

**Revista de Logopedia, Foniatría y Audiología**  
**Análisis Acústico de la Voz para la Detección del Deterioro Cognitivo**  
--Borrador del manuscrito--

<b>Número del manuscrito:</b>	
<b>Tipo de artículo:</b>	Original
<b>Palabras clave:</b>	Evaluación del deterioro cognitivo; análisis acústico del habla; demencia; aprendizaje computacional.
<b>Autor correspondiente:</b>	José Andrés González, Ph.D. Universidad de Granada Granada, Granada SPAIN
<b>Primer autor:</b>	Lixania Hernández, Máster
<b>Orden de autores:</b>	Lixania Hernández, Máster Nuria Calet, Ph.D. José Andrés González, Ph.D.
<b>Resumen:</b>	<p>Antecedentes y objetivo: Investigaciones recientes señalan que el análisis acústico de la voz es una herramienta valiosa tanto para la evaluación objetiva del deterioro cognitivo, como para la monitorización de la progresión de la enfermedad. El objetivo de este estudio es determinar si el análisis automático de la voz es también útil para el diagnóstico del deterioro cognitivo.</p> <p>Materiales y métodos: Se trata de un estudio descriptivo correlacional transversal en el que se hace una comparativa entre un grupo experimental compuesto por 10 participantes con deterioro cognitivo y un grupo control con 10 participantes sanos. Se recogieron grabaciones de voz de ambos grupos mientras realizaban 4 tareas cognitivas: conteo hacia atrás (desde el 305 hasta el 285), descripción de una lámina y dos tareas de fluidez verbal (fonológica y semántica). Las muestras de voz fueron posteriormente analizadas acústicamente para extraer de ellas variables vocales predictoras del estado cognitivo del sujeto.</p> <p>Resultados: Los resultados muestran que las variables vocales analizadas son eficaces para la detección precoz del deterioro cognitivo, logrando una tasa de clasificación del 100% al predecir el estado de los sujetos para la muestra analizada. Parece que las tareas de fluidez presentan mayor eficacia que las de conteo hacia atrás y descripción de una imagen.</p> <p>Conclusiones: A la luz de los resultados encontrados consideramos que el análisis automático de la voz podría ser una herramienta de evaluación objetiva adicional para mayores con deterioro cognitivo. Se discuten las implicaciones de los resultados encontrados.</p>

# Análisis Acústico de la Voz para la Detección del Deterioro Cognitivo

## Resumen

*Antecedentes y objetivo:* Investigaciones recientes señalan que el análisis acústico de la voz es una herramienta valiosa tanto para la evaluación objetiva del deterioro cognitivo, como para la monitorización de la progresión de la enfermedad. El objetivo de este estudio es determinar si el análisis automático de la voz es también útil para el diagnóstico del deterioro cognitivo.

*Materiales y métodos:* Se trata de un estudio descriptivo correlacional transversal en el que se hace una comparativa entre un grupo experimental compuesto por 10 participantes con deterioro cognitivo y un grupo control con 10 participantes sanos. Se recogieron grabaciones de voz de ambos grupos mientras realizaban 4 tareas cognitivas: conteo hacia atrás (desde el 305 hasta el 285), descripción de una lámina y dos tareas de fluidez verbal (fonológica y semántica). Las muestras de voz fueron posteriormente analizadas acústicamente para extraer de ellas variables vocales predictoras del estado cognitivo del sujeto.

*Resultados:* Los resultados muestran que las variables vocales analizadas son eficaces para las detección precoz del deterioro cognitivo, logrando una tasa de clasificación del 100% al predecir el estado de los sujetos para la muestra analizada. Parece que las tareas de fluidez presentan mayor eficacia que las de conteo hacia atrás y descripción de una imagen.

*Conclusiones:* A la luz de los resultados encontrados consideramos que el análisis automático de la voz podría ser una herramienta de evaluación objetiva adicional para mayores con deterioro cognitivo. Se discuten las implicaciones de los resultados encontrados.

