se realiza la evaluación, las expectativas y creencias de los pacientes y los profesionales de la salud pueden influir en cómo se interpretan los síntomas y en cómo se evalúan y comunican

los resultados. Si los pacientes o los profesionales tienen ideas preconcebidas sobre el DCL, esto puede afectar la forma en que se interpreta la información y puede influir en la objetividad del diagnóstico. Circunstancias como el estigma asociado al deterioro cognitivo y el miedo a recibir un diagnóstico de DCL también pueden afectar cómo el paciente acepta y comprende los resultados del diagnóstico (Lion, 2020).

En la actualidad, la detección de DCL muchas veces se basa en la interpretación de los síntomas y las pruebas realizadas por los profesionales de la salud. Sin embargo, se espera que en el futuro la reducción de la subjetividad en este proceso diagnóstico sea altamente beneficiosa. La implementación de medidas objetivas de la función cognitiva y herramientas de evaluación digital estandarizadas podría conducir a una detección más precisa y confiable del DCL (McCleery, Laverty, Quinn, 2021). Estos avances, a su vez, abrirían la puerta a intervenciones y tratamientos preventivos más efectivos. Abordar el DCL en sus etapas iniciales permitiría la aplicación de terapias cognitivas y cambios en el estilo de vida que podrían ralentizar la progresión del deterioro cognitivo y mejorar la calidad de vida de las personas afectadas.

## **2. Preguntas científicas**

¿Cómo se puede incrementar la precisión del diagnóstico de deterioro cognitivo leve para los pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil?

## **3. Planteamiento de los objetivos**

### **3.1. Objetivo general**

Desarrollar una herramienta de análisis de actividad de voz para el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve en pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil.

### **3.2. Objetivos específicos**

1. Determinar la teoría relacionada al grado de precisión de los resultados utilizando herramientas tecnológicas para el diagnóstico de deterioro cognitivo leve.
2. Organizar y clasificar las evaluaciones utilizadas en el diagnóstico del deterioro cognitivo leve.
3. Diseñar una herramienta para la evaluación del deterioro cognitivo leve.
4. Evaluar el análisis de las variables de actividad de voz en torno al diagnóstico de DCL.

### **4. Justificación**

La reducción de la subjetividad en el proceso de diagnóstico de DCL tiene múltiples beneficios. En primer lugar, su importancia radica en mejorar la precisión y confiabilidad del diagnóstico de DCL, lo que puede tener un impacto significativo en la calidad de vida de los pacientes. Al reducir la subjetividad en el proceso de diagnóstico, se evitan diagnósticos erróneos o tardíos, lo que permite una intervención temprana y la implementación de estrategias de tratamiento adecuadas. Esta investigación tiene un impacto positivo significativo en el ámbito social ya que afecta directamente a los pacientes de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil que se someten al proceso de diagnóstico de DCL.

Más allá de los beneficios directos para pacientes y médicos, este proyecto puede tener un impacto significativo en el área de la salud pública en Guayaquil. Al mejorar el proceso de diagnóstico de DCL, se generará información más precisa sobre la prevalencia real de esta condición en la población objetivo. Esto permitirá a las autoridades de salud diseñar mejores políticas públicas, programas de prevención y asignación de recursos basados en datos confiables. De esta manera, la investigación tendría un efecto multiplicador en la calidad de la atención médica a nivel poblacional en el contexto de Guayaquil.

Una reducción en la subjetividad les brinda una mayor certeza y precisión en el diagnóstico, lo que les permite acceder a tratamientos y cuidados adecuados a tiempo. Además, los familiares y cuidadores también se benefician al comprender mejor la situación y poder ofrecer un apoyo más adecuado. El desarrollo de herramientas y métodos objetivos para el diagnóstico de DCL tiene implicaciones sobre un problema real, ya que se abordan problemas relacionados con la subjetividad en el campo de la salud y la evaluación clínica. Al explorar y analizar los factores que generan subjetividad en el diagnóstico, se pueden identificar áreas de mejora y desarrollar estrategias para abordarlas.

**Capítulo 1:**  
**Marco Teórico**

## Desarrollo de la investigación

### 1. Capítulo 1: Marco teórico

#### 1.1. Marco fundamental

El estudio realizado por Lu, Liu, Wells titulado *Challenges in detecting and managing mild cognitive impairment in primary care: a focus group study in Shanghai, China*, en el que se abarca un análisis exploratorio de cómo los servicios de DCL son entregados en la atención primaria en China, resalta las principales dificultades en el proceso de detección de DCL.

Para poder alcanzar un manejo eficaz de las enfermedades neurodegenerativas, es necesario disponer de un equipo de trabajo con amplia preparación en el área y, de la misma manera, pacientes que se encuentren correctamente informados sobre estas enfermedades. En general, existe un estigma sobre las capacidades de los médicos generales para realizar una evaluación preliminar de estas enfermedades neurodegenerativas debido a su baja representación en la proporción de 1.82 por cada 10,000 personas. Esta limitada cantidad de profesionales de la salud dificulta la probabilidad de encontrar profesionales con las capacidades necesarias para abordar de manera efectiva las demandas médicas.

Frecuentemente, las personas buscan obtener evaluaciones realizadas por especialistas en el campo neurológico con el objetivo de obtener diagnósticos que puedan percibir como genuinos o precisos. Sin embargo, es importante destacar que muchos pacientes carecen de los medios necesarios para acudir a la atención de estos especialistas debido a la utilización de tecnologías avanzadas de imagenología. Estas herramientas, si bien son valiosas para disminuir la influencia de los criterios propios del profesional de la salud, pueden llegar a ser tanto demandantes como invasivas en aspectos económicos y físicos.

Un estudio realizado por Zhu et al. en el año 2019, titulado *Misidentification of Dementia in Medicare Claims and Related Costs*, examinó

cómo la identificación errónea de la demencia afecta la estimación de los costos de Medicare en un grupo mayoritariamente minoritaria de participantes para los que hay diagnósticos precisos en persona disponibles.

Este estudio, mediante la utilización de distintos modelos de regresión lineal y logística, determinó que la identificación errónea de la demencia en las reclamaciones de Medicare se presenta con frecuencia. De los 495 participantes que contaban con un diagnóstico clínico para demencia, el 49% fueron erróneamente diagnosticados de no padecer esta enfermedad.

Los resultados obtenidos se deben a que los obstáculos relacionados a la identificación de la demencia, como pueden ser la falta de reconocimiento de la enfermedad, resistencia social y la atención subóptima, ocurran con mayor frecuencia para los grupos más vulnerables.

Según el estudio realizado por Tsamakis y Mueller en el año 2021 titulado *Challenges in Predicting Cognitive Decline in Dementia with Lewy Bodies*, cuyo objetivo era describir los desafíos en la predicción del deterioro cognitivo en la demencia con cuerpos de Lewy, se determinó que la demencia con cuerpos de Lewy es la segunda forma más común de demencia neurodegenerativa, pero su pronóstico cognitivo es menos claro que en la enfermedad de Alzheimer. Esto genera una variabilidad entre los pacientes debido a los distintos tipos de enfermedades de demencia, lo que genera una dificultad en el proceso de diagnóstico de DCL.

La demencia con cuerpos de Lewy presenta varios desafíos para predecir el deterioro cognitivo, incluyendo un diagnóstico tardío, dificultando establecer una línea base consistente para medir la declinación cognitiva. Además, las herramientas cognitivas utilizadas comúnmente se enfocan en memoria y lenguaje, cuando esta condición afecta más dominios atencionales, ejecutivos y viso perceptuales. Otro desafío lo constituyen las fluctuaciones cognitivas y episodios de delirio que complican la evaluación longitudinal.

Este estudio realizó contribuciones al destacar la necesidad de un diagnóstico más temprano. Predecir la trayectoria cognitiva en la demencia con cuerpos de Lewy es complejo debido a múltiples factores, incluyendo la

variabilidad entre pacientes mencionada, pero un enfoque más estructurado y herramientas específicas para esta condición podrían mejorar la precisión del pronóstico.

Otro estudio realizado por Zhu et al. en el año 2023 titulado "*Social connections and participation among people with mild cognitive impairment: barriers and recommendations*", que tenía el objetivo de explorar las barreras que dificultan las conexiones sociales y la participación social entre personas con DCL en China y recomendaciones para superarlas, se determinó que las personas con DCL enfrentan barreras como movilidad limitada, responsabilidades familiares intensas, falta de actividades adecuadas y sentimientos de exclusión.

Estos pacientes exhiben menor autoeficacia social, expectativas de desempeño más altas, dificultades para contar historias y habilidades limitadas para actividades grupales. La adopción de tecnología se ve afectada por falta de motivación y alfabetización digital. Este estudio destacó la necesidad de actividades atractivas, manejo de expectativas, apoyo para responsabilidades familiares, entornos sociales inclusivos y mayor acceso a tecnología para personas con DCL.

De esta manera, es necesaria la adopción de iniciativas multidimensionales para abordar las barreras a la participación social entre individuos con DCL. Mejorar la participación social de pacientes con DCL debe ser una prioridad, dado su impacto en la calidad de vida y progresión de la enfermedad.

En base a los estudios analizados, existen diversos desafíos y problemáticas en el proceso de detección y diagnóstico del DCL. Uno de los principales hallazgos es la presencia de subjetividad y sesgos durante la evaluación realizada por los profesionales de la salud, especialmente en la atención primaria. Esto se debe en parte a la escasez de especialistas y a la falta de herramientas diagnósticas avanzadas en ese nivel de atención.

Además, se destaca la dificultad de establecer una línea base consistente para evaluar la progresión cognitiva debido al diagnóstico tardío de la

enfermedad. Las fluctuaciones cognitivas y episodios de delirio también complican la medición longitudinal. Por otro lado, se enfatiza el impacto de la vulnerabilidad socioeconómica y variables sociodemográficas en el acceso a diagnósticos precisos. Finalmente, la variabilidad en el deterioro cognitivo entre distintos tipos de demencia genera incertidumbre en el pronóstico.

## **1.2. Marco conceptual**

Con el propósito de comprender y fundamentar la investigación, se llevó a cabo un proceso de búsqueda de información y definición de conceptos clave. Esta sección conceptual se centra en proporcionar una base sólida de conocimiento sobre términos fundamentales, como el DCL, la subjetividad en el diagnóstico, y el desarrollo de un servicio web mediante TypeScript y la utilización de modelos en Python.

### **1.2.1. Deterioro cognitivo**

Siendo establecido en *Cognitive Deficits* por Aayush Dhakal y Bradford Bobrin, el deterioro cognitivo (o DC por sus siglas) es un término utilizado para describir la pérdida de la capacidad del dominio cognitivo de una persona; puede ser de nacimiento o causados posteriormente por factores como lesiones cerebrales, enfermedades mentales o trastornos neuro-cognitivos.

No solo las personas mayores pueden tener deterioro cognitivo, siendo las primeras posibles causas anomalías cromosómicas, síndromes genéticos, malnutrición, hipoglucemia, hipertiroidismo, nacimiento prematuro o abuso/traumas en la niñez. En la niñez/adolescencia se puede generar por condiciones como efectos secundarios de terapia contra el cáncer, malnutrición, condiciones metabólicas, autismo y/o lupus.

En la adultez, factores como infartos, delirios, demencia, depresión, esquizofrenia, consumo excesivo de alcohol o sustancias, tumores cerebrales, deficiencias de vitaminas y/o desequilibrios hormonales pueden ser principales causantes de deterioro cognitivo.

El deterioro cognitivo se puede establecer entonces como el declive de las funciones cognitivas del paciente, un síndrome de alteración cognitiva progresiva y de cambios de comportamiento, el cual genera dificultad para funciones de memoria episódica, comunicación lingüística, habilidades visoespaciales o para la orientación topográfica. Dependiendo del nivel de severidad, en conjunto con el diagnóstico de otras enfermedades patológicas como Alzheimer, el deterioro cognitivo tiene una escala de leve, medio y notable.

#### **1.2.1.1. Niveles o tipos de Deterioro Cognitivo**

En el informe de investigación *The Risk and Costs of Severe Cognitive Impairment at Older Ages*, realizado por Favreault y Johnson con el objetivo de realizar un análisis de literatura y una proyección del impacto de los diferentes niveles de deterioro cognitivo en la vida de las personas afectadas por los síntomas, se establecen 3 niveles de deterioro cognitivo: leve, medio/moderado y notable/severo.

El deterioro cognitivo leve (o DCL por sus siglas) se caracteriza por una menor cantidad de síntomas, los cuáles afectan de manera muy baja a la actividad diaria de las personas, en el que pueden tener problemas recordando o aprendiendo nuevos temas pero que no afectan al punto de necesitar de una persona externa para la toma de decisiones o realizar actividades.

Se reconoce como deterioro cognitivo medio (o DCM por sus siglas) cuando la sintomatología comienza a afectar en las actividades diarias. Usualmente es detectable por personas cercanas, aunque no llega al punto de limitar el funcionamiento del individuo.

Por último, el deterioro cognitivo notable (o DCN por sus siglas) es tan severo que limita las funciones más básicas de comunicación y comportamiento de la persona, en donde las personas afectadas no pueden reconocer a otros, no pueden usar lenguaje para comunicarse, o realizar movimientos con propósito.

### **1.2.1.2. Deterioro cognitivo leve**

En el libro *Coping with Mild Cognitive Impairment* de la autora Mary Jordan, escrito con el propósito de guiar al lector para el tratamiento de pacientes con DCL, se define el deterioro cognitivo leve como el término descriptivo para la deterioración de la memoria en áreas funcionales del cerebro como planificación o la capacidad y retención de atención.

Una persona con DCL, en general, tiende a experimentar un alargamiento de tiempo para realizar actividades o tareas cotidianas como aseo personal, preparar alimentos, realizar compras o actividades más complicadas como control de finanzas o planificar vacaciones, pero no tendrán problemas significantes al realizarlas. Es posible para una persona con DCL vivir de manera independiente y manejar eventos del día a día con normalidad.

### **1.2.1.3. Síntomas de DCL**

En el artículo *Practice guideline update summary: Mild cognitive impairment*, escrito por Petersen et al, escrito con el objetivo de actualizar las guías del American Academy of Neurology sobre el deterioro cognitivo leve establecidas en el 2001, se analizó y determinó la prevalencia, prediagnóstico, diagnóstico y tratamiento del DCL basado en recomendaciones, evidencias y un consenso Delphi modificado.

Establecen en esta nueva guía un listado de sintomatologías frecuentes en pacientes con DCL, que permitirá realizar un diagnóstico. Como primer determinante, definen que la edad es el mayor factor que contribuye al deterioro cognitivo, aunque no sea el único, debido a los resultados obtenidos en estudio de prevalencia con la edad en el que se encontró que el DCL comienza a mostrarse en pacientes desde el rango de edades de 60 - 64 años con un 6.7% de la muestra, y que este aumenta hasta un 25.2% en el rango de edades de 80 - 84 años.

Con esto determinado, se establecen dos variaciones en la sintomatología: de tipo amnésico en donde la persona comienza a tener problemas de memoria, y de tipo no amnésico en los cuales la persona tiene

problemas cognitivos de lenguaje y comunicación, visoespaciales o de funcionamiento ejecutivo.

Entre los síntomas amnésicos se encuentran:

- Comienza a olvidar interacciones con otras personas
- Empieza a olvidar los lugares donde ubica objetos
- Olvida fechas, días de la semana o eventos
- Problemas al recordar información que previamente podía recordar con facilidad

Entre los síntomas no amnésicos se encuentran:

- Pierde el hilo de las conversaciones
- Tiene dificultades para navegar lugares que asiste frecuentemente
- No completa actividades diarias
- Problemas y alargamiento de toma de decisiones

#### **1.2.1.4. Diagnóstico temprano de DCL**

Según el artículo *Cognitive Impairment Evaluation and Management* realizado por McCollum y Karlawish, cuyo objetivo era el de establecer una base de conocimiento sobre los procesos de diagnóstico a realizar para la identificación del deterioro cognitivo, establecen que en un diagnóstico temprano de DCL es necesario determinar la severidad de la deficiencia y sus causas, el cual debe de ser realizado cuando el paciente presente los principales síntomas de DCL en actividades de la vida cotidiana.

Tomándose un acercamiento sistemático para las evaluaciones y el tratamiento de los pacientes, respaldado con pruebas, exámenes, imagenología y resultados de laboratorio, se determina el nivel del deterioro, que puede ser leve, moderado o notable, y las posibles causas como Alzheimer (AD), Demencia con cuerpos de Lewy (DLB) o demencia vascular.

Como resultado, McCollum y Karlawish proponen el uso de cuestionarios de actividades funcionales, un asesoramiento cognitivo de un médico general, cuestionarios como GDS, IQCODE y pruebas psico-sensométricas que involucren la retención de información, funciones ejecutivas del cerebro y de lingüística como el Montreal Cognitive Assessment, NPI-Q o un Mini Mental State Examination.

#### **1.2.1.4.1. Procesos de evaluación**

En el artículo *Mild cognitive impairment: Epidemiology, pathology, and clinical assessment* realizado por Ronald Petersen, se declara al proceso de evaluación como el primer paso que tiene que tomar una persona con quejas de carácter cognitivo para establecer la severidad del deterioro, que tiene por objetivos:

- Evaluar causas reversibles del deterioro cognitivo.
- Ayudar a los pacientes y sus familiares a entender las causas de los problemas cognitivos que están ocurriendo.
- Comunicar un pronóstico de evolución y ayudar a los pacientes y a sus familiares a planificar un tratamiento a largo plazo.

Existen diferentes procesos de evaluación, siendo los tres más comunes la evaluación en oficina, pruebas neuropsicológicas, y neuro imagenología. En la siguiente tabla, se detallan los procesos a más detalle:

**Tabla 1. Procesos de evaluación comunes para deterioro cognitivo**

<b>Proceso</b>	<b>Descripción</b>
Evaluación en oficina	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Busca evaluar la severidad</li> <li>● Se discuten los eventos cotidianos donde se notan afecciones</li> <li>● Se realizan exámenes médicos y neurológicos</li> <li>● Se determinan condiciones externas que pueden causar el DC</li> </ul>

Pruebas neuropsicológicas	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Para los pacientes con deterioro cognitivo positivo</li> <li>● Entre las pruebas se incluyen: Mini Mental, Mini-Cog, NPI-Q, GDS y IQCODE.</li> </ul>
Neuro imagenología	<ul style="list-style-type: none"> <li>● Se realiza imagenología cerebral como resonancias magnéticas y tomografías.</li> <li>● Con los resultados se puede determinar el grado de atrofia, las lesiones cerebrales, y cualquier otro causante.</li> </ul>

*Nota.* La tabla destaca los tipos de procesos de evaluación que se utilizan con regularidad en el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo. Los distintos tipos de evaluaciones varían en nivel de participación del médico de la salud y la complejidad de llevar a cabo el proceso de diagnóstico utilizando este método.

### 1.2.2. Biomarcadores

Determinado en el artículo *Strategic roadmap for an early diagnosis of Alzheimer's disease based on biomarkers* con autoría de Frisoni et al, el cual fue realizado para establecer el uso e impacto de biomarcadores de pérdida neuronal, depósito de proteínas y/o deterioro funcional en el diagnóstico de deterioro cognitivo, un biomarcador puede ser una sustancia, característica, o parámetro de un proceso biológico que puede ser medido de manera objetiva, y que puede ser utilizado para evaluaciones de riesgos o pronósticos de enfermedades y para la elaboración de diagnósticos o para monitorear tratamientos.

Un biomarcador se desarrolla y valida a través de un proceso de validación analítica, validación clínica y la demostración de sus usos en utilidades clínicas. En el caso de este trabajo de titulación, se utilizará el biomarcador de patrón de voz para identificar anomalías en un rango de características establecidas de la voz.

#### 1.2.2.1. Patrones en la voz

En el artículo *Voice for Health: The Use of Vocal Biomarkers from Research to Clinical Practice*, escrito por Fagherazzi, Fischer, Ismael y

Despotovic, donde se busca establecer el uso de biomarcadores de voz para prácticas clínicas por medio de descomposición de la señal de audio y el uso de asistentes de voz.

Un biomarcador de patrón de voz se define como una característica (o combinación de características) en la voz, que se ha identificado y validado que está relacionado a un resultado clínico. En el artículo se identifica que la voz, como un arreglo complejo de sonido que viene de nuestras cuerdas vocales, contiene una amplia cantidad de información que puede ser aplicada para diagnosticar una condición de salud, o el grado de severidad de una enfermedad o del impacto de un tratamiento médico.

En casos de la enfermedad de Alzheimer, cambios sutiles en la voz y el lenguaje pueden ser observados años antes de que aparezcan los primeros síntomas prodrómicos. También se detectan en etapas tempranas del deterioro cognitivo leve. Tanto el deterioro cognitivo leve como la enfermedad de Alzheimer han sido demostrados para afectar la fluidez verbal, lo cual se refleja en la vacilación del paciente al hablar y una tasa de habla lenta, o en otras dificultades, como la búsqueda de palabras, lo que lleva a circunloquios y al uso frecuente de sonidos de relleno (por ejemplo, uh, um), errores semánticos, términos indefinidos, revisión, repeticiones, neologismos, simplificación léxica y gramatical, así como la pérdida de habilidades semánticas en general.

También se han percibido alteraciones en características prosódicas (variación y modulación del tono, ritmo del habla) y esto puede afectar la capacidad de respuesta emocional del paciente. Las características de la voz tienen el potencial de convertirse en biomarcadores simples y no invasivos para el diagnóstico temprano de condiciones asociadas con demencia.

### **1.2.3. Servicios web**

#### **1.2.3.1. APIs REST**

De acuerdo con el libro *REST API Development with Node.js* escrito por Doglio, en el que se explica el proceso de desarrollo de un servicio web con un tipo específico de arquitectura de software, una API REST (abreviatura de

REpresentational State Transfer) hace referencia al estilo de arquitectura definido para estructurar sistemas distribuidos que permiten la gestión de recursos establecidos.

Para el estilo de arquitectura API REST no existen lineamientos o estándares, por lo que no existen reglas establecidas a seguir y poder categorizar estrictamente a un servicio web como RESTful. Sin embargo, el término REST sigue principios como: cliente-servidor, para separar al usuario del acceso directo al almacenamiento de datos; sin estado, lo que hace referencia a no guardar información entre peticiones; cacheable, para almacenar información en caché y mejorar el rendimiento; uniformidad, para establecer consistencia en el uso de la interfaz de programación; y sistema en capas, el cual consta en separar el sistema en capas para facilitar su escalabilidad.

Una API REST utiliza los métodos de solicitud HTTP predeterminados (GET, POST, PUT, etc) para definir el tipo de operación que se aplicará sobre el recurso al que se está solicitando.

El artículo *An Analysis of Public REST Web Service APIs* publicado por Neumann, Laranjeiro y Bernardino tuvo como objetivo determinar el estado actual en cuanto a cumplimiento de los principios y decisiones arquitectónicas de los servicios web con una arquitectura REST que se encuentran desplegados en Internet. El estudio analizó diferentes características de estos servicios web para determinar su nivel de adopción, los patrones de diseño más comunes y las mejores prácticas para su desarrollo en la industria.

### **1.2.3.2. Construcción de un servicio web con JavaScript/TypeScript**

El libro *Hands-On RESTful Web Services with TypeScript 3* escrito por Muniz Araújo enseña cómo crear APIs escalables y seguras para aplicaciones web y móviles usando JavaScript en el backend con Node.js y TypeScript. El capítulo 5 cubre cómo desarrollar una API REST para su consumo desde distintas plataformas.

Este capítulo provee una guía paso a paso para diseñar, construir, probar y desplegar APIs RESTful utilizando buenas prácticas. Aborda temas como el manejo de requests, validación, autenticación, autorización, el uso de bases de datos y modelos, callbacks asíncronos, pruebas automatizadas, despliegue en la nube y microservicios.

Para la construcción de un servicio web de acuerdo con el estilo de arquitectura RESTful utilizando TypeScript se implementan las librerías *Express*, la cual es un web framework enfocado en el alto rendimiento y enrutamiento robusto; y *body-parser*, la cual permitirá trabajar con las solicitudes enviadas por un cliente en formato JSON.

### Ilustración 1. Estructura general de un servicio web utilizando Express

```
1  import * as bodyParser from 'body-parser'
2  import * as express from 'express'
3  import { Index } from '../src/routes/index'
4
5  class App {
6    public app: express.Application
7    public indexRoutes: Index = new Index()
8
9    constructor() {
10     this.app = express()
11     this.app.use(bodyParser.json())
12     this.indexRoutes.routes(this.app)
13   }
14 }
15
16 export default new App().app
```

*Nota.* La figura muestra el código inicial para la creación de un servicio web enfocado a la implementación de una RESTful API HTTP.

La librería *Express* se desarrolla en base a una arquitectura de rutas orientadas a funciones. Esto quiere decir que cada solicitud entrante a un punto de acceso al servicio (endpoints) se maneja en la función a la que fue asignada.

## Ilustración 2. Ejemplo de un punto de acceso al servicio web

```
1 import { Request, Response } from 'express'
2
3 export class Index {
4   public routes(app): void {
5     app.route('/index').get((req: Request, res: Response) => {
6       res.status(200).send({ status: 'success' })
7     })
8   }
9 }
```

*Nota.* En la figura se muestra la definición de la ruta /index de la API RESTful, la cual responde con un código HTTP 200 y un cuerpo de mensaje en formato JSON en donde la llave “status” tiene el valor de “success”.

Esta estructura de desarrollo backend permite la implementación del estilo de arquitectura RESTful, ya que permite el anidado de endpoints en base al recurso al que se desea acceder.

### 1.2.3.3. Framework React

En *Learning React: Modern Patterns for Developing React Apps* los autores Banks y Porcello dan una breve introducción del framework, el cual fue creado por Jordan Walke mientras trabajaba para Facebook, específicamente utilizado en áreas de constante actualización como el feed de actividades de dicha plataforma y posteriormente en Instagram.

Para utilizar React, es necesario instalarlo mediante npm (Node Package Manager), o por yarn. Una vez instalado, se necesita ejecutar los siguientes comandos:

**Tabla 2.** Creación de un proyecto de React por la línea de comando

Gestor de paquetes	Comando
Con npm:	npm init react-app <react-app-name>
	npm init react-app hello-react-app

---

Con yarn:

```
yarn init react-app <react-app-name>
```

```
yarn init react-app hello-react-app
```

---

*Nota.* En la tabla se muestran los comandos a utilizar para generar inicialmente un proyecto con el marco de trabajo React de acuerdo al gestor de paquetes que se utiliza, siendo *npm* o *yarn*.

Una vez instalado React, se tiene acceso a un conjunto de herramientas y capacidades que hacen que el desarrollo de interfaces de usuario sea altamente efectivo. React destaca por su enfoque declarativo y su arquitectura basada en componentes, lo que permite la creación de interfaces de usuario dinámicas y escalables. La principal fortaleza radica en su enfoque de componentización, donde la interfaz se divide en componentes reutilizables para una gestión modular del código.

#### **1.2.3.4. Gestor de base de datos MongoDB**

##### **1.2.4. Análisis de datos**

Para Batko y Ślęzak, autores del artículo *The use of Big Data Analytics in healthcare* escrito con el objetivo de fijar las bases de la Big Data en el campo de la medicina, el análisis de datos engloba el uso de técnicas y herramientas para extraer y comprender información de grandes depósitos de datos, que puede ser utilizado para realizar predicciones o crear tendencias del pasado.

En la medicina, permite realizar un compendio de grandes datasets de cientos de pacientes, en donde se identifican clústeres y correlaciones entre los datasets y se desarrollan modelos predictivos utilizando técnicas de Data Mining.

En los últimos años, el modelo de gestión de salud ha cambiado alrededor del mundo, pasando a ser centrado en enfermedades a ser centrado en pacientes. Para poder alcanzar todos los requerimientos de este nuevo modelo y poder proveer a los pacientes un cuidado orientado a ellos efectivo, fue necesario comenzar a organizar y analizar la Big Data del campo de salud.

Para el análisis de datos, se consideran características como el volumen de los datos, la velocidad en la que nuevos datos son generados, la variedad y variabilidad de los datos, la veracidad de la información, las maneras en la que los datos se pueden visualizar y el valor que tienen los datos.

#### 1.2.4.1. Aplicación de Python orientado al análisis de datos

El artículo *Data Analysis using Python* de los autores Nongthombam y Sharma publicado en el *International Journal of Engineering Research & Technology*, cuyo objetivo era el estudio del uso del lenguaje Python para el análisis de datos, tanto los procesos como purgación, transformación, y modelado de datos, y las herramientas utilizadas para realizarlos.

Python cuenta con librerías específicamente diseñadas para el análisis de datasets, como lo son:

**Tabla 3.** Librerías disponibles para el análisis de datos

Librería	Uso
NumPy	Para el análisis numérico en Python, almacena los datos en <i>nd-arrays</i> .
Pandas	Para transformar los datos puros en datos tabulados y estructurados, que permitirán leer los datos con mayor facilidad.
Matplotlib	Paquete de visualización de datos y de creación de gráficos
Seaborn	Paquete de visualización de datos basado en Matplotlib, y que está conectado con las estructuras de datos de Pandas.
Sklearn	Para machine learning, incluye herramientas para clasificación, regresión, clustering y reducción de dimensionalidad.

*Nota.* En la tabla se describen las librerías de Python comúnmente utilizadas para el análisis de datos.

Python es un lenguaje multipropósito de alto nivel, que permite el uso de paradigmas de programación como *Procedural Programming* u *Object Oriented Programming*. Debido a esto se adapta fácilmente a diferentes niveles de carga y tipos de aplicaciones, incluyendo las de computación estadística utilizando las librerías previamente mencionadas.

Cabe añadir que Python cuenta con características claves para el desarrollo de este proyecto de titulación, como ser código abierto, un lenguaje intérprete, permitir un tipado dinámico, es portable, y permite su escritura y ejecución en diferentes IDEs.

### **1.2.5. Análisis de actividad de voz**

En el artículo *Features for voice activity detection: a comparative analysis* escrito por Graf, Herbig, Buck y Schmidt, donde se buscó determinar cuáles de las nuevas opciones puede ser más viables para su aplicación en el futuro, utilizando comparaciones y contrastes de diferentes métodos de detección y análisis de actividad de voz, así estableciendo un compendio organizado por su complejidad y nivel de rendimiento.

En el escrito se establece que el análisis de actividad de voz son procesos controlados por detectores de habla que, entre el principio y el final de la interacción, evalúan los valores asignados mediante decisiones binarias de la señal de sonido que capta, garantizando separar el ruido y solo analizar la voz humana. Enfoques que necesitan localizar el habla en lapsos de tiempo y su frecuencia puede utilizar estimaciones de Speech Presence Probability o Ideal Binary Mask.

Para el análisis, es necesario el uso de algoritmos para detectar la actividad de voz, los cuales se pueden dividir en etapas de extracción y de detección. En la primera, se separa el ruido del habla, para tener una representación limpia del input. En la segunda, un esquema de detección es aplicado a la representación anterior para obtener un resultado final que puede ser utilizado para la toma de decisiones.

### 1.2.5.1. Librerías disponibles

Para el análisis de patrones de voz existen librerías para el uso de modelos pre-entrenados, entrenamiento de modelos, y las herramientas o APIs necesarias para determinar y crear datasets y modelos de voz. Entre las más populares está la librería Transformers, comúnmente implementada en proyectos de distintos ámbitos para utilizar modelos pre-entrenados por la comunidad.

En el artículo *Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing* por Wolf et al, se establece que la librería Transformers está dedicada a dar soporte a arquitecturas y distribución de sus propios modelos pre-entrenados. Especifican que Transformers es obtenida mediante la plataforma Hugging Face, una plataforma comunitaria para compartir modelos, datasets y aplicaciones que hacen uso de IA. Su implementación fue diseñada para proyectos de investigación, aunque también puede ser utilizada en la producción de nuevos modelos. Transformers, promoviendo la distribución y el uso de sus modelos, mediante un hub centralizado, permite realizar implementaciones que son fáciles de leer, de escalar y de poner en marcha.

Los modelos de Transformers tienen una estructura de 3 bloques, que se presentan en la siguiente tabla:

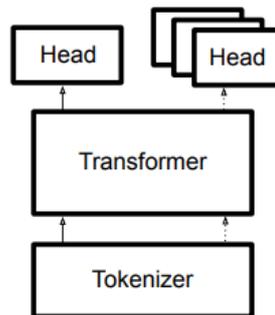
**Tabla 4.** Estructura por bloques de los modelos con Transformers

Bloque	Descripción
Tokenizer	Convierte el texto plano en codificaciones de índices dispersos
Transformador	Transforma índices dispersos en integraciones contextuales
Head	Utiliza integraciones contextuales para hacer una predicción específica

*Nota.* La tabla describe los componentes que conforman un modelo de aprendizaje utilizado por la librería Transformers.

Como se observa en la siguiente ilustración, el proceso entre los tres bloques da como resultado un nuevo head, el cual tendrá la predicción final, y que podrá ser utilizada para el estudio específico.

**Ilustración 3.** Estructura de un modelo con Transformers



*Nota.* En la ilustración se denotan las tres partes del modelo y cómo interactúan entre sí. Tomado de *Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing* (p. 3), por T. Wolf et al., 2020, ArXiv.

### 1.2.5.2. Conjunto de datos Common Voice

El Common Voice dataset es un conjunto de datos masivamente multilingüe de habla transcrita diseñado para la investigación y el desarrollo de tecnología de habla. Contiene más de 50,000 participantes y 2,500 horas de audio recopilado, lo que lo convierte en el corpus de audio más grande en dominio público para el reconocimiento de voz (Ardila et al., 2020).

El proyecto Common Voice utiliza la tecnología de crowdsourcing para la recopilación y validación de datos. Los participantes pueden contribuir al proyecto mediante la grabación de su voz y la validación de las grabaciones de otros participantes. El corpus está diseñado para escalar orgánicamente a nuevos idiomas a medida que los miembros de la comunidad utilizan las herramientas proporcionadas para traducir la interfaz, enviar oraciones de texto y, finalmente, grabar y validar voces en su nuevo idioma.

El corpus se puede utilizar para una variedad de propósitos, incluyendo el reconocimiento de voz automático y la identificación de idiomas. El proyecto Common Voice es de código abierto y utiliza una licencia permisiva para fomentar la colaboración y la innovación en el campo de la tecnología de habla.

### 1.2.5.3. Modelos de aprendizaje

En el artículo publicado por Toth et al, *A Speech Recognition-based Solution for the Automatic Detection of Mild Cognitive Impairment from Spontaneous Speech*, cuyo objetivo final era el desarrollo de una aplicación de software que permita a los usuarios realizar autoevaluaciones para DCL, siendo una de sus bases para la clasificación del deterioro el uso de machine learning.

Para crearlo, decidieron tomar los valores de las características acústicas como biomarcadores y por medio de un método de machine learning que clasifica si el paciente tiene o no DCL. Este proceso utiliza valores que fueron extraídos manualmente y valores extraídos usando herramientas de ASR, comparando ambos resultados con una línea base.

Weka, plataforma de aprendizaje automático, fue utilizada para los procesos de machine learning, en los que se trataron tres discursos de cada uno de los 84 pacientes como una sola muestra, teniendo en total 84 muestras de entrenamiento. Estos discursos consistían en grabaciones realizadas mientras los sujetos de estudio estaban realizando 3 tareas diferentes, de las que se midieron:

**Tabla 5.** Características acústicas de discursos utilizados en herramientas de ASR

<b>Medida</b>	<b>Descripción</b>
Duración	Duración total del discurso en ms
Nivel de conversación	Fonemas por segundo de habla, fonemas en total, y fonemas por el total de la duración del discurso

Nivel de articulación	Fonemas por cada segundo del discurso (incluyendo muletillas)
Número de pausas	Número de incidencias de pausa
Longitud total de pausas	Duración total de las pausas en ms
Longitud total de pausas con relación a la duración	La relación total entre la duración de las pausas y la longitud del discurso
Nivel de pausas	Número de pausas ocurridas dividido para la duración total del discurso
Longitud promedio de pausas	Duración total de las pausas dividida para el número de pausas

*Nota.* La tabla describe las variables de medición disponibles para realizar un análisis del reconocimiento de voz automático.

Con los resultados, se implementaron los modelos de probabilidad y de aprendizaje Naive Bayes, SMO y RandomForest en Weka. Naive Bayes fue implementada con su configuración por default; RandomForest con 100 árboles de decisión con un rango de cantidades de características medidas variados.

Con este procesamiento de entrenamiento y evaluación de datos, se pudo separar el grupo de pacientes del grupo de control con un F1-score de 78.8% usando únicamente las características extraídas de manera y clasificación automática, todo esto usando modelos de aprendizaje.

### **1.3. Marco situacional**

En el marco del envejecimiento demográfico a nivel mundial, el DCL ha emergido como un tema de creciente importancia en la salud de la población adulta mayor. El DCL representa una etapa intermedia entre el envejecimiento cognitivo normal y la demencia, y su comprensión resulta vital tanto para la atención clínica como para la investigación en el campo de la salud cognitiva. La

evaluación y diagnóstico del DCL enfrentan dificultades sustanciales debido a la subjetividad y la falta de criterios diagnósticos uniformes.

A nivel global, la prevalencia del DCL se ha convertido en un punto focal, ya que su identificación temprana puede contribuir a intervenciones oportunas y a la prevención de la progresión hacia la demencia

### **1.3.1. Pacientes con DCL nivel global**

El estudio realizado por Chen et al. con el título *Global prevalence of mild cognitive impairment among older adults living in nursing homes: a meta-analysis and systematic review of epidemiological surveys*, tuvo como objetivo estimar la prevalencia global de deterioro cognitivo leve (DCL) en adultos mayores que viven en hogares de ancianos. La prevalencia global de DCL en esta población se estima en un 21.2% a nivel global.

Este estudio aborda un metaanálisis en el que se incluyen 53 estudios que involucran 376,039 participantes en 17 países, a través del cual se determinó que alrededor de 79,720 adultos mayores institucionalizados padecen de una enfermedad neurodegenerativa como el DCL. Este, además, aporta evidencia sobre la alta prevalencia de DCL la población determinada, resaltando la necesidad de proveer la atención necesaria para brindar un tratamiento adecuado.

Se determinó que existe heterogeneidad entre los estudios abordados por el metaanálisis debido a las limitaciones metodológicas. Los autores destacan que las publicaciones evaluadas involucran el uso de escalas de tamizaje en lugar de criterios de diagnóstico estandarizados.

### **1.3.2. Adultos de 45 a 65 años**

El estudio realizado por Alenius et al. titulado *Cognitive Performance among Cognitively Healthy Adults Aged 30–100 Years*, el cual tenía como objetivo evaluar el rendimiento cognitivo en tareas de fluidez y memoria verbal en adultos sanos en el ámbito neurológico de 30 a 100 años, determinó que el rendimiento cognitivo disminuye con la edad. En general, el estudio indica que

en la población finlandesa se comienzan a presentar síntomas cognitivos en el rango de edad de 50 a 55 años. Sin embargo, las enfermedades neurodegenerativas pueden presentarse en rangos de edades menores en casos específicos.

Los autores analizaron una amplia muestra representativa de la población de adultos, en el que se evaluaron diversas pruebas cognitivas y poder determinar los efectos de factores como la edad, educación y sexo en el rango etario establecido.

Este estudio observacional utilizó datos de la encuesta nacional de salud Health 2011 en Finlandia. Los resultados de esta encuesta demuestran la necesidad de generar reformas normativas para las pruebas cognitivas considerando los grupos de nacimiento más recientes.

En un contexto más cercano a Guayaquil, Zegarra et al. realizaron un estudio titulado *Prevalencia de deterioro cognitivo leve en peruanos adultos mayores y de mediana edad*. El estudio tuvo como objetivo analizar la prevalencia de DCL en el sur de Perú con una población de adultos mayores y de mediana edad, utilizando herramientas tradicionales de evaluación cognitiva basadas en escalas.