**Palabras clave:** Cognitive impairment assessment; acoustic speech Analysis; dementia; machine learning.

## Abstract

*Background and aim:* Recent research has shown that acoustic voice analysis is a valuable tool for both the objective assessment of cognitive impairment and the monitoring of disease progression. The aim of this study is to determine whether automatic voice analysis is also useful for the diagnosis of cognitive impairment.

*Materials and methods:* This is a descriptive cross-sectional correlational study in which a comparison is made between an experimental group composed of 10 participants with cognitive impairment and a control group with 10 healthy participants. Voice recordings were collected from both groups while they performed 4 tasks: counting backwards (from 305 to 285), description of an image and two tasks of verbal fluency (phonological and semantic). The voice samples were later acoustically analyzed to extract from them vocal variables predictive of the cognitive state of the subject.

*Results:* The results show that the vocal variables are effective for early detection of cognitive impairment, achieving a classification rate of 100% when predicting the cognitive status of the subject in our sample. It appears that verbal fluency tasks are more effective than counting backwards and describing an image.

*Conclusions:* In light of our results, we consider that automatic voice analysis could be an additional objective assessment tool for elderly people with cognitive impairment. The implications of the found results are discussed.

**Keywords:** Cognitive impairment assessment; acoustic speech Analysis; dementia; machine learning.

## Introducción

1  
2 El concepto más utilizado para referirse al estado entre el envejecimiento y la demencia es el de  
3 deterioro cognitivo leve (DCL) (Junqué & Jurado, 2009; Petersen et al., 1997). El DCL es una condición  
4 patológica que se caracteriza por cierto grado de déficit cognitivo cuya severidad resulta insuficiente  
5 para cumplir criterios de demencia, ya que las personas que lo sufren poseen independencia en las  
6 actividades de la vida diaria (Mora-Simón et al., 2012). Además, el deterioro cognitivo es uno de los  
7 primeros síntomas que se puede detectar acompañado de alteraciones de memoria reciente y  
8 conductas repetitivas, principalmente a personas mayores de 65 años (Velasquez-Perez, Guerrero-  
9 Camacho, Rodriguez-Agudelo, Alonso-Vilatela, & Yescas-Gomez, 2008).

10  
11 El DCL agrupa a personas que presentan déficits cognitivos sin demencia pero con alto riesgo de  
12 evolucionar en ella (Leis, Taragano, & Allegri, 2013). Con el fin de identificar a los pacientes, el DCL ha  
13 sido clasificado en tres subtipos (Lopez et al., 2003): el DCL amnésico (DCL-a), caracterizado por un  
14 déficit de la memoria; el DCL multidominio (DCL-mult), que implica un déficit leve de más de un dominio  
15 cognitivo (puede incluir la memoria), pero sin cumplir criterios para el diagnóstico de demencia; y el  
16 DCL monodominio no amnésico (DCL-mnoa), que representa la afección de un solo dominio distinto  
17 de la memoria. Este último constituiría el estado prodromico de demencias no Alzheimer, tales como  
18 las frontotemporales, demencia por cuerpos de Lewy o vascular, mientras que el DCL-a evoluciona  
19 generalmente a enfermedad de Alzheimer (EA) (Migliacci, Scharovsky, & Gonorazky, 2009).

20  
21 A diferencia del DCL, la demencia se define como una pérdida de capacidades cognitivas (memoria y  
22 otras funciones tales como el lenguaje y la capacidad ejecutiva), de tal gravedad como para interferir  
23 en las actividades cotidianas de la persona (Donoso & Vásquez, 2002). El tipo de demencia más  
24 frecuente es el Alzheimer (Acarin, 2010). Se estima que hay 35,6 millones de personas en todo el  
25 mundo con esta enfermedad y esta cifra sigue en aumento (Kunz et al., 2017). La EA se diagnostica  
26 cuando ha alcanzado la etapa en que los síntomas cognitivos y neuropsiquiátricos interfieren con el  
27 funcionamiento social o las actividades de la vida diaria. En la fase inicial de la enfermedad se produce  
28 una alteración de la fluidez semántica y posteriormente la afectación de la denominación (anomia) y  
29 trastornos de comprensión (Facal et al., 2009). Más tarde, aparecen los trastornos del lenguaje, la  
30 pérdida de habilidades motoras, desorientación y al final el paciente termina sin lenguaje y totalmente  
31 dependiente.

32  
33 Las características del habla afectada en personas con deterioro cognitivo parecen ser las  
34 relacionadas con la articulación y prosodia en términos de medidas temporales y acústicas, que incluye  
35 alteraciones del ritmo (capacidad de variar el nivel de tono, modulación del tono, reducción o tasa  
36 fluctuante de salida del lenguaje, frecuentes pausas para encontrar palabras, falta de iniciativa y  
37 lentitud) (Horley, Reid, & Burnham, 2010; Martínez-Sánchez, Meilán, Pérez, Carro, & Arana, 2012). En  
38 etapas posteriores estas personas también presentan déficits en la fluidez verbal y razonamiento  
39 sintáctico (Taler & Phillips, 2008). Algunas de estas alteraciones podrían detectarse mediante el análisis  
40 automático de la voz de los sujetos mientras estos realizan tareas cognitivas o incluso durante  
41 conversaciones informales (König et al., 2015).

1  
2  
3  
4  
5  
6  
7  
8  
9  
10  
11  
12  
13  
14  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29  
30  
31  
32  
33  
34  
35  
36  
37  
38  
39  
40  
41  
42  
43  
44  
45  
46  
47  
48  
49  
50  
51  
52  
53  
54  
55  
56  
57  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65

1 Es importante realizar un diagnóstico precoz de estas enfermedades neurocognitivas para poder iniciar  
2 una intervención preventiva cuanto antes, siin embargo estas enfermedades son complejas y varían en  
3 sus síntomas de persona a persona y de etapa a etapa. Para su detección existen gran variedad de  
4 herramientas, pero un diagnóstico confiable del deterioro cognitivo sólo puede realizarse a través de  
5 evaluaciones en profundidad y una combinación integral de evaluaciones conductuales (p. ej. pruebas  
6 psicométricas) y en vivo (p. ej. formación de imágenes cerebrales funcionales). Las evaluaciones del  
7 comportamiento típicamente consisten en entrevistas estructuradas y también pueden incluir una serie  
8 de tareas bien definidas para evaluar aspectos particulares de la cognición, como la memoria y la  
9 función ejecutiva. Una de estas tareas es la Fluidez Verbal Semántica (p. ej. decir animales en 1 minuto)  
10 y otra de Fluidez Fonológica (p. ej. decir palabras que empiecen por /S/ en un minuto) (Auriacombe  
11 et al., 2006; Pakhomov, Eberly, & Knopman, 2016; Raoux et al., 2008).

12 Además de estas técnicas, el personal clínico e investigadores buscan otro tipo de herramientas no  
13 intrusivas, sencillas y poco costosas para evaluar la gravedad y progresión de la enfermedad desde  
14 sus etapas iniciales. La detección temprana del DCL es necesaria para optimizar la atención del  
15 paciente y para proporcionar mejores herramientas para la investigación clínica (Martínez-Sánchez  
16 et al., 2012). En este sentido, el lenguaje hablado es el método de comunicación más espontáneo,  
17 intuitivo y eficiente que revela el estado cognitivo y emocional de una persona, por lo cual, el déficit en  
18 este dominio demuestra ser un fuerte predictor para la progresión de la enfermedad (Satt, Hoory, König,  
19 Aalten, & Robert, 2014). Es por ello que en los últimos años diversos estudios han explorado el uso del  
20 análisis de la voz como método para el diagnóstico temprano de la demencia (König et al., 2015; Satt  
21 et al., 2014).