Entre las herramientas utilizadas se encontraban las pruebas de Mini Mental State Examination (MMSE), Test de Fluidez verbal y el Test del Reloj, en los cuales se observó específicamente un mayor porcentaje de deterioro cognitivo en los grupos de mayor edad.

Se trata de un estudio epidemiológico, transversal, que utilizó muestreo por conglomerados en centros de atención al adulto mayor. Los autores destacan la necesidad de implementar programas de detección temprana de DCL en adultos mayores y de mediana edad en el Perú.

## **1.4. Marco contextual**

### **1.4.1. Incremento de la expectativa de vida a nivel global**

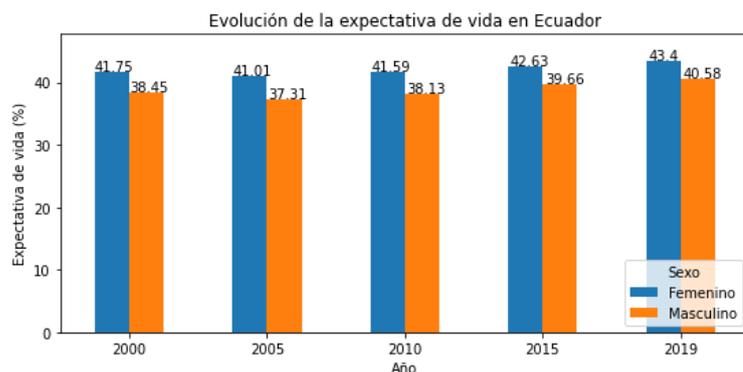
Uno de los factores a considerar en el proyecto de titulación es el incremento de la expectativa de vida que ha ocurrido en las últimas décadas a nivel global. Para esto, se utilizará el banco de información de la OMS, específicamente *WHO methods and data sources for life tables 1990-2019*.

Estas tablas incluyen a todos los miembros de la OMS, en las que se establecen factores a considerar como revisiones anuales de índices de mortalidad en infantes y adultos, causas de muerte como desastres naturales o muertes en conflictos.

La OMS establece que, en los 183 estados miembros con una población mayor a 90.000 personas, tuvieron un crecimiento de 6 años entre los años de 2000 a 2019, siendo la edad promedio de muerte 66.8 en el año 2000 a 73.4 años en 2019. Así mismo, los índices HLE (Healthy Life Expectancy) aumentaron un 8% de 63.7 años en 2000 a 73.4 años en 2019.

En el apartado de Ecuador, la OMS indica un aumento de 5.54% en la población masculina y un 3.95% en la población femenina en el período de 2000 al 2019. En el gráfico a continuación, se presenta el índice de expectativa de vida en Ecuador:

#### Ilustración 4. Evolución de la expectativa de vida en Ecuador



*Nota.* En el gráfico se expresan los promedios de expectativa de vida de las edades menores a un año hasta mayores a 85 años. Datos obtenidos del Life tables by country (GHE: Life tables) de Ecuador, registrados por la OMS.

#### 1.4.2. Centros de atención psicológica y neurológica

Schaefer, Thakur y Meager en el artículo *Neuropsychological Assessment* establecen la importancia de los centros de atención neuropsicológica para la identificación, diagnóstico y tratamiento de problemas cognitivos y psicológicos, debido al acceso de instrumentos de detección como imagenología, pruebas y un cuerpo de especialistas con la experiencia y conocimiento necesario.

Cuando se ha establecido una revisión del historial médico, personal de los centros de atención definen el proceso de evaluación más alineado a las necesidades del paciente, utilizando pruebas y validaciones de síntomas para determinar una línea de diagnóstico, y en caso requerirse para establecer las imágenes necesarias para una exploración más profunda.

Debido a que el contexto demográfico de este trabajo integrador cubre Guayaquil, se procede a detallar los centros de atención psicológica y neurológica de mayor escala en la ciudad:

**Tabla 6. Centros de atención psicológica y neurológica**

Nombre	Descripción	Ubicación
--------	-------------	-----------

Instituto de Neurociencias de Guayaquil	de personas con problemas psicológicos, neurológicos y de conductas adictivas.	de Av. Pedro Menéndez Gilbert, Guayaquil 090514
NEUROinNOVA	Ofrece servicios de estimulación magnética transcraneal para DC, terapias de neurodesarrollo, y psicológicas.	Kennedy Norte Mz 704 V 23-24, Guayaquil 090512
Clínica de Neurociencias “Virgen de Fátima”	de Ofrece consultas externas para diagnósticos, hospitalización, atención a emergencias psiquiátricas, y pruebas psicométricas.	de Av. Domingo Comín 610, Guayaquil 090101

*Nota.* La tabla contiene los centros de atención psicológica en donde se llevan a cabo procesos de evaluación neurológica en la ciudad de Guayaquil.

#### **1.4.2.1. Manejo de los casos en Guayaquil**

En Guayaquil, no existe un manejo estandarizado de los casos de deterioro cognitivo. Dependiendo del centro de atención neurológico o el especialista al que el paciente asistió, se tendrá un proceso de diagnóstico y tratamiento diferente.

En la tesis *Prevalencia del deterioro cognitivo en adultos mayores de 65 a 85 años en el año 2021 en un Hospicio en la Ciudad de Guayaquil*, se realizó un estudio descriptivo con métodos cuantitativos para analizar la prevalencia del DC en adultos mayores, en donde 72 habitantes del Asilo Sofia Ratinoff fueron encuestados y sujetos a un Test Mini-Mental, así como un análisis de las posibles causantes del deterioro cognitivo y los síntomas observados.

El manejo de los casos en este centro de atención puede ser clasificado como sistemático, siguiendo un enfoque integral y centrado en el bienestar de los adultos mayores. Los pasos que podrían formar parte del enfoque sistemático incluyen: Evaluación inicial, diagnóstico y clasificación, planificación

individualizada, y el tratamiento y seguimiento. Definen en este último, una base de apoyo en el centro, para el control de síntomas y monitoreo a largo plazo.

En la tesis *Prevalencia de deterioro cognitivo en pacientes de 40 - 90 años con historia de evento cerebrovascular en el hospital Teodoro Maldonado Carbo del año 2014-2020*, Silva y Talenti establecen los procesos de diagnóstico y tratamiento en los archivos médicos de pacientes del hospital Teodoro Maldonado Carbo, ubicado en la ciudad de Guayaquil con el objetivo de identificar las causas más frecuentes y determinar los principales síntomas de DC en los pacientes.

En el estudio se utilizaron como medidas de revisión los índices de sintomatología más asignados a los pacientes mediante técnicas de testing y pruebas cognitivas, así como de chequeo. Entre los síntomas más repetidos se encuentran la alteración de la memoria, desorientación, irritabilidad, insomnio y disartria. En la escala de NIHSS utilizada por el hospital, el 73.38% de los pacientes de la muestra fueron diagnosticados con DCL.

El uso de imagenología también fue de importante valor para determinar las causas del DCL, sobre todo para evidenciar las zonas de prevalencia de eventos cerebrovasculares como los lóbulos temporales, parietales y frontales, las arterias y estructuras cerebrales múltiples.

**Capítulo 2:**  
**Marco metodológico**

## **2. Capítulo 2: Metodología del proceso de Investigación**

La metodología empleada en esta investigación sigue un enfoque cuantitativo. El propósito principal de este enfoque es desarrollar un método innovador para la detección temprana del deterioro cognitivo leve (DCL) en adultos de 45 a 65 años en la ciudad de Guayaquil. Se busca evaluar la efectividad de un análisis automatizado de la actividad de voz en la identificación de patrones distintivos asociados al DCL. A través de este método, se pretende determinar si esta alternativa es más objetiva y precisa en comparación con los métodos tradicionales basados en la interpretación subjetiva de síntomas.

De acuerdo con los objetivos de esta investigación, la metodología comprende dos alcances:

El alcance correlacional permite investigar posibles relaciones entre las variables, como la edad y el género, que podrían influir en la detección del DCL y que tal vez no se habían considerado previamente. El estudio se enfoca en identificar y describir variables claves relacionadas con la detección del deterioro cognitivo leve en adultos mayores de 45 a 65 años en Guayaquil. Estas variables abarcan la precisión de las evaluaciones cognitivas, edad, género y otros factores que podrían influir en la detección del DCL.

El alcance descriptivo tiene como objetivo principal analizar y describir las relaciones y efectos de estas variables en la precisión del diagnóstico del DCL. Esto implica comprender cómo se distribuyen los resultados de las evaluaciones y si emergen patrones significativos que proporcionen información sobre la efectividad de las evaluaciones cognitivas tradicionales en esta población específica.

### **Población**

La población objetivo de este estudio abarca a los adultos de 45 a 65 años residentes en la ciudad de Guayaquil, Ecuador. Esta selección poblacional se basa en la relevancia y necesidad de abordar la detección temprana del DCL en un grupo demográfico que comúnmente experimenta los primeros síntomas de esta condición. Esta franja de edad es crítica ya que las señales iniciales de DCL

a menudo se vuelven más notables en este grupo y, por lo tanto, es esencial mejorar la precisión en su diagnóstico y brindar intervenciones oportunas.

Guayaquil, como una de las ciudades más grandes de Ecuador, proporciona un entorno adecuado para este estudio debido a la disponibilidad de atención médica y la importancia de abordar las afecciones de salud, incluido el DCL. Sin embargo, los procesos de diagnóstico actuales pueden verse afectados por la subjetividad y la falta de herramientas objetivas para la detección del DCL en esta población específica.

La elección de esta población objetivo es fundamental para lograr los objetivos de esta investigación, que se centra en desarrollar y evaluar un enfoque de análisis automatizado destinado a reducir la subjetividad en las evaluaciones de DCL. Al enfocarse en adultos de 45 a 65 años en Guayaquil, este estudio busca contribuir a la identificación temprana y precisa del DCL en un grupo demográfico que presenta una necesidad crítica de intervenciones y tratamientos adecuados en las etapas iniciales de esta condición.

### **Fase 1. Explorar la teoría sobre las herramientas tecnológicas en el diagnóstico de DCL.**

Para poder identificar las pruebas que se realizan en el proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve, se realizó una búsqueda sistemática en bases de datos científicas. En el proceso de elaboración de esta revisión sistemática, se han establecido criterios de inclusión específicos con el fin de garantizar la selección de artículos pertinentes y relevantes para el análisis, siguiendo el método propuesto por Gehad et al, 2019.

Se definieron las siguientes fases con el objetivo de estructurar de manera sistemática y eficiente el proceso de esta revisión sistemática. Cada fase se diseñó para abordar aspectos específicos del proceso, desde la identificación inicial de resultados hasta la síntesis final de la información.

#### **Etapa 1: Identificación**

En esta etapa inicial, se llevó a cabo la obtención de resultados a través de la base de datos Scopus, resultando en un total de 3,508 resultados. Luego, se procedió a calcular el número total de artículos identificados en esta fase.

## **Etapa 2: Selección**

En la segunda fase se aplicaron los criterios de inclusión para reducir el conjunto de documentos relacionados. Además, se eliminaron los duplicados para asegurar que cada artículo sea único y evitando repeticiones en el conjunto de datos a analizar.

La siguiente tabla contiene los criterios establecidos, especificando las características que los artículos debían cumplir para ser considerados en la revisión. Cada criterio aborda aspectos como el contenido del título, el tipo de publicación, el idioma, el rango de fechas de publicación y las áreas de investigación relevantes. Además, se ha enfocado en la disponibilidad de los artículos en acceso abierto para asegurar la accesibilidad de la información.

**Tabla 7. Criterios de inclusión**

<b>Criterio</b>	<b>Descripción</b>
Contenido	El título contiene las palabras clave "mild cognitive impairment" y contiene las palabras clave "test OR scale OR tool OR model".
Tipo de Publicación	Artículo científico.
Idioma	Inglés.
Rango de Fechas	Publicados entre 2018 y 2023.
Áreas de Investigación	Incluye las áreas de Ingeniería y Ciencias de la Computación
Acceso Abierto	Disponible en acceso abierto.

*Nota.* Criterios de inclusión utilizados para llevar a cabo la revisión sistemática de la teoría relacionada. Estos criterios se aplican como filtros sobre las funciones de búsqueda que poseen las bases de datos científicas.

### **Etapa 3: Elegibilidad**

En la tercera fase, se realizó una revisión manual de los títulos y resúmenes de los artículos para llevar a cabo la exclusión de aquellos que no cumplían con los criterios de inclusión preestablecidos. Además, se introdujeron documentos de búsqueda de manera manual si se consideraron relevantes.

### **Etapa 4: Inclusión**

La cuarta fase involucró la síntesis de la información cualitativa y cuantitativa de los artículos que pasaron la fase de elegibilidad. Esta etapa es crucial para analizar y resumir los hallazgos de manera sistemática y objetiva.

A partir de esta fase inicial, se pretende identificar las principales herramientas tecnológicas que se utilizan en el proceso de diagnóstico de DCL y poder determinar su influencia en el mismo. El fin de obtener esta información es construir la herramienta alrededor de las limitaciones y desafíos que se presentan en las evaluaciones médicas asistidas por tecnología. Esto además permite conocer oportunidades de mejora para generar un análisis más valioso.

### **Fase 2. Organizar y clasificar las evaluaciones utilizadas en el diagnóstico del deterioro cognitivo leve.**

En esta fase, se llevó a cabo una revisión exhaustiva de las pruebas cognitivas breves (PCB) utilizadas en la detección y diagnóstico del DCL y la demencia, basándose exclusivamente en el estudio de Bombón-Albán, Campoverde-Pineda y Medina-Carrillo titulado "Revisión de las pruebas cognitivas breves para pacientes con sospecha de demencia" (2022).

En el estudio de Bombón-Albán y colaboradores (2022), se realizó una búsqueda bibliográfica de títulos y resúmenes en Pubmed y LILACS utilizando términos clave relacionados con las PCB. Se restringió el criterio de búsqueda a revisiones, metaanálisis, estudios controlados aleatorizados y estudios clínicos originales en inglés o español. Los estudios de las PCB se incluyeron independientemente del tipo de demencia evaluada. Para la organización y clasificación de las PCB, se consideraron las características ideales de estas pruebas, que incluyen un tiempo breve de administración (5 minutos en atención

primaria o 10 minutos en atención especializada), mínimo material adicional requerido, facilidad de uso y disponibilidad de evidencia que muestre propiedades psicométricas adecuadas y normativa de uso.

En esta fase se espera obtener una organización sistemática y una clasificación efectiva de las diferentes evaluaciones utilizadas en el diagnóstico del DCL. El resultado esperado consiste en un análisis de las evaluaciones tradicionales utilizadas en el campo, para poder determinar el grado de susceptibilidad a obtener diagnósticos imprecisos por factores como la subjetividad o ideas preconcebidas de los profesionales de la salud y los pacientes.

### **Fase 3. Diseñar una herramienta para la evaluación del deterioro cognitivo leve.**

Para esta fase se eligió la metodología de desarrollo para el diseño de la herramienta para la evaluación del DCL, la cual determinó cómo se manejaron los procesos y prácticas de manera estructurada.

Considerando la organización y el flujo de trabajo, se consideraron seis metodologías, tres de tipo ágil y tres de tipo tradicional. Una metodología ágil es aquella que prioriza la flexibilidad y colaboración entre equipos, permitiendo una adaptación a cambios perpetua con entregas incrementales y rápidas. Por consiguiente, una metodología tradicional es aquella enfoca el proceso de desarrollo a un ámbito más secuencial, planificando fases que tenían que cumplirse para continuar y cambios limitados al alcance inicial.

A continuación, se presentan las seis metodologías:

**Tabla 8. Metodologías de desarrollo**

<b>Metodología</b>	<b>Tipo</b>	<b>Características</b>
Kanban	Ágil	Tiene como base la visualización y gestión de flujos de trabajo, usando tableros para representar estados/tareas que podrán ser controladas y optimizadas.

Scrum	Ágil	Se centra en iteraciones y equipo autogobernados, dividiendo el trabajo en sprints y el personal en roles, su eje fundamental es el feedback.
XP	Ágil	Con énfasis en una calidad de software alta y colaboración constante entre el equipo, así como la integración continua y las pruebas automáticas.
Cascada	Tradicional	De manera secuencial, divide el trabajo en fases que tienen que cumplirse antes de continuar a la siguiente.
MSF	Tradicional	Proporciona los principios y prácticas para el desarrollo enfocándose en la colaboración interdisciplinaria. Creada por Microsoft.
Espiral	Tradicional	Basada en ciclos de desarrollo y evaluación, es ideal para proyectos de alta complejidad y riesgo debido a su adaptabilidad para cambios a largo plazo.

*Nota.* Tabla comparativa de las metodologías ágiles que se utilizan para el desarrollo de software y permiten llevar un proceso de seguimiento sistemático de las actividades a realizar en un proyecto.

Considerando el tipo de herramienta que se desarrolló, así como su complejidad y alcance, se utilizó una metodología que permitió llevar un flujo de trabajo que controlara y optimizara los tiempos necesarios para obtener el resultado final. Para esto, se decidió utilizar la metodología ágil Kanban.

### **Entorno de Desarrollo**

La herramienta que se desarrolló en este proyecto se llevó a cabo mediante la creación de un servicio web escrito en el lenguaje de programación TypeScript. Para esto, se utilizaron distintos programas adaptados para el desarrollo de aplicativos en este lenguaje estructurado.

TypeScript es un lenguaje de programación de código abierto desarrollado por Microsoft. Se considera una extensión o superconjunto de JavaScript, lo que significa que todo el código JavaScript válido también es código TypeScript válido. Sin embargo, TypeScript agrega características

adicionales y una capa de tipado estático opcional sobre JavaScript, lo que lo hace especialmente útil para proyectos grandes y complejos.

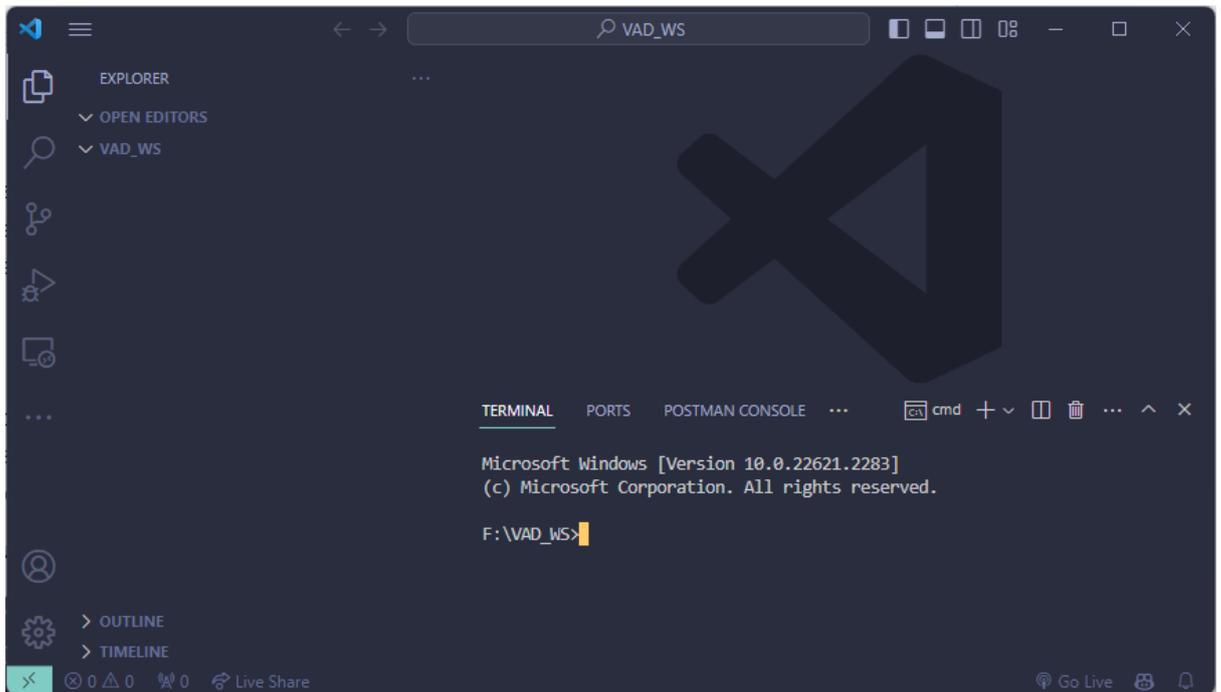
Para la ejecución de TypeScript se utilizó el intérprete de Node.js, el cual es comúnmente utilizado para programas escritos en JavaScript. Node.js es un entorno de tiempo de ejecución de código abierto que permite a los desarrolladores ejecutar código JavaScript en el lado del servidor. Es ampliamente utilizado para construir aplicaciones web escalables y de alto rendimiento, así como para crear aplicaciones de red y servicios backend.