22 Una de las herramientas más usadas para obtener información objetiva sobre la voz es el análisis de  
23 determinadas variables acústicas (Delgado, León, Jiménez, & Izquierdo, 2017). Ésta es una técnica  
24 objetiva, eficiente y no invasiva basada en el procesamiento digital de la señal de voz. Diversos estudios  
25 muestran que esta aproximación es satisfactoria para el diagnóstico de ciertos tipos de patologías de  
26 la voz (Godino-Llorente & Gomez-Vilda, 2004; Sáenz-Lechón, Godino-Llorente, Osma-Ruiz, & Gómez-  
27 Vilda, 2006). Para su interpretación se requiere como referencia los valores de normalidad y su  
28 fiabilidad depende de factores como el tipo de micrófono, el ruido ambiental, el software de análisis y  
29 los parámetros acústicos utilizados (Delgado et al., 2017). Estas técnicas de análisis de la voz no  
30 requieren una amplia infraestructura o la disponibilidad de equipos médicos, y la obtención por estos  
31 medios es fácil, rápida y económica. Asimismo, el análisis por métodos automáticos de habla  
32 espontánea, posiblemente combinada con otras metodologías, tiene el potencial de convertirse en un  
33 método útil para el diagnóstico del deterioro cognitivo (López-de-Ipiña et al., 2013).

34 También es de gran interés proporcionar métodos fiables para evaluar la progresión del deterioro  
35 cognitivo. En este sentido también destaca el análisis automático de la voz, ya que éste es capaz de  
36 evaluar con precisión a los pacientes en tiempo real. Incluso, usar situaciones de la vida real y aplicar  
37 métodos menos intrusivos que no requieren personal especializado también sería una ventaja (König  
38 et al., 2015). Debido a ello, en los últimos años una gran cantidad de estudios se han centrado en la  
39  
40  
41  
42  
43  
44  
45  
46  
47  
48  
49  
50

1  
2  
3  
4  
5  
6  
7  
8  
9  
10  
11  
12  
13  
14  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29  
30  
31  
32  
33  
34  
35  
36  
37  
38  
39  
40  
41  
42  
43  
44  
45  
46  
47  
48  
49  
50  
51  
52  
53  
54  
55  
56  
57  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65

1 detección y clasificación automática de patologías de la voz mediante el análisis acústico (Godino-  
2 Llorente & Gomez-Vilda, 2004; Sáenz-Lechón et al., 2006).

3 En base a todo lo anterior, y teniendo en cuenta el impacto social causado por el deterioro cognitivo,  
4 en este trabajo se persigue el uso del análisis automático de la voz como herramienta para el  
5 diagnóstico precoz de este trastorno. En particular, el objetivo principal de este estudio es determinar  
6 si el análisis automático mediante grabaciones de voz en tareas cognitivas aporta información para el  
7 evaluación y diagnóstico del deterioro cognitivo. En concreto los objetivos planteados en este trabajo  
8 son:  
9  
10  
11

- 12 1. Determinar si existen diferencias significativas entre grupos en las variables vocales  
13 estudiadas.  
14
- 15 2. Si es así, analizar si las distintas variables vocales son útiles para predecir el estado  
16 cognitivo del sujeto y su gravedad. Para ello, se evalúa la fiabilidad de la predicción de las  
17 puntuaciones obtenidas por los sujetos en el Mini-Examen Cognoscitivo (MEC) (Lobo,  
18 Escobar, Ezquerro, & Seva Díaz, 1980) a partir de las variables vocales usando técnicas  
19 de aprendizaje automático.  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27

## 28 **Método**

### 29 **Diseño**

30 Se trata de un estudio descriptivo correlacional transversal de casos y controles, en el que las voces  
31 de los participantes sanos y con deterioro cognitivo se evaluaron objetivamente mediante el análisis  
32 acústico de la voz mientras realizaban 4 tareas cognitivas. Los participantes aceptaron realizar el  
33 estudio de forma voluntaria bajo consentimiento informado.  
34  
35  
36  
37  
38  
39

### 40 **Participantes**

41 En este estudio participaron 20 sujetos, 10 de ellos con deterioro cognitivo (grupo experiemntal) y 10  
42 sanos (grupo de control). De los 10 sujetos del grupo experimental, 8 eran mujeres y 2 eran hombres.  
43 La edad media de los hombres era de 85 años (DT: .00) y la de las mujeres de 85.88 años (DT: 5.11;  
44 rango:80-97 años). Dentro de este grupo, 7 de los participantes padecían DCL, 2 de ellos EA leve y 1  
45 EA moderada. Los criterios de inclusión para los participantes de este grupo fueron: tener el español  
46 como lengua materna, tener un diagnóstico de deterioro cognitivo, no tener otras enfermedades de  
47 interés y no estar recibiendo tratamiento logopédico.  
48  
49  
50  
51  
52

53 Por otro lado, el grupo de control se componía de 1 hombre de 89 años de edad y 9 mujeres. La edad  
54 media de las mujeres era 82 años (DT:3.57; rango:78-89 años). Los criterios de exclusión para este  
55 estudio fueron: tener estudios superiores, presentar antecedentes de trastornos de voz, obtener  
56 resultados compatibles con deterioro cognitivo en el Mini-Examen Cognoscitivo (MEC), no tener el  
57 español como lengua materna y haber recibido terapia en voz.  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65

## Procedimiento

Para este estudio se pidió a los participantes realizar 4 tareas orales con distinta dificultad cognitiva que fueron grabadas con una grabadora Olympus WS-110 situada a unos 30 cm de la cavidad oral. La primera actividad fue una tarea de fluidez semántica en la que los sujetos debían decir todos los animales que se acordasen en 1 minuto. La segunda actividad consistió en una tarea de fluidez fonológica en la que los sujetos debían decir palabras (no nombres propios) que comenzasen por la letra /S/ en 1 minuto. En la tercera actividad los participantes debían describir una imagen obtenida del Test de Boston (Goodglass, Kaplan, & Barresi, 2001). En la cuarta y última actividad los sujetos tenían que realizar el conteo hacia atrás desde el 305 al 285. Esta última tarea se eligió porque en el estudio de König et al (2015) demostró ser de las tareas más fiables para discriminar entre sujetos sanos y en fase de predemencia.

## Instrumentos

Se recogieron una serie de variables sociodemográficas (edad, género y nivel de estudios) a través de un breve cuestionario diseñado para este fin. Por otro lado, el estado cognitivo general de los sujetos se evaluó mediante pruebas neuropsicológicas ampliamente usadas en la literatura como son el Mini-Examen Cognoscitivo (MEC), la Escala de Deterioro Global (GDS) y pruebas de fluidez verbal (fonológica y semántica). Asimismo, se administraron las tareas de conteo hacia atrás y de descripción de una lámina del test de Boston. Las grabaciones realizadas por los sujetos fueron analizadas acústicamente y de ellas se extrajeron una serie de variables vocales que posteriormente se usaron en los análisis estadísticos. A continuación se describen con más detalle los instrumentos y los análisis acústicos realizados.

**Mini-Examen cognoscitivo (MEC)** (Lobo et al., 1980). Consiste en una prueba *screening* del deterioro cognitivo conformada por 35 ítems agrupados en seis dominios: orientación temporal (cinco ítems), orientación espacial (cinco ítems), fijación (un ítem), concentración y cálculo (dos ítems), memoria (un ítem) y lenguaje y construcción (once ítems). El rango de puntuación abarca de 0 a 35 puntos. Se considera que existe deterioro cognitivo si la puntuación es menor a 23/24 puntos. El coeficiente de fiabilidad de la prueba es de  $KR = .637$  (IC 95% =  $.596 - .678$ ;  $z = 12.655$ ;  $p < .01$ ).

**Escala de Deterioro Global (GDS) (Reisberg, Ferris, de Leon, & Crook, 1982)**. Esta escala permite realizar una valoración global de las etapas de la función cognitiva para aquellos que padecen de una demencia degenerativa primaria. Se divide en 7 etapas diferentes, ordenadas desde la normalidad hasta los grados más severos de la demencia de enfermedad de Alzheimer. Las etapas 1-3 son las etapas previas a la demencia, mientras que las etapas 4-7 son las etapas de la demencia (p. ej. en la etapa 5 un individuo ya no puede sobrevivir sin asistencia). La condición del paciente de EA en cada etapa es: estadio 1 (normal), estadio 2 (queja subjetiva de memoria), estadio 3 (deterioro cognitivo leve), estadio 4 (demencia leve), estadio 5 (demencia moderada), estadio 6 (demencia moderadamente severa) y estadio 7 (demencia severa). Los cuidadores pueden tener una idea aproximada de dónde

se encuentra la persona en el proceso de la enfermedad observando las características de comportamiento y comparándolas con el GDS.