Para poder utilizar los lenguajes de programación, se decidió utilizar Visual Studio Code como el editor de texto principal para el desarrollo del código. Este editor desarrollado por Microsoft se utiliza ampliamente en el desarrollo de software. Es una aplicación de código abierto y multiplataforma que ofrece una variedad de características, incluyendo resaltado de sintaxis, finalización automática de código, depuración integrada, integración con sistemas de control de versiones, extensiones personalizables y mucho más.

### **Preparación del Entorno**

Para preparar el entorno de desarrollo, inicialmente se creó el directorio en donde se iba a desarrollar el código fuente. Una vez creado, es posible acceder a este directorio y utilizarlo como espacio de trabajo en el editor de texto Visual Studio Code.

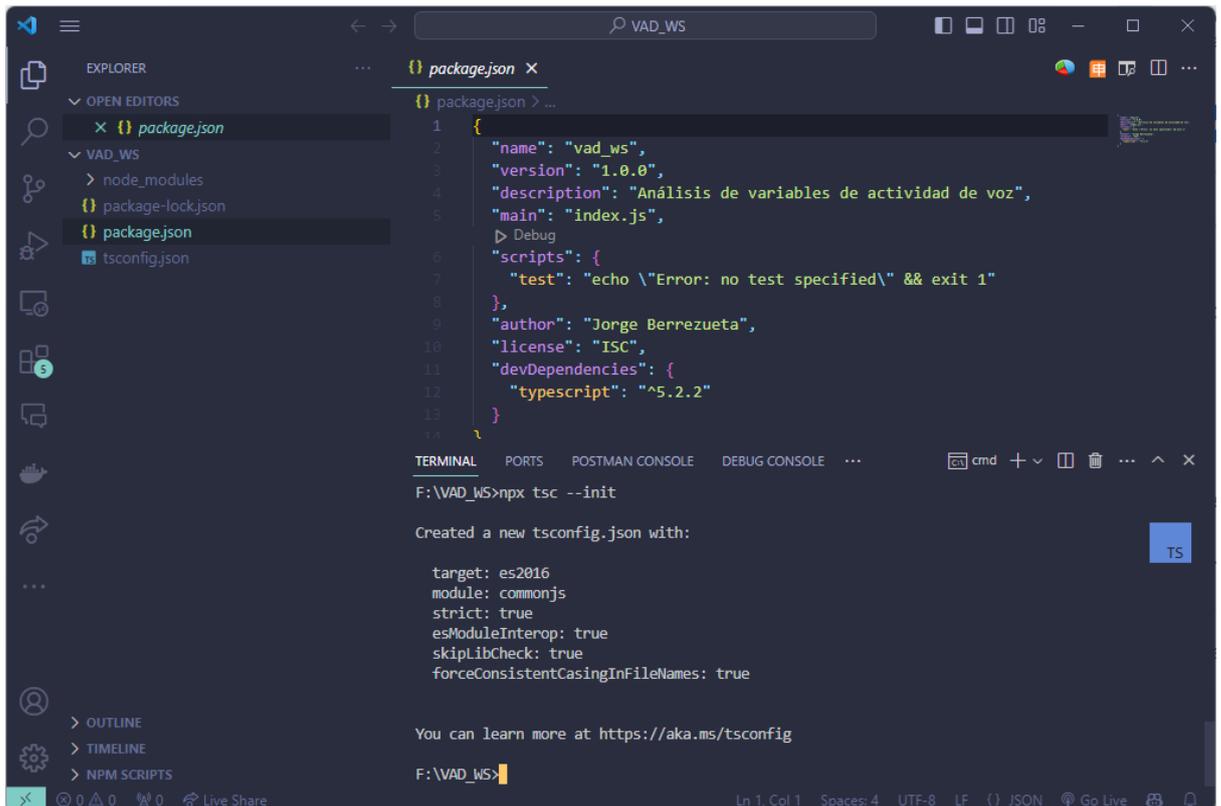
## Ilustración 5. Directorio abierto en Visual Studio Code



*Nota.* En la ilustración se muestra la pantalla inicial de Visual Studio Code en donde no se encuentra abierto algún archivo. Además, se muestra una terminal en el directorio de trabajo abierto.

Node.js provee funciones para configurar inicialmente de manera interactiva un proyecto de desarrollo. Para esto, se debe ejecutar el comando *npm init* en la línea de comandos, el cual presentará una serie de campos a introducir para llenar la información necesaria. Adicionalmente, al tratarse de un proyecto escrito en TypeScript, es necesario ejecutar los comandos *npm i typescript --save-dev*, el cual definirá este lenguaje como una de las dependencias del entorno de desarrollo; y el comando *npx tsc --init*, el cual generará automáticamente el archivo de configuración necesario para un proyecto de TypeScript.

## Ilustración 6. Proyecto configurado



```
1 {
2   "name": "vad_ws",
3   "version": "1.0.0",
4   "description": "Análisis de variables de actividad de voz",
5   "main": "index.js",
6   "scripts": {
7     "test": "echo \\\"Error: no test specified\\\" && exit 1"
8   },
9   "author": "Jorge Berrezueta",
10  "license": "ISC",
11  "devDependencies": {
12    "typescript": "^5.2.2"
13  }
14 }
```

```
F:\VAD_WS>npx tsc --init

Created a new tsconfig.json with:

target: es2016
module: commonjs
strict: true
esModuleInterop: true
skipLibCheck: true
forceConsistentCasingInFileNames: true

You can learn more at https://aka.ms/tsconfig

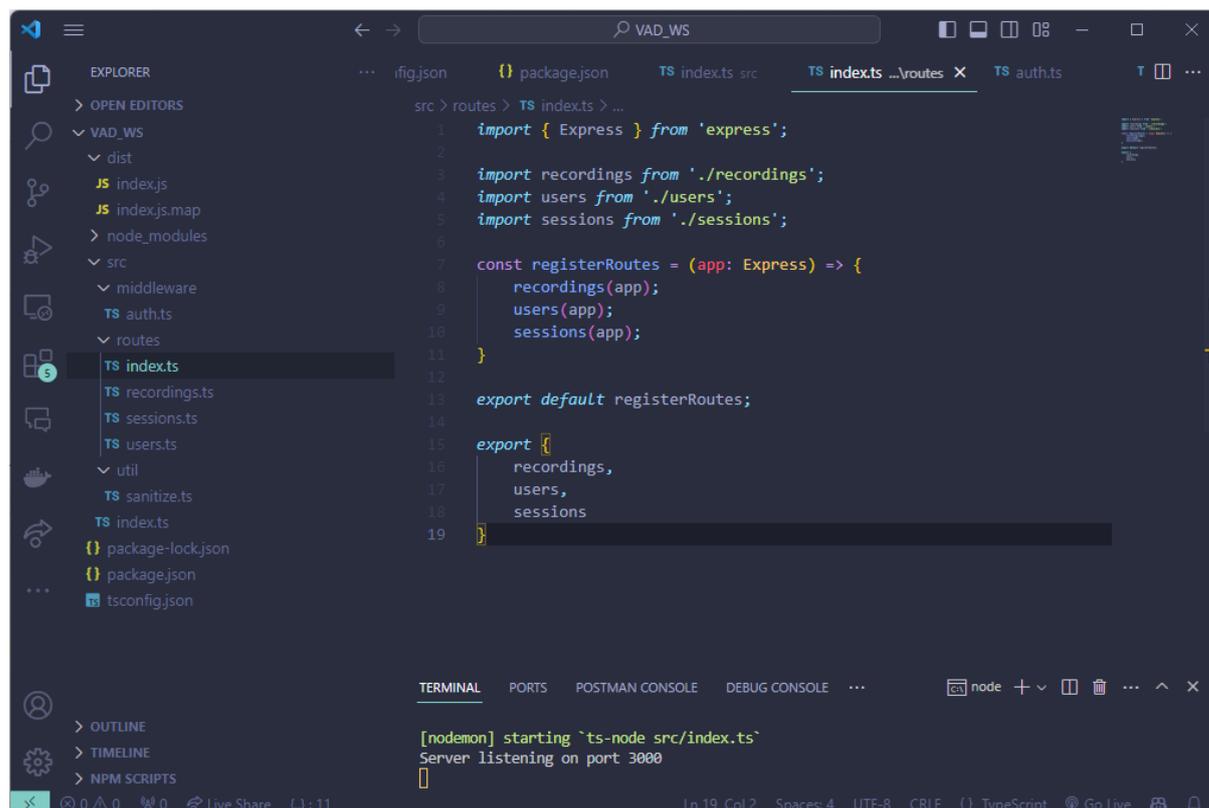
F:\VAD_WS>
```

*Nota.* En la ilustración se muestra la configuración inicial de un proyecto de Node.js a través del archivo package.json. Se puede visualizar información básica del proyecto como su versión, descripción y autor, licencia de uso y dependencias.

### Desarrollo de Servicio Web

El servicio servicio web que se desarrolló para este proyecto utiliza el marco de trabajo para web *Express*. Esta popular librería permite la creación de distintos aplicativos que se acceden a través del protocolo HTTP. Generalmente, los servicios web construidos con este marco de trabajo siguen una organización modular que contiene rutas, controladores y middleware para definir el comportamiento del programa al recibir distintos tipos de solicitudes HTTP.

## Ilustración 7. Estructura general del proyecto



*Nota.* Se muestra la estructura general a nivel del sistema de archivos para el servicio web que se desarrolló. En punto de entrada del proyecto se encuentra bajo el subdirectorio *src*, en el archivo *index.ts*.

Esta fase comprende la creación de la herramienta como un servicio web para su acceso desde distintos lenguajes de programación sin necesidad de encontrarse en el mismo dispositivo. El proyecto fue desarrollado con una arquitectura que permita la escalabilidad al no guardar datos directamente en memoria y utilizar el servicio web únicamente como un punto de acceso controlado para la base de datos en la que se almacenan los datos de las grabaciones de voz.

### **Fase 4. Evaluar el análisis de las variables de actividad de voz en torno al diagnóstico de DCL.**

Como parte del desarrollo de la herramienta, es necesario evaluar de inicio a fin los datos que se manipulan. Por lo tanto, se diseñó un proceso integral

de evaluación de los análisis de las variables relacionadas con la actividad de voz en el diagnóstico del DCL.

### **Validación de Datos de Entrada**

La validación de datos de entrada consta de varios pasos esenciales que aseguran la precisión y confiabilidad de la información utilizada en el proceso de diagnóstico del deterioro cognitivo leve (DCL). Estos pasos incluyen la adquisición de datos de grabación, la evaluación de la calidad de audio y el registro y documentación de las grabaciones para su posterior análisis.

La adquisición de datos de grabación implicó la recopilación de información mediante el uso habitual de la herramienta. Estas grabaciones se utilizaron como un punto inicial para poder generar un análisis.

Para asegurar una evaluación precisa y coherente de las grabaciones, se llevó a cabo una evaluación de calidad de audio. Esto implicó verificar que la herramienta estuviera diseñada y entrenada específicamente para el dispositivo de entrada utilizado por cada usuario.

Cada grabación se archivó de manera organizada y se registraron detalles como la fecha, hora y duración de la grabación. Esto se hizo para garantizar que las grabaciones estuvieran completas y listas para su evaluación en su totalidad. El registro también incluyó información sobre el usuario, como su identificación. Esta documentación exhaustiva fue fundamental para facilitar el análisis y seguimiento de los datos recopilados.

### **Validación de Datos de Salida**

Se realizó una revisión de los datos procesados, que incluyeron variables como la velocidad del habla, la fluidez del discurso y la complejidad de las oraciones. El objetivo fue confirmar que estos datos reflejaban con precisión la actividad de voz registrada durante las grabaciones.

Para asegurar la confiabilidad de los resultados, se compararon los diagnósticos generados por la herramienta con un conjunto de datos de referencia que contenía grabaciones previamente evaluadas. Esta comparación

permitió evaluar la precisión de la herramienta en relación con diagnósticos profesionales.

Además, se realizaron pruebas para verificar la consistencia y la reproducibilidad de los resultados. Se evaluaron posibles variaciones en los datos procesados y se tomaron medidas para minimizar cualquier inconsistencia.

La validación de datos de salida respaldó la confiabilidad de la herramienta como una herramienta precisa en el proceso de diagnóstico del DCL, al proporcionar resultados consistentes y comparables con diagnósticos profesionales.

En esta fase final se pretende realizar una validación de inicio a fin para garantizar la validez de los datos obtenidos. Gracias a esto, se puede realizar una evaluación sistemática de los resultados que devuelve la herramienta mediante comparaciones con datos de grabaciones de voz previamente evaluados.

**Capítulo 3:**  
**Análisis e Interpretación de los Resultados de la Investigación**

### **3. Capítulo 3: Análisis e Interpretación de Resultados de la Investigación**

#### **3.1. Revisión de la literatura relacionada**

Se realizó una búsqueda sistemática de la literatura en la base de datos científica Scopus, a partir de las cuales se obtuvieron 3,508 resultados inicialmente. Esta selección pasó por distintas etapas en las cuales se validó la elegibilidad de cada uno a partir de los criterios de inclusión definidos anteriormente.

El primer criterio de búsqueda es que los documentos encontrados contengan las palabras “mild cognitive impairment” en el título y las palabras clave “test” (prueba), “scale” (escala), “tool” (herramienta) o “model” (modelo). Esto se relaciona directamente con el objetivo de identificar directamente la teoría relacionada ya que este proyecto busca crear una herramienta que forme parte de los procesos actuales en el proceso de diagnóstico de DCL.

Para el segundo criterio se consideraron exclusivamente artículos científicos para garantizar la calidad y validez de la información recopilada. Esta restricción ayudó a centrar la revisión en trabajos académicos que siguieran rigurosos estándares de investigación y proporcionaran datos confiables y pertinentes para el desarrollo de la herramienta de diagnóstico.

La búsqueda se limitó a artículos escritos en inglés para mantener la coherencia en el idioma y facilitar la comprensión y síntesis de la información. Este criterio garantizó que todos los documentos incluidos en la revisión fueran accesibles y comprensibles para la investigación.

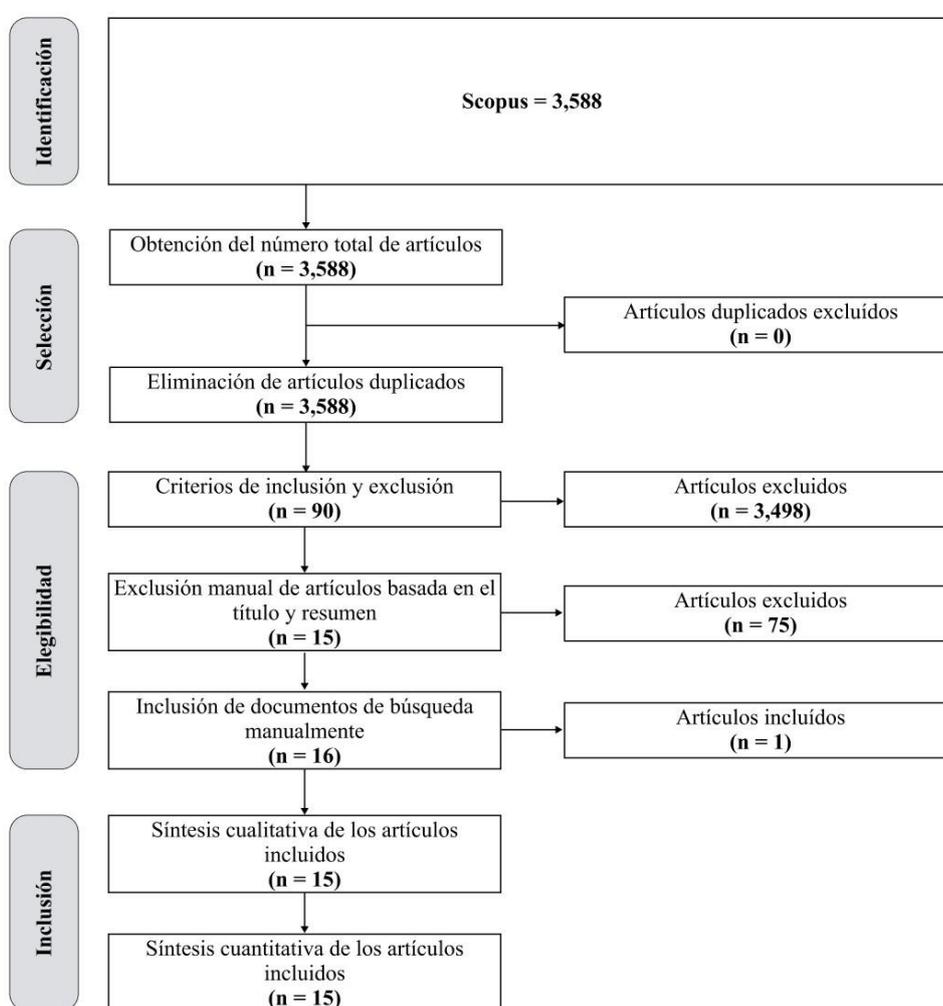
Se estableció un límite temporal entre 2018 y 2023 para asegurar que la revisión se centrara en la investigación más reciente y relevante en el campo de interés. Este enfoque temporal aseguró que la información recopilada estuviera actualizada y reflejara los avances más recientes en la teoría y práctica del diagnóstico de DCL.

Adicionalmente, la revisión se enfocó en las áreas específicas de Ingeniería y Ciencias de la Computación. Este criterio aseguró la relevancia del contenido, al centrarse en investigaciones que integraran tanto la ingeniería como las ciencias computacionales en el contexto del diagnóstico de DCL.

Finalmente, la inclusión de documentos disponibles en acceso abierto fue un criterio clave para garantizar la accesibilidad y la transparencia. Esta elección facilita el intercambio de conocimientos y asegura que los resultados de la revisión sean accesibles para la comunidad científica y otros interesados en el campo.

Una vez aplicados todos los criterios, la selección de artículos se redujo a 15 artículos como lo muestra la siguiente ilustración.

**Ilustración 8.** Diagrama de flujo PRISMA



*Nota.* En la ilustración se visualiza el diagrama de flujo PRISMA que se utilizó para realizar la revisión sistemática. Esta revisión pasó por 4 etapas: identificación, selección, elegibilidad e inclusión.

A partir de la revisión sistemática, se recopilamos un total de 15 artículos que cumplen con los criterios de inclusión definidos. Estos artículos han sido seleccionados en función de su relevancia para la investigación sobre herramientas tecnológicas en el diagnóstico de DCL. A continuación, se presenta una lista detallada de estos artículos, proporcionando una base sólida para el análisis y la síntesis de la información recopilada.