**Test de Fluidez Verbal Fonológica y Semántica (Marino & Alderete, 2009).** Las Pruebas de Fluidez Verbal (PFV) son técnicas neuropsicológicas que conllevan la actividad de diversos procesos cognitivos, como operaciones ejecutivas, mecanismos de control, atencionales y memoria semántica. Estas pruebas consisten en la producción de determinadas palabras en un tiempo estipulado. La evaluación de la fluidez verbal se divide en dos pruebas: una denominada fluidez verbal semántica (FVS), donde se pide al sujeto que nombre elementos dentro de una categoría semántica determinada (p. ej. animales, frutas); y otra prueba denominada fluidez verbal fonológica (FVF), en la que se pide al sujeto que diga todas las palabras que comiencen con una letra determinada. Las dos pruebas exigen una serie de demandas ejecutivas que no implican los mismos procesos y estrategias cognitivas.

**Análisis acústico de la voz.** En las tareas de fluidez verbal se anotó el tiempo de inicio de las palabras emitidas por los participantes usando el software Audacity versión 2.1.0. También se contó el número total de palabras emitidas en el tiempo que duraba cada tarea. A partir de esos datos, se calcularon las siguientes variables vocales para ambas tareas: la distancia en el tiempo entre el inicio de cada palabra, desde la primera hasta la novena. Asimismo, se calculó la posición relativa de las primeras palabras, considerando como posición 0 el comienzo de la primera palabra y posición relativa 1 el minuto de estar el sujeto hablando.

Tanto en la tarea de conteo hacia atrás como en la tarea de descripción de una imagen, se analizó la continuidad de la voz de los participantes. Se espera que el habla de aquellos con deterioro cognitivo y/o demencia presente más pausas e interrupciones que la de los sujetos sanos. Para este análisis se usó el software Wavesurver versión 1.8.8 para calcular la duración de los segmentos de voz y silencio en las grabaciones de los sujetos. Asimismo, se midió de forma automática la duración de los segmentos periódicos y no periódicos de la voz a partir de los valores de la frecuencia fundamental (F0). En definitiva, a partir de las grabaciones de voz se calcularon las siguientes medidas:

- Duración de los segmentos de voz (en segundos)
- Duración de los segmentos de silencio (en segundos)
- Duración de los segmentos periódicos (en segundos)
- Duración de los segmentos aperiódicos (en segundos)

A partir de las medidas anteriores, se calcularon de forma independiente para cada tarea las siguientes variables vocales propuestas en König et al. (2015):

1. La duración promedio de cada tipo de segmento (se espera duraciones más largas de la voz y longitudes de segmentos periódicas y duraciones más cortas para el silencio y las longitudes de segmentos aperiódicos).
2. La relación entre cada par de promedio de duraciones (definida como la duración media de la voz / duración media del silencio, duración media del silencio / duración media de la voz,



duración periódica media / duración aperiódica media, y duración aperiódica media / duración  
periódica media, para los cuatro tipos de datos [voz, silencio, periódico y aperiódico]).

3. La mediana de las duraciones y la relación media de las duraciones (lo mismo que para la media y la razón media).
4. La desviación estándar de las duraciones y la relación desviación estándar de las duraciones (similar a la media y la razón media).
5. La suma de las duraciones, relación suma de las duraciones (similar a la media y la razón media).
6. Recuento del número de segmentos de cada tipo.

### **Análisis estadísticos**

Se utilizó el programa SPSS versión 22.0 para el análisis estadístico de los datos. En primer lugar, se procedió al análisis descriptivo de las variables de interés en el estudio. Se realizaron análisis estadísticos no paramétricos, debido a que la prueba de Kolmogorov-Smirnov no mostró normalidad para ninguna de las variables. Asimismo, las pruebas de homocedasticidad de Levene mostraron no homogeneidad en las varianzas para algunas de las variables ( $p > .05$ ). Se utilizó, por tanto, la prueba no paramétrica  $U$  de Mann-Whitney para muestras independientes comparando cada variable entre grupos (Experimental y Control).