**Tabla 9. Artículos de la revisión sistemática**

<b>Autor</b>	<b>Título</b>	<b>Año</b>
Khatun S.; Morshed B.I.; Bidelman G.M.	A Single-channel EEG-based approach to detect mild cognitive impairment via speech-evoked brain responses	2019
Calzà L., et al.	Linguistic features and automatic classifiers for identifying mild cognitive impairment and dementia	2021
Gosztolya G., et al.	Cross-lingual detection of mild cognitive impairment based on temporal parameters of spontaneous speech	2021
Fraga F.J., et al.	Early diagnosis of mild cognitive impairment and Alzheimer's with event-related potentials and event-related desynchronization in N-back working memory tasks	2018
Tröger J., et al.	Validation of the Remote Automated k:ie Speech Biomarker for Cognition in Mild Cognitive Impairment: Verification and Validation following DiME V3 Framework	2022
Metarugcheep S., et al.	Selecting the Most Important Features for Predicting Mild Cognitive Impairment from Thai Verbal Fluency Assessments	2022
Alharbi, E.A., Jones, J.M., Alomainy, A.	Non-Invasive Solutions to Identify Distinctions Between Healthy and Mild Cognitive Impairments Participants	2022
López-de-Ipiña K., et al.	On the analysis of speech and disfluencies for automatic detection of Mild Cognitive Impairment	2020

Al-Molegi A.; Martínez-Ballesté A.	SafeMove: monitoring seniors with mild cognitive impairments using deep learning and location prediction	2022
Clarke N.; Barrick T.R.; Garrard P.	A Comparison of Connected Speech Tasks for Detecting Early Alzheimer's Disease and Mild Cognitive Impairment Using Natural Language Processing and Machine Learning	2021
Fraser K.C.; Lundholm Fors K.; Kokkinakis D.	Multilingual word embeddings for the assessment of narrative speech in mild cognitive impairment	2019
Ma K.; Huang S.; Zhang D.	Diagnosis of Mild Cognitive Impairment With Ordinal Pattern Kernel	2022
Palestra G.; Pino O.	Detecting emotions during a memory training assisted by a social robot for individuals with Mild Cognitive Impairment (MCI)	2020
Karapapas C.; Goumopoulos C.	Mild cognitive impairment detection using machine learning models trained on data collected from serious games	2021
Rosenblum S., et al	Dailycog: A real-world functional cognitive mobile application for evaluating mild cognitive impairment (mci) in Parkinson's disease	2021

*Nota.* Artículos identificados de acuerdo a la revisión sistemática. La tabla contiene los autores de los artículos, el título de la publicación y el año en el que se publicaron.

Entre los 15 artículos revisados, se encontraron diferentes maneras de analizar patrones de voz considerando variables como articulación de oraciones. velocidad del habla. respuestas a cuestionarios, entre otras. Las técnicas mencionadas se presentan en la siguiente tabla, donde adicionalmente se han identificado dos niveles importantes a considerar para la investigación: intrusividad y complejidad. La intrusividad de una técnica puede ser evaluada como:

- **No intrusivos:** requiere una grabación de discurso espontáneo.
- **Semi-intrusivos:** requiere grabación de discurso específico de una evaluación.
- **Intrusivos:** requiere intervención física en el paciente.

De manera equivalente, la complejidad de un método de análisis puede ser clasificado como:

- **Fácil:** requiere una grabación de audio.
- **Intermedio:** requiere transcripción precisa y un sistema entrenado en la lengua.
- **Complejo:** requiere equipo EEG y personal capacitado.

**Tabla 10.** Métodos de extracción de variables de voz

<b>Método/Técnica</b>	<b>Descripción</b>	<b>Intrusividad</b>	<b>Complejidad</b>
Análisis de la tasa de articulación	Medición de la velocidad del habla basada en el número de sílabas articuladas por unidad de tiempo	Semi-intrusivo	Intermedio
Análisis de la velocidad del habla	Medición de la velocidad del habla basada en las pausas y hesitaciones	No intrusivo	Fácil
Análisis de pausas y hesitaciones	Detección automática de pausas silenciosas y llenas (ehm, ah) durante el habla	No intrusivo	Fácil
Análisis acústico	Extracción de características acústicas como tono, intensidad, timbre	No intrusivo	Fácil
Reconocimiento automático del habla	Uso de sistemas de reconocimiento del habla para alinear	Semi-intrusivo	Intermedio

transcripciones y extraer  
características

---

Respuesta cerebral relacionada con el habla	Análisis de señales EEG durante tareas de habla	Intrusivo	Complejo
---	---	-----------	----------

---

*Nota.* La tabla contiene las distintas variables que se pueden extraer de la voz que pueden ayudar al proceso de diagnóstico de deterioro cognitivo leve.

### **Análisis de la tasa de articulación**

El análisis de la tasa de articulación mide la velocidad del habla contando el número de sílabas articuladas en un tiempo determinado, generalmente palabras por minuto. Este método requiere tener la transcripción del audio a analizar y separar las palabras en sílabas. Una tasa de articulación más lenta puede ser indicativa de dificultades cognitivas. Para implementar este análisis se utilizan herramientas de procesamiento de lenguaje natural y sistemas de reconocimiento automático del habla.

### **Análisis de la velocidad del habla**

El análisis de la velocidad del habla mide la velocidad calculando el tiempo total de habla y excluyendo las pausas. Este método se basa en la detección automática de pausas silenciosas y llenas, como "ehm", "ah", durante la grabación de audio. Un habla más lenta con mayor frecuencia de pausas puede ser un indicador de deterioro cognitivo. Para implementarlo se requiere tecnología de procesamiento de señales de audio y detección de la voz.

### **Análisis de pausas y hesitaciones**

La detección automática de pausas y hesitaciones analiza la presencia de pausas silenciosas y llenas en la grabación de audio. Las pausas son indicadores de dificultad en el habla fluida. Este método se basa en tecnologías de

procesamiento de señales de audio. Una mayor frecuencia y duración de las pausas durante el habla puede ser un signo de deterioro cognitivo.

### **Análisis acústico**

El análisis acústico extrae características del habla como tono, intensidad y timbre, utilizando técnicas de procesamiento digital de señales de audio. Cambios en estos parámetros acústicos pueden reflejar dificultades cognitivas subyacentes. Este método requiere eliminar ruido ambiental y normalizar las grabaciones de audio.

### **Reconocimiento automático del habla**

Los sistemas de reconocimiento automático del habla permiten alinear las transcripciones con el audio grabado. Esto posibilita extraer características relacionadas con la fluidez del habla y el vocabulario utilizado. Estos sistemas deben entrenarse con datos balanceados de los diferentes grupos a estudiar. La precisión del reconocimiento automático afecta los resultados del análisis.

### **Respuesta cerebral relacionada con el habla**

El análisis de la respuesta cerebral relacionada con el habla utiliza electroencefalografía (EEG) durante la realización de tareas que involucran el habla. Esto permite detectar patrones de actividad cerebral asociados al procesamiento del lenguaje. Este método puede identificar cambios muy sutiles en el procesamiento del habla, pero requiere eliminar artefactos y ruido en las señales de EEG.

## **3.2. Evaluaciones utilizadas en el diagnóstico de DCL**

En la primera fase se llevó a cabo una revisión sistemática de literatura para identificar los principales métodos y técnicas basadas en el análisis de voz que se han propuesto para la detección de DCL. En esta revisión se realizó una selección de las evaluaciones utilizadas para el diagnóstico de DCL, tomando en consideración los 5 procedimientos con mayor número de iteraciones en los 15 artículos revisados. Esto permitió compilar una lista de enfoques como el análisis

de la tasa de articulación, la velocidad del habla, las pausas y hesitaciones, el reconocimiento automático del habla, entre otros.

En esta segunda fase se busca establecer relaciones entre estos métodos tecnológicos y las evaluaciones tradicionales utilizadas en la práctica clínica para el diagnóstico del DCL. Para esto, se llevó a cabo una revisión de las principales pruebas cognitivas breves, considerando características como su facilidad de uso, propiedades psicométricas y grado de aplicabilidad.

Al relacionar ambos conjuntos de información, se encontraron vínculos entre las fortalezas y limitaciones de ciertas evaluaciones cognitivas y el potencial de los métodos de análisis de voz para complementarlas. Por ejemplo, la conocida Mini Examen del Estado Mental (MMSE) es una prueba de screening cognitivo muy utilizada por su facilidad y brevedad. Sin embargo, se beneficiaría en gran medida de la objetividad que proveen métodos como el análisis de tasa de articulación y velocidad del habla.

Otro caso es la Evaluación Cognitiva de Montreal (MoCA), que presenta buenas propiedades psicométricas, pero requiere más tiempo de aplicación. Aquí, la automatización del análisis de pausas/hesitaciones y el reconocimiento automático del habla podrían mejorar la eficiencia sin sacrificar la calidad de los resultados.

Por su parte, la Prueba de las Cinco Palabras tiene una aplicabilidad moderada y depende en gran medida de la interpretación subjetiva durante su administración. Los métodos de análisis de tasa de articulación y pausas contribuyen a la evaluación más precisa de esta prueba.

La compleja Batería Frontal INECO demanda alta preparación del especialista, por lo que los enfoques de análisis acústico y de respuesta cerebral relacionada con el habla podrían simplificar su aplicación al automatizar parte del procesamiento e interpretación de resultados.

**Tabla 11.** Evaluaciones utilizadas en el diagnóstico de DCL

<b>Evaluación</b>	<b>Material Adicional</b>	<b>Facilidad de Uso</b>	<b>Propiedades Psicométricas</b>	<b>Aplicación</b>	<b>Métodos relacionados</b>
Mini Examen del Estado Mental (MMSE)	Mínimo	Fácil	Sensibilidad: 87% Especificidad: 82%	Alta	Análisis de la tasa de articulación, Análisis de la velocidad del habla, Análisis de pausas y hesitaciones
Evaluación Cognitiva de Montreal (MoCA)	Mínimo	Moderada	Sensibilidad: Muy variante Especificidad: Muy variante	Alta (educación media-alta)	Análisis de pausas y hesitaciones, Reconocimiento automático del habla
Prueba del Dibujo del Reloj (PDR)	Mínimo	Fácil	Sensibilidad: 76% Especificidad: 81%	Moderada	N/A
Prueba de las Cinco Palabras (P5P)	Mínimo	Fácil	Sensibilidad: 75% Especificidad: 96%	Moderada	Análisis de la tasa de articulación, Análisis de pausas y hesitaciones
Batería Frontal INECO	Mínimo	Fácil	Sensibilidad: 96,2% Especificidad: 91,5%	Baja (necesita formación)	Análisis acústico, Respuesta cerebral relacionada con el habla

*Nota.* Pruebas utilizadas comúnmente en el diagnóstico de deterioro cognitivo leve. En esta tabla se identifican los métodos de extracción de variables de la voz aplicables para cada prueba tradicional no automatizada.

**Capítulo 4:**  
**Propuesta**

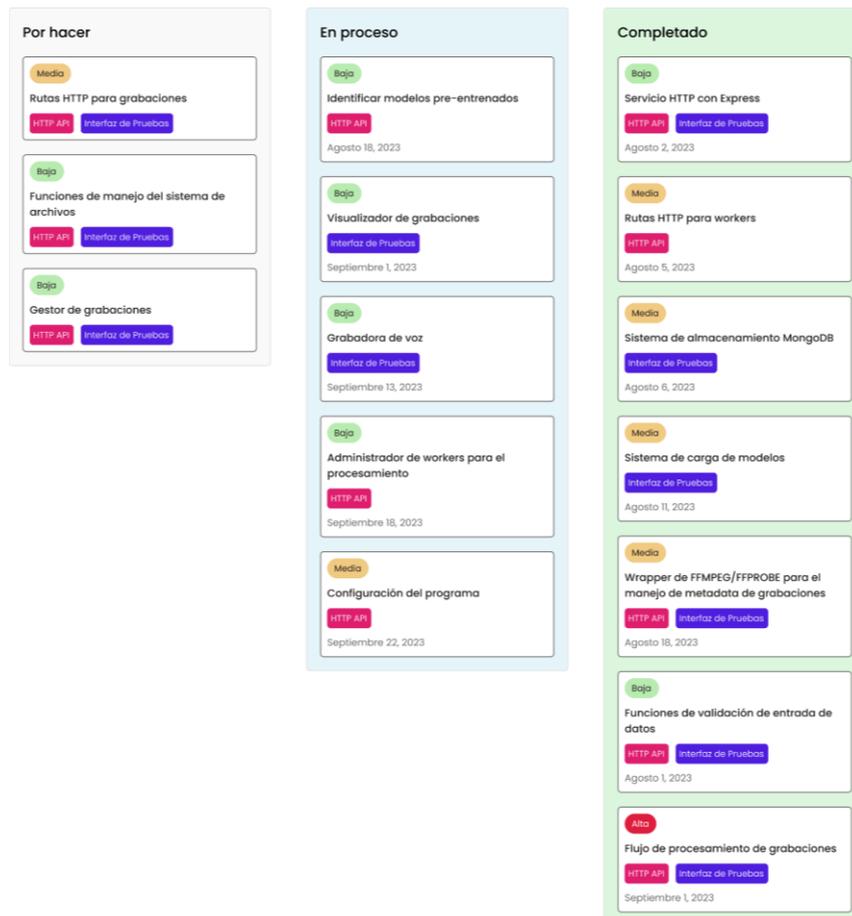
## 4. Capítulo 4: Propuesta

Para cumplir con el objetivo general de este proyecto, se realizó un servicio web capaz de realizar la extracción de las variables de la voz a través de la utilización de modelos pre-entrenados de reconocimiento automático de voz. Esta se desarrolló bajo la metodología ágil Kanban, con tareas asignadas dependiendo de las dos partes a integrar la herramienta: HTTP API y su interfaz de pruebas. Para la sustentación de este capítulo, se procederá a identificar y detallar cada una de las tareas realizadas para la construcción del sistema.

### 4.1. Metodología Kanban aplicada al desarrollo

El desarrollo del proyecto se dividió en diferentes tareas con fechas de inicio, categorías de trabajo, nivel de prioridad y estados de desarrollo, como lo estipula la metodología Kanban. A continuación, se presenta el tablero utilizado para el desarrollo del proyecto.

**Ilustración 9.** Tareas en tablero para la metodología Kanban



*Nota.* Tablero para la metodología ágil Kanban. Contiene las tareas realizadas para lograr los objetivos planteados.

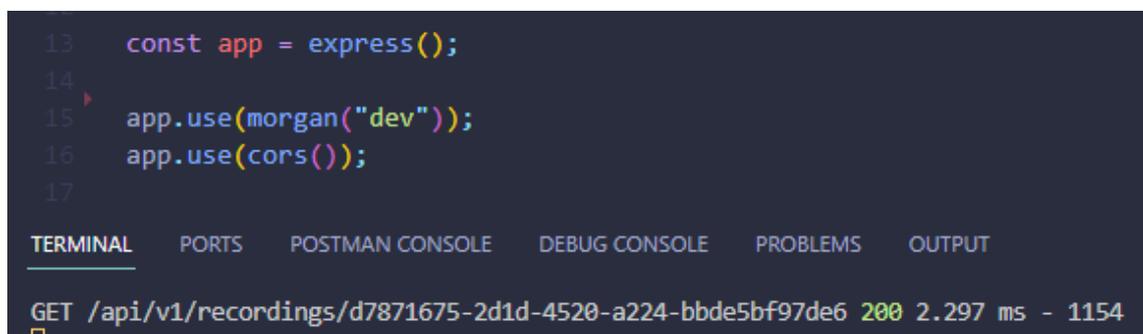
El tablero está dividido por el estado de desarrollo de la tarea, y cada una de las tareas tiene los indicadores necesarios para saber su prioridad, la parte del proyecto a la que pertenece, un título, y una fecha de ser necesario. En la siguiente sección, se explorarán las diferentes tareas realizadas y el impacto que tuvieron en el desarrollo global de la herramienta.

## 4.2. Componentes de desarrollo

### 4.2.1. Servicio HTTP con Express

Se desarrolló una API REST HTTP con TypeScript mediante la implementación de la biblioteca Express de Node.js. Para la configuración de este servicio HTTP, se integró la librería Morgan, que desempeña un papel fundamental al generar registros de acceso y detectar posibles errores en el sistema. Además, se incorporó la librería CORS para Express, facilitando el acceso a la herramienta desde diversos dominios y asegurando la integridad y seguridad en las solicitudes entre el servidor y los clientes en la estructura arquitectónica de la aplicación. Estos módulos de comportamiento son conocidos *middleware*.

#### Ilustración 10. Configuración de middleware



```
13  const app = express();
14
15  app.use(morgan("dev"));
16  app.use(cors());
17
TERMINAL  PORTS  POSTMAN CONSOLE  DEBUG CONSOLE  PROBLEMS  OUTPUT
GET /api/v1/recordings/d7871675-2d1d-4520-a224-bbde5bf97de6 200 2.297 ms - 1154
```

*Nota.* La ilustración muestra la configuración de los middlewares *morgan* y *cors*, los cuales sirven para el registro de actividad del servicio web y la gestión de acceso al servicio web respectivamente.

## 4.2.2. Rutas HTTP para grabaciones

La funcionalidad de la herramienta facilita la carga de grabaciones de voz mediante solicitudes HTTP POST dirigidas a una ruta específica, /api/v1/recordings. Esta capacidad se implementó mediante la creación de rutas URL especializadas para la gestión de las grabaciones. Utilizando esta ruta de grabaciones es posible realizar la carga de estas, la obtención de información detallada, y la posibilidad de reprocesarlas utilizando la configuración actual del sistema.

### Ilustración 11. Rutas configuradas para las grabaciones

```
const recordings: CustomRouter = (app: Express): Router => {  
  
  const router = Router({mergeParams: true});  
  const fileUploader = upload.single('file');  
  
  router.get('/:id', async (req: Request, res: Response) => { ...  
  });  
  
  router.get('/:id/reprocess', async (req: Request, res: Response) => { ...  
  });  
  
  router.get('/:id/file', (req: Request, res: Response) => { ...  
  });  
  
  router.post('/', authMiddleware, asyncHandler(async (req: Request, res: Response) => { ...  
  }));  
  
  return router;  
}
```

*Nota.* Definición de las rutas que sirven como punto de acceso a la API HTTP RESTful del servicio web. En la ilustración se visualizan las 4 rutas disponibles para la gestión de las grabaciones.

#### **POST /api/v1/recordings:**

Esta ruta permite la carga de grabaciones de voz en el sistema. Al efectuar una solicitud POST a esta ruta específica, se inicia el proceso de subida de nuevas grabaciones para su procesamiento interno, dando inicio al flujo de extracción de variables de la voz.

#### **GET /api/v1/recordings/:id:**

La ruta GET /api/v1/recordings/:id proporciona acceso a información detallada sobre una grabación específica. Al incluir el identificador único de la grabación en la URL, la herramienta responde con metadatos precisos relacionados con esa grabación particular, ofreciendo una visión completa de los detalles asociados a la misma.

#### **GET /api/v1/recordings/:id/file:**

Mediante la ruta GET /api/v1/recordings/:id/file, es posible acceder al archivo de la grabación identificada por el parámetro :id. Esta ruta facilita la descarga directa del archivo de audio asociado a la grabación, permitiendo obtener una copia local del contenido original.

#### **GET /api/v1/recordings/:id/reprocess:**

La ruta GET /api/v1/recordings/:id/reprocess brinda la opción de procesar una grabación específica. Al utilizar esta ruta, se aplica la configuración actual del sistema a una grabación previamente cargada, permitiendo ajustes o mejoras en el procesamiento de la información vocal asociada a dicha grabación.

### **4.2.3. Sistema de almacenamiento MongoDB**

Las grabaciones que se cargan al sistema pasan por un flujo de procesamiento que obtiene metadatos de estas. Con el fin de reducir la carga de trabajo del sistema al consultar una grabación existente y poder explorar los procesamientos realizados anteriormente, se creó un sistema de almacenamiento de las grabaciones utilizando el gestor de base de datos no relacional MongoDB. En esta base de datos se almacenan los metadatos de la grabación, los cuales se actualizan una vez que el flujo de procesamiento de la grabación finaliza.

Cada grabación de voz que se genera en el sistema se marca inicialmente con un identificador único, el cual sirve para su consulta de metadatos, consulta del archivo original o su reprocesamiento para volver a generar los metadatos que exporta el modelo de reconocimiento automático. Cabe destacar que cuando se genera una solicitud de reprocesamiento, el sistema únicamente sobrescribe

los metadatos de la grabación, pero mantiene los datos originales como el identificador único y las rutas en el almacenamiento.

### Ilustración 12. Consulta de registros en la base de datos MongoDB

```
vadws> db.recordings.find({id: "c8ac2a32-eec3-4930-b714-18e0fd14e8b5"}).limit(1).pretty()
[
  {
    _id: ObjectId("655715712a7a4dbceca915cd"),
    id: 'c8ac2a32-eec3-4930-b714-18e0fd14e8b5',
    original_name: 'recording.webm',
    file_name: '1700205937151-recording.wav',
    size: 30954,
    features: {
      duration: 1.92,
      transcript: {
        text: 'Hola, esto es una prueba.',
        chunks: [
          { text: 'Hola,', timestamp: [ 0.42, 1 ] },
          { text: ' esto', timestamp: [ 1, 1.06 ] },
          { text: ' es', timestamp: [ 1.06, 1.18 ] },
          { text: ' una', timestamp: [ 1.18, 1.36 ] },
          { text: ' prueba.', timestamp: [ 1.36, 3.46 ] }
        ]
      },
      average_word_length: 0.76,
      word_count: 5,
      word_type_distribution: {
        frecuencias: { NOUN: 2, CCONJ: 1, PRON: 1, VERB: 1, DET: 1, PUNCT: 1 },
        data: [
          { entity: 'NOUN', word: 'Hola' },
          { entity: 'CCONJ', word: ',' },
          { entity: 'PRON', word: 'esto' },
          { entity: 'VERB', word: 'es' },
        ]
      }
    }
  }
]
```

Nota. En la ilustración se muestra una consulta del resultado del flujo de procesamiento para una grabación específica, realizada a través del cliente de MongoDB para la línea de comando. La consulta devuelve información como metadatos del archivo y las características identificadas.

#### 4.2.4. Sistema de carga de modelos

Los modelos utilizados dentro del proyecto presente fueron administrados a través de un sistema de gestión de los modelos. Este sistema crea una capa de abstracción para los modelos utilizados en el proyecto con el objetivo de permitir la carga asíncrona de los mismos. Al utilizarse el concepto de workers dentro de este proyecto, es necesario realizar la carga en cada uno de los hilos de procesamiento.

### Ilustración 13. Código del sistema de carga de modelos

```
34 export const tokenClassifier: TransformersModel = new TransformersModel
   ('token-classification', 'PlanTL-GOB-ES/roberta-base-bne-capitel-pos');
35 export const speechRecognition: TransformersModel = new TransformersModel
   ('automatic-speech-recognition', 'Xenova/whisper-medium');
36
37 export async function initialize() {
38   console.log('Loading transformers');
39   transformers = await t;
40
41   process.env.ORT_LOGGING_LEVEL_ERROR = 'error';
42
43   transformers.env.localModelPath = './models';
44   console.log('Transformers loaded');
45
46   console.log('Initializing transformers service models');
47   await tokenClassifier.load(transformers);
48   await speechRecognition.load(transformers);
49   await delay(1000);
50   console.log('Transformers service models initialized');
51 }
```

Nota. En la ilustración se muestra el código utilizado para realizar la carga en memoria de los modelos a utilizar. Este sistema permite cargar todos los modelos a través de un solo llamado de la función *initialize*

#### 4.2.5. Módulo FFMPEG/FFPROBE para el manejo de metadatos y conversión de grabaciones

En el contexto digital, se encuentran una variedad de formatos para archivos de audio, tales como MP3, M4A, WEBM y WAV. Sin embargo, los modelos empleados para el reconocimiento automático de la voz en este proyecto están diseñados exclusivamente para procesar archivos en formato WAV. Esta característica del diseño plantea la necesidad de gestionar las grabaciones en el formato requerido.

Para abordar esto, se incorporó la herramienta de procesamiento multimedia FFMPEG, respaldada por su módulo adicional de extracción de metadatos, FFPROBE. FFMPEG es conocido por su versatilidad y capacidad para manipular diversos formatos de archivos multimedia. En este contexto particular, se utilizó estas funciones de conversión para la transformación de

cualquier archivo de audio a formato WAV. De esta manera, las grabaciones que entran a través de la ruta de carga de archivos pueden pasar por el flujo de procesamiento sin importar su formato original.

## Ilustración 14. Herramienta FFMPEG

```
C:\Users\Jorge>ffmpeg --help
ffmpeg version 4.4-full_build-www.gyan.dev Copyright (c) 2000-2021 the FFmpeg developers
  built with gcc 10.2.0 (Rev6, Built by MSYS2 project)
  configuration: --enable-gpl --enable-version3 --enable-static --disable-w32threads --disable-autodetect --enable-fontc
onfig --enable-iconv --enable-gnutls --enable-libxml2 --enable-gmp --enable-lzma --enable-libsnappp --enable-zlib --enab
le-librist --enable-libsrt --enable-libssh --enable-libzmq --enable-avisynth --enable-libbluray --enable-libcaca --enabl
e-sdl2 --enable-libdav1d --enable-libzvbi --enable-librav1e --enable-libsvtav1 --enable-libwebp --enable-libx264 --enabl
e-libx265 --enable-libxvid --enable-libaom --enable-libopenjpeg --enable-libvpx --enable-libass --enable-frei0r --enable
-libfreetype --enable-libfribidi --enable-libvidstab --enable-libvmaf --enable-libzimg --enable-amf --enable-cuda-llvm --
enable-cuvid --enable-ffnvcodec --enable-nvdec --enable-nvenc --enable-d3d11va --enable-dxva2 --enable-libmfx --enable-
libgslang --enable-vulkan --enable-opengl --enable-libcdio --enable-libgme --enable-libmodplug --enable-libopenmpt --en
able-libopencore-amrwb --enable-libmp3lame --enable-libshine --enable-libtheora --enable-libtwolame --enable-libvo-amrwb
enc --enable-libilbc --enable-libgsm --enable-libopencore-amrnb --enable-libopus --enable-libspeex --enable-libvorbis --
enable-ladspa --enable-libbs2b --enable-libflite --enable-libmysofa --enable-librubberband --enable-libsoxr --enable-chr
omaprint
  libavutil      56. 70.100 / 56. 70.100
  libavcodec     58.134.100 / 58.134.100
  libavformat    58. 76.100 / 58. 76.100
  libavdevice    58. 13.100 / 58. 13.100
  libavfilter    7.110.100 / 7.110.100
  libswscale     5.  9.100 / 5.  9.100
  libswresample  3.  9.100 / 3.  9.100
  libpostproc   55.  9.100 / 55.  9.100
Hyper fast Audio and Video encoder
usage: ffmpeg [options] [[infile options] -i infile]... {[outfile options] outfile}...

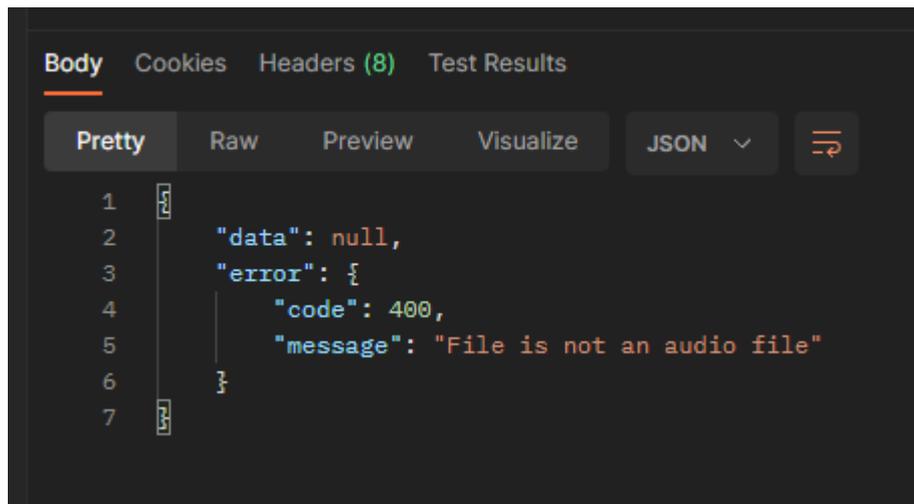
Getting help:
  -h          -- print basic options
  -h long    -- print more options
  -h full    -- print all options (including all format and codec specific options, very long)
```

Nota. Manual de la herramienta para manipulación de archivos multimedia FFMPEG. El comando `ffmpeg --help` muestra un manual de utilización del programa.

### 4.2.6. Funciones de validación de entrada de datos

Para este proyecto se consideraron ciertos aspectos de seguridad, siendo uno de ellos el permitir únicamente la carga de archivos con formato de audio. Esta validación se la realiza al momento de realizar la solicitud de carga de archivo, antes de continuar con los otros procesos involucrados en la obtención de las variables de la voz. Si el archivo que se adjunta en la solicitud no tiene un formato de audio, el servicio web retorna un error indicando que el formato del archivo no es permitido.

### Ilustración 15. Validación de archivo de entrada



```
Body Cookies Headers (8) Test Results
Pretty Raw Preview Visualize JSON
1
2   "data": null,
3   "error": {
4     "code": 400,
5     "message": "File is not an audio file"
6   }
7
```

*Nota.* La respuesta que se muestra en la ilustración se presenta cuando se intenta realizar una solicitud de procesamiento para un archivo que no es de audio.

#### 4.2.7. Identificar modelos pre-entrenados

Los modelos para utilizar en un proyecto pueden ser generados en su totalidad desde cero o pueden ser basados en modelos pre-entrenados. Para el propósito de este trabajo, se utilizó modelos pre-entrenados. Para poder realizar este proceso de selección, se tomó en cuenta factores como su disponibilidad en el idioma español y el formato de las predicciones del modelo. La librería *Transformers* dispone de una plataforma de alojamiento de modelos pre-entrenados de distintos ámbitos llamada *Hugging Face*. En esta, la comunidad del código abierto comparte estos modelos de acuerdo con las distintas necesidades que pueden satisfacer.

El explorador de modelos que provee la plataforma de *Hugging Face* permite limitar los criterios de búsqueda para encontrar los modelos de acuerdo con las necesidades de cada proyecto. En este caso era necesario identificar un modelo capaz de transformar grabaciones de voz a texto. Para esto, se limitaron los criterios de búsqueda a la tarea de “Reconocimiento Automático del Habla” y que se encuentre disponible en español.

Después de una búsqueda y prueba de diferentes modelos, se concretó utilizar *Xenova/whisper-medium* (adaptación de *OpenAI/whisper-medium* para JavaScript) para la obtención del transcrito de la grabación. Se consideró este modelo como el más adecuado para esta tarea debido su reducida tasa de error de las palabras reconocidas (Radford et al., 2022).

### Ilustración 16. Hub de Hugging Face. Página de información sobre el modelo openai/whisper-medium

The screenshot displays the Hugging Face interface for the `openai/whisper-medium` model. At the top, there's a search bar and navigation links for Models, Datasets, Spaces, Docs, Solutions, Pricing, Log In, and Sign Up. The model page includes a header with the model name, a like count (130), and various tags such as Automatic Speech Recognition, Transformers, PyTorch, TensorFlow, JAX, Safetensors, 99 languages, whisper, audio, hf-asr-leaderboard, Eval Results, and Inference Endpoints. Below this, there are tabs for Model card, Files and versions, and Community. The main content area is divided into two columns. The left column contains the model's description, training details, a disclaimer, and model details. The right column features a download graph for the last month (413,762 downloads), a Safetensors section with model size (764M params) and tensor type (F32), an Inference API section with a real-time speech recognition interface, and a list of spaces using the model.

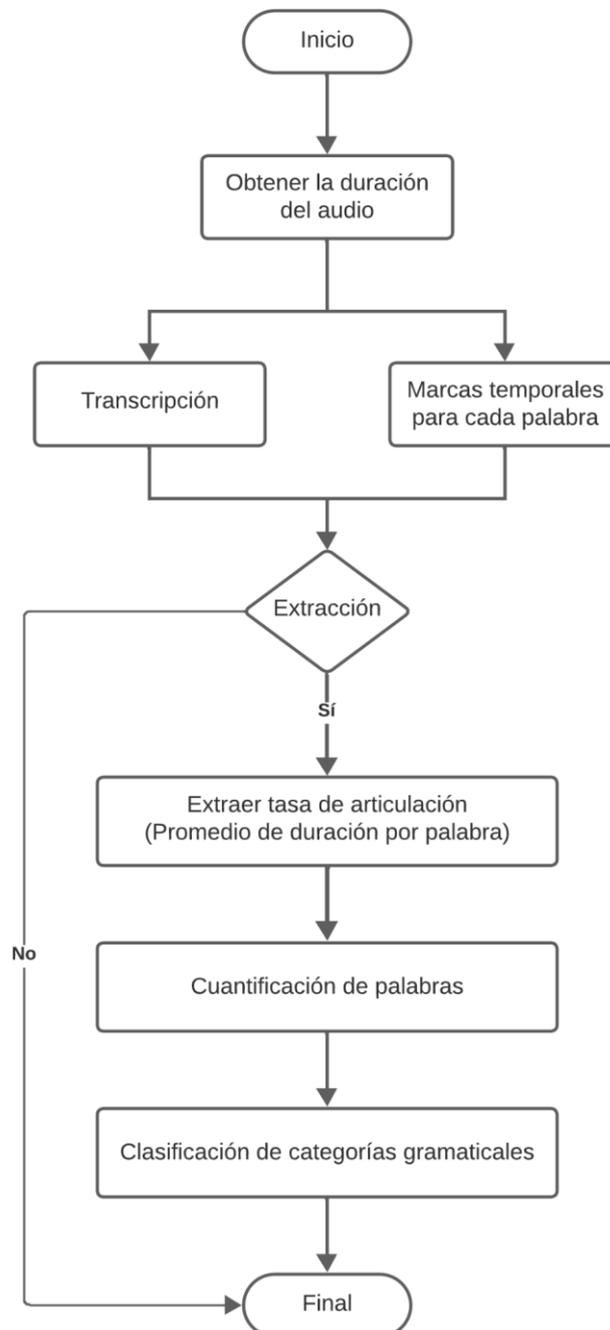
**Nota.** El Hub de Hugging Face presenta una interfaz de inferencia de pruebas, la cual se utiliza para realizar pruebas en tiempo real sobre los modelos que se encuentran en la plataforma. El procesamiento de estos modelos se realiza en la nube de Hugging Face.

Además del modelo de reconocimiento automático del habla era necesario identificar un modelo que permita identificar las categorías gramaticales para las palabras identificadas a partir de las grabaciones de voz. Para esto, se identificó el modelo de clasificación de tokens *PlanTL-GOB-ES/roberta-base-bne-capitel-pos* el cual, al igual que el modelo anterior, se encontraba disponible en el lenguaje español y suple las necesidades puntuales del proyecto.

#### 4.2.8. Flujo de procesamiento de grabaciones

De acuerdo con los métodos de análisis de patrones de voz que se identificaron en la metodología de este proyecto, las grabaciones que se cargan al servicio web pasan por un flujo de procesamiento el cual dispone de pasos para la extracción de las variables como se muestra a continuación.

**Ilustración 17.** Flujo de Procesamiento para la extracción de variables de la voz



Nota. El diagrama de flujo explica los pasos que realiza el flujo de procesamiento establecido en el programa de manera lineal. La extracción de variables sucede únicamente si la obtención del transcrito fue exitosa, de lo contrario, se finaliza el flujo y se marca el resultado como fallido.

### **Obtención de la duración de la grabación**

Como primer paso del flujo de procesamiento de una grabación se obtiene su duración mediante la herramienta FFPROBE. Contrario a las suposiciones por intuición, en el lenguaje de programación utilizado no se puede obtener la duración de la grabación sin un componente adicional que facilite este proceso y con soporte para distintos formatos de audio.

La duración de una grabación es un útil indicador para generar otros indicadores como la tasa de articulación del paciente. Este dato se utiliza como un valor referencial para obtener otras métricas cuantificables.

### **Transcrito y marcado temporal de las palabras**

En esta etapa del flujo de procesamiento, se lleva a cabo la conversión del contenido auditivo de la grabación a un formato textual, lo que implica transcribir las palabras pronunciadas. Este proceso se realiza mediante un modelo que ha sido entrenado para reconocer y transformar el habla en texto con precisión mediante el entrenamiento con grabaciones de voz reales y datos referenciales.

### **Extraer tasa de articulación**

En esta etapa del flujo de procesamiento se procede a la extracción de la tasa de articulación del hablante a partir de la información obtenida en los pasos anteriores. Este indicador se utiliza para comprender la fluidez y expresividad del discurso, se calcula considerando la duración de la grabación y otros parámetros lingüísticos identificados durante el análisis de patrones de voz.

### **Cuantificación de palabras**

Una vez obtenido el texto transcrito de la grabación, se inicia el proceso de cuantificación de palabras. Esta fase implica el recuento preciso de las

palabras presentes en el discurso, proporcionando datos cuantitativos que permiten evaluar la densidad léxica y la complejidad del vocabulario utilizado.

## Clasificación de categorías gramaticales

El último paso en el flujo de procesamiento implica la clasificación de las categorías gramaticales de las palabras identificadas en la grabación. Este análisis lingüístico permite entender la estructura gramatical del discurso, brindando insights valiosos sobre la sintaxis y semántica utilizadas por el paciente.

### 4.2.9. Visualizador de grabaciones

Para realizar la evaluación de los resultados del sistema se desarrolló un pequeño aplicativo web que interactúa directamente con el servicio web. Este aplicativo permite visualizar de manera gráfica lo que el flujo de procesamiento determinó para cada grabación.

#### Ilustración 18. Interfaz gráfica de evaluación

The screenshot displays a web interface for audio recording evaluation. It is divided into two main sections:

- Grabaciones (Recordings):** A list of recordings with columns for file name, size, and status. The selected recording is "1700109536798-recording.wav" (38 KB, DONE).
- Grabación (Recording):** Details for the selected recording, including the text "Hola esto es una prueba", its grammatical categorization (e.g., "Hola VERB", "esto PRON", "es VERB", "una DET", "prueba NOUN"), and the raw JSON output of the system's analysis.

```
1 {
2   "_id": "65559ce118f6d2ee838272",
3   "id": "10697c68-39b6-4abb-97f9-4be6fe823df5",
4   "original_name": "recording.webm",
5   "file_name": "1700109536798-recording.wav",
6   "size": 39039,
7   "features": {
8     "duration": 2.4,
9     "transcript": {
10      "text": "Hola esto es una prueba",
11      "chunks": [
12        {
13          "text": "Hola",
14          "timestamp": {
15            "start": 0.8,
16            "end": 1.2
17          }
18        }
19      ]
20    }
21  }
22 }
```

*Nota.* En la ilustración se muestra la interfaz gráfica realizada para la evaluación de los resultados. En esta se encuentra seleccionada una de las grabaciones previamente realizadas, en donde se puede visualizar de manera gráfica el resultado y se muestra adicionalmente la respuesta cruda en formato JSON.

Esta interfaz se desarrolló en el lenguaje de programación JavaScript, junto al marco de trabajo React para generar componentes reutilizables. Este aplicativo incluye las siguientes funcionalidades:

- Sección de grabación de voz: permite al usuario acceder a la grabadora de voz, utilizando la librería *react-audio-voice-recorder*.
- Sección de archivos de audio de grabaciones: presenta los archivos .wav (previamente transformados de .webm) obtenidos con la herramienta anterior, en conjunto con sus datos, el estado de procesamiento y un botón para acceder a su transcripción detallada.
- Sección de desglose de la grabación: presenta una transcripción de la grabación en dos formatos. Adicionalmente, muestra la respuesta del flujo de extracción de variables en formato JSON.

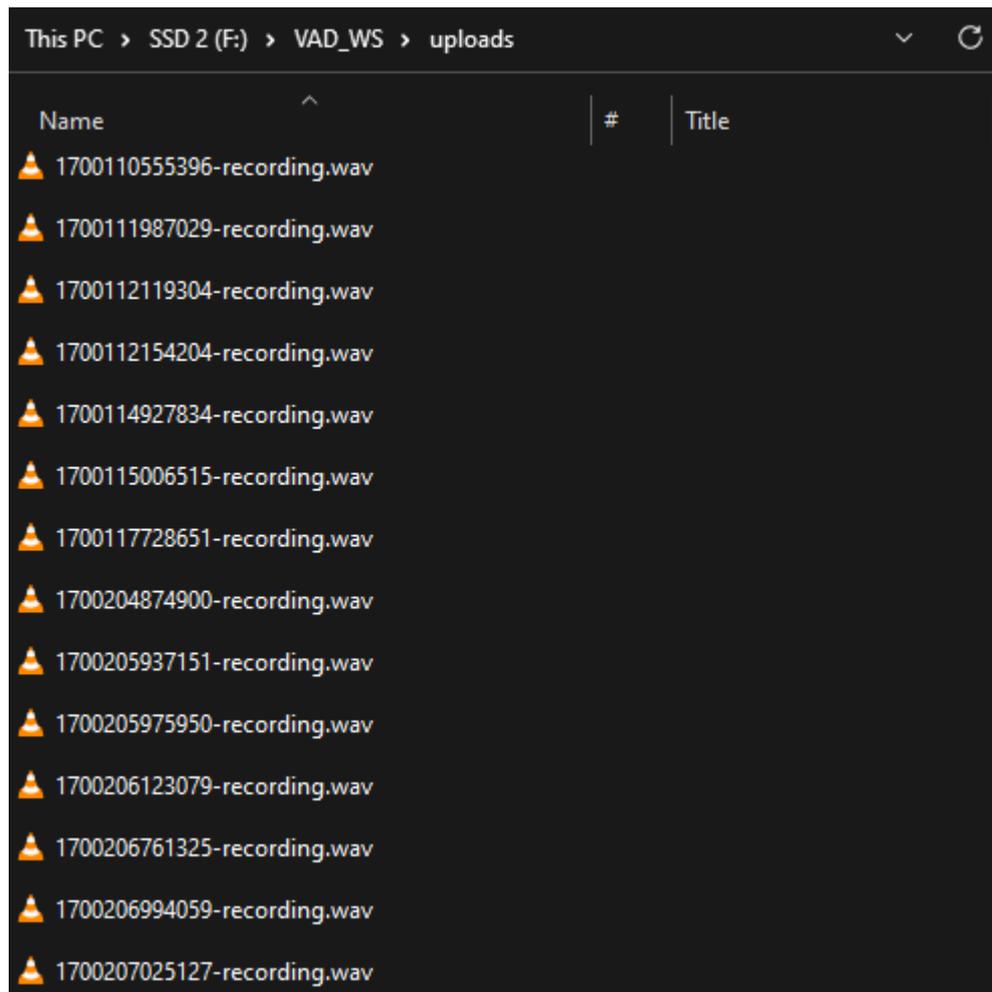
#### **4.2.10. Funciones de manejo del sistema de archivos**

La carga de archivos a través del servicio web se implementó mediante la librería Multer, aprovechando el tipo de contenido multipart/form-data. En este enfoque, el proceso involucra la creación de un formulario HTML que incluye un campo de carga de archivos. Al enviar el formulario, el navegador genera una solicitud HTTP con el tipo de contenido multipart/form-data, y cada campo del formulario se convierte en una parte independiente en la solicitud.

En el servidor, se configura un middleware para procesar multipart/form-data, como Multer en el entorno Node.js. Este middleware analiza la solicitud, identifica las diferentes partes y extrae la información necesaria de cada una, como el nombre del archivo, el tipo MIME y los datos binarios del archivo.

Una vez que los datos del archivo se han extraído en el servidor, es posible realizar diversas acciones, como almacenar el archivo en el sistema de archivos, procesar su contenido o asociar la información con una base de datos. Esta metodología facilita la carga de archivos binarios a través de solicitudes HTTP, proporcionando una manera eficaz y estandarizada de manejar datos de este tipo en entornos web.

### Ilustración 19. Directorio de grabaciones



*Nota.* Las grabaciones de voz que se cargan al servicio web se almacenan en un directorio previamente configurado dentro de los parámetros del programa.

#### 4.2.11. Administrador de workers para el procesamiento

Al tratarse de un servicio web, este debe de poder manejar múltiples solicitudes simultáneamente. Sin embargo, JavaScript para NodeJS por defecto es un lenguaje de programación que no posee concurrencia. Esto causa que, si se realizan dos solicitudes de procesamiento al mismo tiempo, el servicio web prioriza terminar el flujo de procesamiento de la grabación antes de manejar la siguiente solicitud. Por esta razón se implementó el concepto de workers, los cuales funcionan como procesos externos al servicio web que sirven únicamente para el procesamiento de los datos y no interactúan con el servicio web.

De esta manera, una cantidad establecida de workers se registran e inicializan al momento de encender el servicio web, los cuales permanecen en una “piscina” de workers. Adicionalmente, el sistema que administra los workers dispone de una cola de trabajos, los cuales procesan ordenes de procesamiento encoladas al momento de liberarse uno de los workers.

## Ilustración 20. Sistema de administración de workers

```
const MAX_WORKERS = 1;

const workerPool = new Array(MAX_WORKERS).fill(null).map((_, i) => ({
  name: `PIPELINE_WORKER_${i+1}`,
  worker: new Worker(path.resolve(__dirname, '../util/pipeline_worker.ts')),
  isAvailable: true,
}));

const taskQueue: {recording: Recording, callback: (recording: Recording) => void}[] = [];

export const pushProcessingTask = (recording: Recording, callback: (recording: Recording) => void) => {
  let availableWorker = workerPool.find((worker) => worker.isAvailable);
  if (availableWorker) {
    customLog(`Pushing task to worker ${availableWorker.name}`);
    availableWorker.isAvailable = false;
    availableWorker.worker.once('message', (message: Recording) => {
      customLog(`Received message from worker ${availableWorker?.name}`);
      callback(message);
      if (!availableWorker || !taskQueue) return;
      availableWorker.isAvailable = true;
      if (taskQueue.length > 0) {
        let nextRecording = taskQueue.shift();
        if (!nextRecording) return;
        customLog(`Processing next task in queue...`);
        // If there are tasks in the queue, process the next one
        pushProcessingTask(nextRecording.recording, nextRecording.callback);
      }
    });
  }
}
```

*Nota.* El sistema de encolamiento de tareas busca el primer worker que se encuentre disponible. En el caso de que no exista algún worker disponible, la tarea se agrega a una cola en la cual será procesada en el orden que se ingresó.

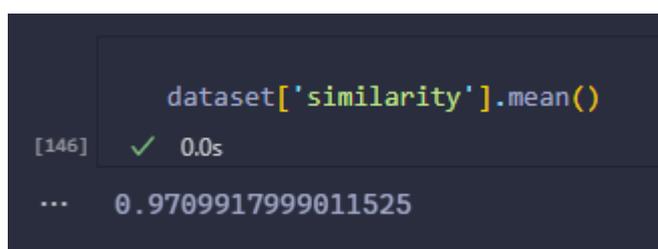
### 4.3. Resultados

#### 4.3.1. Líneas base

Para la evaluación integral del algoritmo desarrollado en esta investigación, se llevaron a cabo dos fases distintas de evaluación. En una primera etapa, se evaluó el rendimiento del algoritmo antes de ser específicamente entrenado para la población indicada. Para este propósito, se utilizaron grabaciones de voz provenientes del conjunto de datos Common Voice de Mozilla. Este conjunto de datos abarca grabaciones de personas con diversos acentos de hablantes de español en diferentes partes del mundo.

La evaluación inicial, llevada a cabo antes de la fase de entrenamiento destinada a la población de interés, se basó en el análisis de un conjunto de 100 grabaciones. Este proceso arrojó un resultado alto del 97.099%, resaltando la capacidad inherente del algoritmo para generalizar y ofrecer un rendimiento impresionante incluso en un contexto más amplio antes de su adaptación específica.

#### **Ilustración 21.** Evaluación del dataset de Common Voice español



```
dataset['similarity'].mean()  
[146] ✓ 0.0s  
... 0.9709917999011525
```

*Nota.* A través de la librería Pandas en el lenguaje de programación Python se pudo identificar el nivel de precisión de la herramienta con el dataset Common Voice para establecer una línea base.

Posteriormente, se procedió a la fase de entrenamiento utilizando un conjunto de 75 grabaciones de adultos de 45 a 65 años de la ciudad de Guayaquil. Estas grabaciones se seleccionaron cuidadosamente para adaptar el algoritmo a las particularidades del acento local. Las restantes 25 grabaciones no utilizadas en el proceso de entrenamiento se emplearon para evaluar la efectividad del modelo entrenado.

En ambas fases de evaluación, se implementó un script en Python que permitió la carga eficiente de datos mediante la librería Pandas. Asimismo, se utilizó la librería requests para la comunicación con el servicio web encargado de procesar las grabaciones de voz. Cada grabación de voz utilizada para la evaluación se encontraba etiquetada con su transcrito real validado manualmente. Estos transcritos fueron pasados por una función de normalización para omitir símbolos especiales que puedan alterar los resultados en base a las diferencias contextuales. La comparación entre la predicción del modelo y el texto real de las grabaciones se realizó mediante la clase SequenceMatcher de la librería *difflib*.

## Ilustración 22. Función de normalización de texto

```
def normalize_text(text):
    text = text.lower()
    text = text.replace('á', 'a')
    text = text.replace('é', 'e')
    text = text.replace('í', 'i')
    text = text.replace('ó', 'o')
    text = text.replace('ú', 'u')
    text = text.replace('ü', 'u')
    text = text.replace('ñ', 'n')
    text = text.replace('¿', '')
    text = text.replace('?', '')
    text = text.replace('¡', '')
    text = text.replace('.', '')
    text = text.replace(',', '')
    text = text.replace(':', '')
    text = text.replace('; ', '')
    text = text.replace('-', '')
    text = text.replace('_', '')
    text = text.replace('(', '')
    text = text.replace(')', '')
    text = ' '.join(text.split())
    return text
```

*Nota.* La función de normalización de texto remueve aquellos caracteres especiales que no se pueden inferir en el reconocimiento automático de voz.

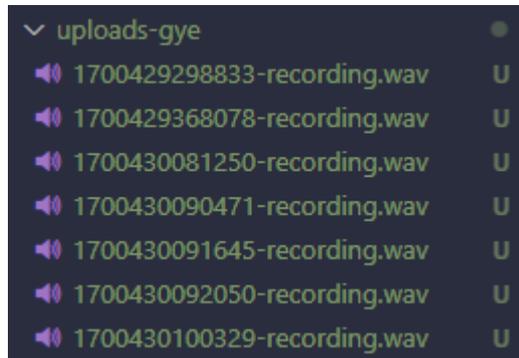
Estos métodos de evaluación integral no solo subrayan la efectividad del algoritmo en su forma entrenada, sino también la robustez inicial del mismo al alcanzar un alto grado de precisión incluso antes de ser adaptado para la población específica de estudio. Estos resultados consolidan la confianza en la aplicabilidad del enfoque propuesto y respaldan su utilidad en la identificación de acentos y características específicas en grabaciones de voz en español.

### 4.3.2. Grabaciones de adultos de 45 a 65 años en Guayaquil

En la fase de evaluación de los resultados, se focalizó en un grupo específico de grabaciones de voz pertenecientes a adultos de edades comprendidas entre los 45 y 65 años, residentes en la ciudad de Guayaquil. El objetivo principal era analizar la efectividad del flujo de procesamiento

desarrollado en Python para la identificación de acentos y características específicas en este grupo demográfico.

**Ilustración 23.** Grabaciones obtenidas de Guayaquil



*Nota.* Las grabaciones de voz de la población seleccionada para este proyecto se almacenaron en un directorio exclusivo para mantener su organización como se muestra en la ilustración.

Para llevar a cabo este análisis, se recopilamos un total de 100 grabaciones de voz de individuos pertenecientes a dicha población. De este conjunto, 75 grabaciones fueron asignadas para el proceso de fine-tuning o entrenamiento del algoritmo. Esta elección se basó en la necesidad de adaptar el modelo a las particularidades del acento predominante en la región de Guayaquil.

**Ilustración 24.** Procesamiento de las grabaciones recopiladas

uuid	age	gender	predicted_sentence	real_sentence	similarity
92cbc2c9-3b68-4a77-bd94-2277a810	fourties	female	el perro juega en el	el perro juega	100.00%
1c99cd0e-f04c-470e-b5c6-4b85588c	fourties	female	la nina lea un libro d	la nina lee un li	98.39%
67020de4-0a85-49a8-b5d3-2b0c6e9f	fourties	female	el sol brilla intensam	el sol brilla inte	100.00%
500c6d62-3b29-4be4-92cb-ca82abcd	fourties	female	el rio tranquilo reflej	el rio tranquilo	100.00%
a3fc3348-4322-416f-b2e4-67ca80ad7	fourties	female	el ordenador portati	el ordenador p	100.00%
7a3e2814-a392-4f20-8d21-ab3148385	fourties	female	la lluvia suave cae s	la lluvia suave	98.00%
cf2f1f03-168c-4f68-ba20-ec2248eb31f	fourties	female	el vaso de agua est	el vaso de agu	99.13%
44c234b6-73c9-441f-a862-63566140f	fourties	female	el hombre alto lleva	el hombre alto	100.00%
659bc5e5-2679-46a6-921f-22a6959f3	fourties	female	el telefono movil sue	el telefono mo	100.00%
5cffa0b7-8c63-48c2-8942-5eba7b98f	fourties	female	la flor blanca florec	la flor blanca fl	100.00%
53892f55-4a41-4db8-b45e-cb2316df2	fourties	female	el autobus amarillo :	el autobus am	100.00%
occe59ce-cd72-4e68-aeeb-86d2ba2f	fourties	female	la maleta grande es	la maleta gran	100.00%
90623b0c-d6a8-49ff-9a5b-484d0d131	fourties	female	el nino juega con ur	el nino juega c	100.00%
edb8fd6d-0a4e-4860-88e8-116a443e4	fourties	female	el piano negro ocup	el piano negro	100.00%
f4735884-1cce-4eef-9774-aaabbff775	fourties	female	el periodico viejo se	el periodico vie	100.00%
5768ba1e-739f-4250-9150-c07e84a9f	fourties	female	la silla comoda invit	la silla comoda	100.00%

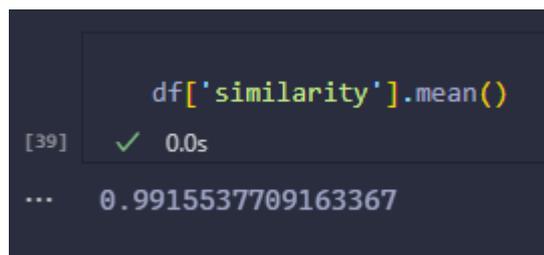
*Nota.* En la ilustración se visualiza una muestra de las grabaciones realizadas a partir de la población seleccionada para el proyecto. Se almacena información

no identificable de cada sujeto como su edad y género, al igual que el transcrito real y esperado para cuantificar la precisión.

Las restantes 25 grabaciones fueron utilizadas para evaluar el rendimiento del algoritmo entrenado. Cabe destacar que este conjunto de evaluación incluyó grabaciones que no fueron utilizadas durante la fase de entrenamiento, lo que permitió una evaluación imparcial del modelo frente a nuevas instancias de datos.

Los resultados obtenidos, con una impresionante efectividad del 99.155%, fueron generados mediante un script desarrollado en Python. Se utilizaron las librerías Pandas para la carga eficiente de datos, requests para la comunicación con el servicio web encargado de evaluar las grabaciones, y la clase SequenceMatcher de la librería difflib para calcular la similitud entre la predicción del modelo y el texto real de las grabaciones.

**Ilustración 25.** Evaluación de las grabaciones de la población de adultos de 45 a 65 años en Guayaquil



```
df['similarity'].mean()
[39] ✓ 0.0s
... 0.9915537709163367
```

*Nota.* Aplicación del programa de análisis en Python para la evaluación del rendimiento de la herramienta después del afinamiento de la herramienta con la población seleccionada. Se puede evidenciar un aumento en la precisión de acuerdo con el porcentaje que se muestra en la ilustración.

## Conclusiones

En la fase inicial de evaluación, el algoritmo demostró una notable capacidad de generalización, alcanzando una efectividad del 97.099%. Este resultado sugiere que el modelo, sin un ajuste específico, tiene una sólida habilidad para reconocer patrones de voz en un contexto diverso de acentos y estilos vocales. La robustez inicial del algoritmo destaca su utilidad potencial en los procesos de evaluación de indicadores de las funciones del lenguaje como parte de un diagnóstico médico.

Después del proceso de entrenamiento específico con grabaciones de adultos de Guayaquil, la efectividad del algoritmo se elevó significativamente al 99.155%. Esta mejora indica que la adaptación a las particularidades del acento local y las características vocales específicas de la población de interés fue exitosa. La interpretación clave reside en la capacidad del modelo para ajustarse y ofrecer un rendimiento excepcional cuando se le entrena con datos específicos, lo que refuerza su versatilidad y aplicabilidad en contextos más focalizados y demográficamente específicos. Estos resultados respaldan la idea de que el algoritmo no solo es preciso en un contexto general, sino que también puede adaptarse eficientemente para abordar necesidades específicas de identificación de patrones vocales.

El análisis de los resultados, realizado con herramientas como Pandas y difflib en Python, no solo validó la efectividad del modelo entrenado, sino que también resaltó la robustez inicial del algoritmo antes de ser adaptado a la población específica.

Estos hallazgos respaldan la eficacia del enfoque propuesto en la identificación de patrones vocales específicos en grabaciones de voz en español en el contexto demográfico de adultos de 45 a 65 años en Guayaquil. Además, confirman la aplicabilidad práctica de los conceptos teóricos presentados en el marco teórico, especialmente en el campo del deterioro cognitivo y el análisis de biomarcadores. La precisión del algoritmo tanto en su estado inicial robusto como en su forma adaptada refuerza la idea de que puede identificar y procesar eficientemente patrones de voz, lo que tiene implicaciones significativas para las

herramientas de diagnóstico en estudios cognitivos dentro de este grupo demográfico.

## Recomendaciones

- Debido a la naturaleza del proyecto, la principal recomendación es explorar diferentes aplicaciones de la herramienta en diferentes contextos y formatos. Específicamente, en el formato en el que se presenta la herramienta, se puede explorar su viabilidad y eficacia en entornos clínicos y comunitarios. Se sugiere llevar a cabo evaluaciones piloto en centros de atención médica, consultorios especializados y comunidades locales para evaluar la aceptación y utilidad práctica del método de detección temprana del deterioro cognitivo leve.
- Otra recomendación relevante es considerar la inclusión de personas de diversas regiones del país en el desarrollo y validación de la herramienta de detección temprana del deterioro cognitivo leve. Dada la variabilidad lingüística y los diferentes acentos presentes en distintas localidades, sería adecuado asegurar que la herramienta sea sensible a estas variaciones. La participación de individuos de diversas zonas geográficas permitiría adaptar la herramienta para garantizar su eficacia y precisión en la evaluación de la actividad de voz en cada región. Esto contribuiría a la validez externa de la herramienta y aseguraría su utilidad en un contexto nacional más amplio.
- Por último, se sugiere considerar la integración de datos adicionales, como evaluaciones cognitivas previas y procedimientos médicos relevantes, para la selección y ajuste del modelo de detección automática de voz. La inclusión de estas características específicas del paciente puede mejorar la precisión y personalización del modelo, permitiendo adaptar la herramienta a las condiciones individuales de cada sujeto. La exploración de cómo factores como historial médico, tratamientos previos o la evolución de síntomas cognitivos pueden influir en la interpretación de la actividad vocal fortalecerá la robustez y utilidad clínica de la herramienta.

## Referencias y bibliografía

- Al-Molegi, A., & Martínez-Ballesté, A. (2022). SafeMove: monitoring seniors with mild cognitive impairments using deep learning and location prediction. *Neural Computing and Applications*, 34(19), 16785–16803. doi:10.1007/s00521-022-07320-3
- Alenius, M., Koskinen, S., Hallikainen, I., Ngandu, T., Lipsanen, J., Sainio, P., Tuulio-Henriksson, A., & Hänninen, T. (2019). Cognitive Performance among Cognitively Healthy Adults Aged 30–100 Years. *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders Extra*, 9(1), 11-23.
- Alharbi, E. A., Jones, J. M., & Alomainy, A. (2022). Non-Invasive Solutions to Identify Distinctions between Healthy and Mild Cognitive Impairments Participants. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 10. doi:10.1109/JTEHM.2022.3175361
- Ardila, R., Branson, M., Davis, K., Henretty, M., Kohler, M., Meyer, J., Morais, R., Saunders, L., Tyers, F. M. and Weber, G. (2020) "Common Voice: A Massively-Multilingual Speech Corpus". *Proceedings of the 12th Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2020)*. pp. 4211—4215
- Arevalo-Rodriguez, I., Smailagic, N., Roqué-Figuls, M., Ciapponi, A., Sanchez-Perez, E., Giannakou, A., Pedraza, OL., Bonfill Cosp, X., Cullum, S. (2021). Mini-Mental State Examination (MMSE) for the early detection of dementia in people with mild cognitive impairment (MCI). *Cochrane Database of Systematic Reviews*, (7). doi:10.1002/14651858.CD010783.pub3
- Batko, K., & Ślęzak, A. (2022). The use of Big Data Analytics in healthcare. *Journal of Big Data*, 9(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00553-4>
- Calzà, L., Gagliardi, G., Rossini Favretti, R., & Tamburini, F. (2021). Linguistic features and automatic classifiers for identifying mild cognitive impairment and dementia. *Computer Speech and Language*, 65. doi:10.1016/j.csl.2020.101113

- Chehrehnegar, N., Nejati, V., Shati, M., Rashedi, V., Lotfi, M., Adelirad, F., & Foroughan, M. (2020). Early detection of cognitive disturbances in mild cognitive impairment: a systematic review of observational studies. *Psychogeriatrics : the official journal of the Japanese Psychogeriatric Society*, 20(2), 212–228. <https://doi.org/10.1111/psyg.12484>
- Chen, P., Cai, H., Bai, W., Su, Z., Tang, Y. L., Ungvari, G. S., Ng, C. H., Zhang, Q., & Xiang, Y. T. (2023). Global prevalence of mild cognitive impairment among older adults living in nursing homes: a meta-analysis and systematic review of epidemiological surveys. *Translational psychiatry*, 13(1), 88. <https://doi.org/10.1038/s41398-023-02361-1>
- Clarke, N., Barrick, T. R., & Garrard, P. (2021). A Comparison of Connected Speech Tasks for Detecting Early Alzheimer’s Disease and Mild Cognitive Impairment Using Natural Language Processing and Machine Learning. *Frontiers in Computer Science*, 3. doi:10.3389/fcomp.2021.634360
- Dhakal, A., & Bobrin, B. D. (2023). Cognitive Deficits. En *StatPearls* [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK559052/>
- Doglio, F. (2018). REST API Development with Node.js. doi:10.1007/978-1-4842-3715-1
- Espinoza Chiriguayo, N. M., & Vera Barrionuevo, V. B. (2021). Prevalencia del deterioro cognitivo en adultos mayores de 65 a 85 años en el año 2021 en un Hospicio en la Ciudad de Guayaquil (Trabajo de titulación de Licenciado en Enfermería). Facultad de Ciencias Médicas, Carrera de Enfermería, Universidad Católica de Santiago de Guayaquil. Guayaquil, Ecuador.
- Fagherazzi, G., Fischer, A., Ismael, M., & Despotovic, V. (2021). Voice for Health: The Use of Vocal Biomarkers from Research to Clinical Practice. *Digital Biomarkers*, 5(1), 78–88. doi:10.1159/000515346
- Favreault, M., & Johnson, R. W. (2021). El riesgo y los costos del deterioro cognitivo severo en edades avanzadas: Hallazgos clave de nuestra revisión de literatura y análisis de proyección. Informe de investigación de la Oficina del Secretario Auxiliar para la Planificación y Evaluación.

<https://aspe.hhs.gov/reports/risk-costs-severe-cognitive-impairment-older-ages-key-findings-our-literature-review-projection-0>

- Fraga, F. J., Mamani, G. Q., Johns, E., Tavares, G., Falk, T. H., & Phillips, N. A. (2018). Early diagnosis of mild cognitive impairment and Alzheimer's with event-related potentials and event-related desynchronization in N-back working memory tasks. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 164, 1–13. doi:10.1016/j.cmpb.2018.06.011
- Fraser, K. C., Lundholm Fors, K., & Kokkinakis, D. (2019). Multilingual word embeddings for the assessment of narrative speech in mild cognitive impairment. *Computer Speech and Language*, 53, 121–139. doi:10.1016/j.csl.2018.07.005
- Frisoni, G. B., Boccardi, M., Barkhof, F., Blennow, K., Cappa, S., Chiotis, K., Démonet, J. F., Garibotto, V., Giannakopoulos, P., Gietl, A., Hansson, O., Herholz, K., Jack, C. R., Jr, Nobili, F., Nordberg, A., Snyder, H. M., Ten Kate, M., Varrone, A., Albanese, E., Becker, S., ... Winblad, B. (2017). Strategic roadmap for an early diagnosis of Alzheimer's disease based on biomarkers. *The Lancet. Neurology*, 16(8), 661–676. [https://doi.org/10.1016/S1474-4422\(17\)30159-X](https://doi.org/10.1016/S1474-4422(17)30159-X)
- González-Cadaya, D. (2022). Papel de la enfermería en la detección del deterioro cognitivo leve (Trabajo de licenciatura). Universidad de La Laguna. Recuperado de <http://riull.ull.es/xmlui/handle/915/26968>
- Gosztolya, G., Balogh, R., Imre, N., Egas-López, J. V., Hoffmann, I., Vincze, V., ... Kálmán, J. (2021). Cross-lingual detection of mild cognitive impairment based on temporal parameters of spontaneous speech. *Computer Speech and Language*, 69. doi:10.1016/j.csl.2021.101215
- Graf, S., Herbig, T., Buck, M., & Schmidt, G. (2015). Features for voice activity detection: a comparative analysis. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2015(1). <https://doi.org/10.1186/s13634-015-0277-z>
- Jordan, M. (2020). *Coping with Mild Cognitive Impairment (MCI)*. Jessica Kingsley Publishers.
- Karapapas, C., & Goumopoulos, C. (2021). Mild cognitive impairment detection using machine learning models trained on data collected from serious

- games. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(17).  
doi:10.3390/app11178184
- Khatun, S., Morshed, B. I., & Bidelman, G. M. (2019). A Single-channel EEG-based approach to detect mild cognitive impairment via speech-evoked brain responses. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27(5), 1063–1070.  
doi:10.1109/TNSRE.2019.2911970
- Lavoz-Torres, A. (2020). Neuroimaging biomarkers for early diagnosis of Alzheimer's Disease. An approach from neural networks. *Revista chilena de radiología*, 26(3), 105-112. <https://dx.doi.org/10.4067/S0717-93082020000300105>
- Lion, K. M., Szcześniak, D., Bulińska, K., Evans, S. B., Evans, S. C., Saibene, F. L., d'Arma, A., Farina, E., Brooker, D. J., Chattat, R., Meiland, F. J. M., Dröes, R. M., & Rymaszewska, J. (2020). Do people with dementia and mild cognitive impairments experience stigma? A cross-cultural investigation between Italy, Poland and the UK. *Aging & mental health*, 24(6), 947–955. <https://doi.org/10.1080/13607863.2019.1577799>
- Lu, Y., Liu, C., Wells, Y., & Yu, D. (2022). Challenges in detecting and managing mild cognitive impairment in primary care: a focus group study in Shanghai, China. *BMJ open*, 12(9), e062240.  
<https://doi.org/10.1136/bmjopen-2022-062240>
- López-de-Ipiña, K., Martínez-de-Lizarduy, U., Calvo, P. M., Beitia, B., García-Melero, J., Fernández, E., ... Sanz, P. (2020). On the analysis of speech and disfluencies for automatic detection of Mild Cognitive Impairment. *Neural Computing and Applications*, 32(20), 15761–15769.  
doi:10.1007/s00521-018-3494-1
- Ma, K., Huang, S., & Zhang, D. (2022). Diagnosis of Mild Cognitive Impairment With Ordinal Pattern Kernel. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30, 1030–1040.  
doi:10.1109/TNSRE.2022.3166560
- McCleery, J., Lavery, J., & Quinn, T. J. (2021). Diagnostic test accuracy of telehealth assessment for dementia and mild cognitive impairment.

- Cochrane Database of Systematic Reviews, 7. John Wiley & Sons, Ltd. (ID: CD013786). DOI: 10.1002/14651858.CD013786.pub2
- McCollum, L., & Karlawish, J. (2020). Cognitive Impairment Evaluation and Management. *The Medical clinics of North America*, 104(5), 807–825. <https://doi.org/10.1016/j.mcna.2020.06.007>
- Metarugcheep, S., Punyabukkana, P., Wanvarie, D., Hemrungronj, S., Chunharas, C., & Pratanwanich, P. N. (2022). Selecting the Most Important Features for Predicting Mild Cognitive Impairment from Thai Verbal Fluency Assessments. *Sensors*, 22(15). doi:10.3390/s22155813
- Montenegro Peña, M., Montejo Carrasco, P., Llanero Luque, M., & Reinoso García, A. I. (2012). Evaluación y diagnóstico del deterioro cognitivo leve. *Revista de Logopedia, Foniatría y Audiología*, 32(2), 47–56. doi:10.1016/j.rlfa.2012.03.002
- Muniz Araújo, B. (2019). *Hands-On RESTful Web Services with TypeScript 3* (1st ed.). Packt Publishing.
- Neumann, A., Laranjeiro, N., & Bernardino, J. (2018). An Analysis of Public REST Web Service APIs. *IEEE Transactions on Services Computing*, 1–1. doi:10.1109/tsc.2018.2847344
- Nongthombam, K., & Sharma, D. (2021). Data Analysis Using Python. *International Journal of Engineering Research and Technology (IJERT)*, 10(07), 463–468.
- Organización Mundial de la Salud (WHO) (2011). Life tables by country. Recuperado de <https://www.who.int/data/gho/data/indicators/indicator-details/GHO/gho-ghe-life-tables-by-country>
- Palestra, G., & Pino, O. (2020). Detecting emotions during a memory training assisted by a social robot for individuals with Mild Cognitive Impairment (MCI). *Multimedia Tools and Applications*, 79(47–48), 35829–35844. doi:10.1007/s11042-020-10092-4
- Petersen, R. C. (2020). Mild cognitive impairment: Epidemiology, pathology, and clinical assessment. *UpToDate*, 1–6. <https://www.uptodate.com/contents/mild-cognitive-impairment-epidemiology-pathology-and-clinical-assessment>

- Petersen, R. C., Lopez, O., Armstrong, M. J., Getchius, T. S. D., Ganguli, M., Gloss, D., Gronseth, G. S., Marson, D., Pringsheim, T., Day, G. S., Sager, M., Stevens, J., & Rae-Grant, A. (2018). Practice guideline update summary: Mild cognitive impairment report of the guideline development, dissemination, and implementation. *Neurology*, 90(3), 126–135. <https://doi.org/10.1212/WNL.0000000000004826>
- Picó-Monllor, J. (2022). La ocupación laboral como factor de protección en el deterioro cognitivo leve. *Medicina y Seguridad del Trabajo*, 68(267), 83-89. Epub 20 de febrero de 2023. <https://dx.doi.org/10.4321/s0465-546x2022000200001>
- Radford, A., Kim, J., Xu, T., Brockman, G., McLeavey, C., & Sutskever, I. (2022). Robust Speech Recognition via Large-Scale Weak Supervision.
- Ramos García, H., Pardo Albiach, J., Sánchez Roy, R., Puchades, E., Pérez Tur, J., Navarro Clérigues, A. J., & Moreno Royo, L. (2021). Pharmacist-Physician interprofessional collaboration to promote early detection of cognitive impairment: increasing diagnosis rate. *Frontiers in Pharmacology*, 12, 579489. <https://doi.org/10.3389/fphar.2021.579489>
- Rojas Zepeda, C., López Espinoza, M., Cabezas Araneda, B., Castillo Fuentes, J., Márquez Prado, M., Toro Pedreros, S., & Vera Muñoz, M. (2021). Factores de riesgo sociodemográficos y mórbidos asociados a deterioro cognitivo leve en adultos mayores. *Cuadernos de Neuropsicología*, 15(2), 43-56.
- Rosenblum, S., Richardson, A., Meyer, S., Nevo, T., Sinai, M., & Hassin-Baer, S. (2021). Dailycog: A real-world functional cognitive mobile application for evaluating mild cognitive impairment (mci) in Parkinson's disease. *Sensors*, 21(5), 1–14. doi:10.3390/s21051788
- Sabbagh, M. N., Boada, M., Borson, S., Chilukuri, M., Dubois, B., Ingram, J., Iwata, A., Porsteinsson, A. P., Possin, K. L., Rabinovici, G. D., Vellas, B., Chao, S., Vergallo, A., & Hampel, H. (2020). Early Detection of Mild Cognitive Impairment (MCI) in Primary Care. *The journal of prevention of Alzheimer's disease*, 7(3), 165–170. <https://doi.org/10.14283/jpad.2020.21>

- Schaefer, L. A., Thakur, T., & Meager, M. R. (2023). Neuropsychological Assessment. In StatPearls. StatPearls Publishing.
- Silva Vásconez, G. M., & Talenti Merrill, G. S. (2021). Prevalencia de deterioro cognitivo en pacientes de 40 - 90 años con historia de evento cerebrovascular en el hospital Teodoro Maldonado Carbo del año 2014-2020 (Trabajo de titulación de Médico). Facultad de Ciencias Médicas, Carrera de Medicina, Universidad Católica de Santiago de Guayaquil. Guayaquil, Ecuador.
- Toth, L., Hoffmann, I., Gosztolya, G., Vincze, V., Szatloczki, G., Banreti, Z., Pakaski, M., & Kalman, J. (2018). A Speech Recognition-based Solution for the Automatic Detection of Mild Cognitive Impairment from Spontaneous Speech. *Current Alzheimer research*, 15(2), 130–138. <https://doi.org/10.2174/1567205014666171121114930>
- Tröger, J., Baykara, E., Zhao, J., Ter Huurne, D., Possemis, N., Mallick, E., ... Ritchie, C. (2022). Validation of the Remote Automated ki:e Speech Biomarker for Cognition in Mild Cognitive Impairment: Verification and Validation following DiME V3 Framework. *Digital Biomarkers*, 6(3), 107–116. doi:10.1159/000526471
- Tsamakis, K., & Mueller, C. (2021). Challenges in Predicting Cognitive Decline in Dementia with Lewy Bodies. *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders*, 1–8. doi:10.1159/000515008
- Wolf, T., Debut, L., Sanh, V., Chaumond, J., Delangue, C., Moi, A., Cistac, P., Rault, T., Louf, R., Funtowicz, M., Davison, J., Shleifer, S., Platen, P., Ma, C., Jernite, Y., Plu, J., Xu, C., Le Scao, T., Gugger, S., Drame, M., Lhoest, Q., & Rush, A. (2020). Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing. In *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations* (pp. 38–45). Association for Computational Linguistics.
- Zegarra-Valdivia, J. A., Chino-Vilca, B. N., & Paredes-Manrique, C. N. (2023). Cognitive impairment prevalence in peruvian middle-age and elderly adults. *Revista Ecuatoriana de Neurología*, 32(1).
- Zhu, C. W., Ornstein, K. A., Cosentino, S., Gu, Y., Andrews, H., & Stern, Y. (2019). Misidentification of Dementia in Medicare Claims and Related

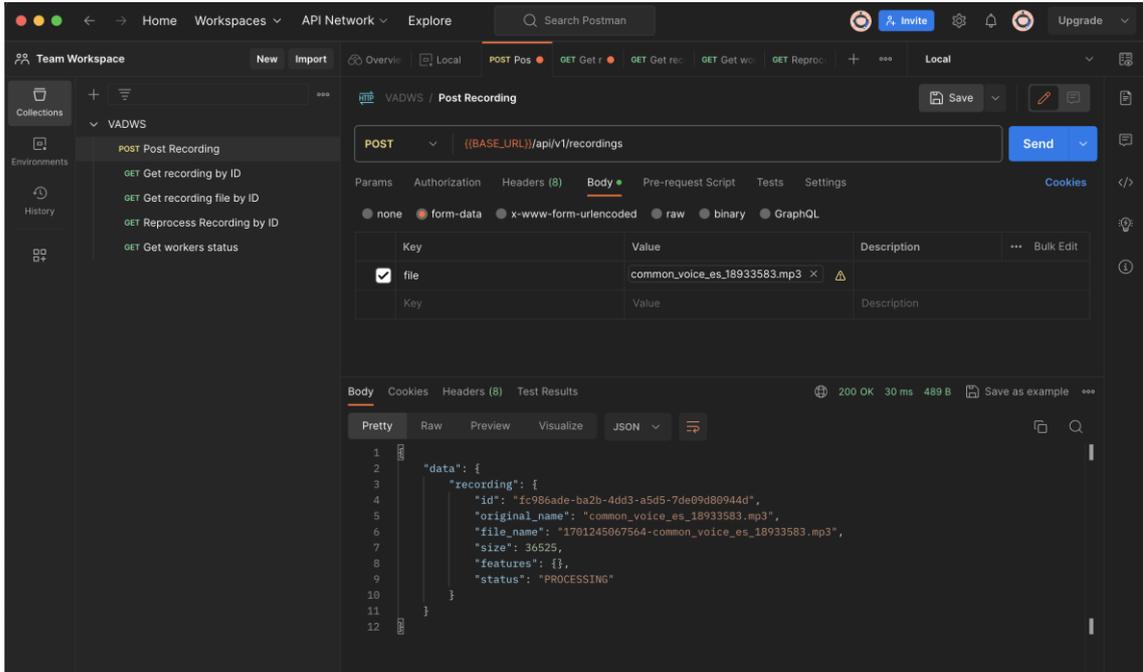
Costs. *Journal of the American Geriatrics Society*, 67(2), 269–276.  
<https://doi.org/10.1111/jgs.15638>

Zhu, D., Al Mahmud, A., & Liu, W. (2023). Social connections and participation among people with mild cognitive impairment: barriers and recommendations. *Frontiers in Psychiatry*, 14.

Zygouris, S., Iliadou, P., Lazarou, E., Giakoumis, D., Votis, K., Alexiadis, A., Triantafyllidis, A., Segkouli, S., Tzovaras, D., Tsiatsos, T., Papagianopoulos, S., & Tsolaki, M. (2020). Detection of Mild Cognitive Impairment in an At-Risk Group of Older Adults: Can a Novel Self-Administered Serious Game-Based Screening Test Improve Diagnostic Accuracy?. *Journal of Alzheimer's disease : JAD*, 78(1), 405–412.  
<https://doi.org/10.3233/JAD-200880>

# Anexos

## Anexo 1. Cliente para simulación de solicitudes HTTP de Postman



## Anexo 2. Interfaz gráfica de evaluación de grabaciones

### Detección de Actividad de Voz

### Grabación

**Texto:**  
El helado de vainilla se derrite lentamente en el cono crujiente.

**Categorización gramatical:**

El DET helado NOUN de ADP vainilla NOUN se PRON derrite VERB lentamente ADV en ADP el DET cono NOUN crujiente ADJ . PUNCT

**JSON:**

```
1 {
2   "_id": "655a8dca5423b288c1b24fcc",
3   "id": "dd7e1c9f-a3fd-4257-9cb8-c037df1f6e64",
4   "original_name": "recording.webm",
5   "file_name": "1700433354633-recording.wav",
6   "size": 157078,
7   "features": {
8     "duration": 6.762688,
9     "transcript": {
10      "text": " El helado de vainilla se derrite lentamente en el cono crujiente.",
11      "chunks": [
12        {
13          "text": " El",
14          "timestamp": [
15            1,
16            1.54
17          ]
18        }
19      ]
20    }
21  }
22 }
```