Por otro lado, se utilizó el software de aprendizaje automático Weka versión 3.9.1 para predecir el estado cognitivo de los sujetos (sano o con deterioro cognitivo) y su puntuación en el test MEC a partir de las variables acústicas que mostraron diferencias significativas entre grupos en el análisis estadístico. Tanto en la tarea de clasificación como en la de predicción de las puntuaciones del test MEC, se utilizó un esquema de validación cruzada de tipo *leave-one-out*: se aleatorizó el orden de los participantes y se utilizaron las variables vocales calculadas para 19 de ellos para entrenar los modelos de clasificación/predicción, evaluando el modelo obtenido en el participante restante. Este procedimiento se repitió 20 veces. Asimismo, se analizó la bondad de ajuste lograda por tres de las técnicas de aprendizaje computacional más conocidas en la literatura: regresión lineal (regresión logística para clasificación), *random forests* (Breiman, 2001) y perceptrón multicapa (Bishop, 2006).

## **Resultados**

### **Análisis descriptivo**

En la Tabla 1 se recogen los estadísticos descriptivos por grupos de los participantes del estudio.

Tabla 1. *Estadísticos descriptivos por grupos.*

Variable	GE (n= 10)	GC (n= 10)	<i>p</i>
<i>Género</i>			
Mujer	8	9	
Hombre	2	1	
Edad	85.70 (80-97)	82.70 (78-89)	.11
MEC	18.70 (14-23)	29.60 (28-30)	.00
GDS	3.40 (3-5)	1.30 (1-2)	.00

*Nota.* GE= Grupo experimental; GC= Grupo control; MEC= Mini-Examen Cognoscitivo; GDS= Escala de Deterioro Global. Los número entre paréntesis corresponden al rango.

En primer lugar, se comprobó mediante la prueba no paramétrica Mann-Whitney que ambos grupos (GE y GC) presentaban diferencias en las medidas MEC ( $U = .00$ ;  $p = .000$ ), y GDS ( $U = .00$ ;  $p = .000$ ), pero no en la edad ( $p > .05$ ), corroborando de este modo que la diferencia entre grupos alude solamente al deterioro cognitivo que presenta el GE en comparación con el GC.

En segundo lugar, se representó gráficamente las variables vocales calculadas, por un lado, para las tareas de conteo hacia atrás y descripción de la imagen del test de Boston y, por otro, para las tareas de fluidez verbal con objeto de analizar si éstas contenían la suficiente información para discriminar entre ambos grupos (GE y GC). Dada el gran número de variables a representar para cada sujeto, se utilizó la técnica *t-distributed stochastic neighbor embedding* (t-SNE) (Maaten & Hinton, 2008) para proyectar las variables de cada sujeto a un espacio de dos dimensiones y así facilitar su visualización. Las proyecciones obtenidas con la técnica t-SNE se muestran en la Figura 1a (variables vocales calculadas para las tareas de imagen y contar) y Figura 1b (variables calculadas para las tareas de fluidez verbal fonológica y semántica). En la gráfica cada punto representa a un sujeto. Como se puede apreciar, los puntos referidos a sujetos del mismo grupo tienden a estar más cerca unos de otros, mientras que puntos de sujetos de distinto grupo tienden a estar alejados. Esto viene a apoyar la idea de que las diferencias existentes entre grupos (sujetos sanos y con deterioro cognitivo) también se plasman en las variables vocales. También se observa que los grupos son más “puros” en el caso de las tareas de fluidez, mientras que en las tareas de conteo regresivo y descripción de la imagen se producen algunas confusiones, al estar algunos de los puntos situados en las inmediaciones de los agrupamientos del grupo contrario. Esto, como se confirmará más adelante, viene a indicar que las variables vocales calculadas para las tareas de fluidez verbal son mejores predictoras del estado del sujeto.

1  
2  
3  
4  
5  
6  
7  
8  
9  
10  
11  
12  
13  
14  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21  
22  
23  
24  
25  
26  
27  
28  
29  
30  
31  
32  
33  
34  
35  
36  
37  
38  
39  
40  
41  
42  
43  
44  
45  
46  
47  
48  
49  
50  
51  
52  
53  
54  
55  
56  
57  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65

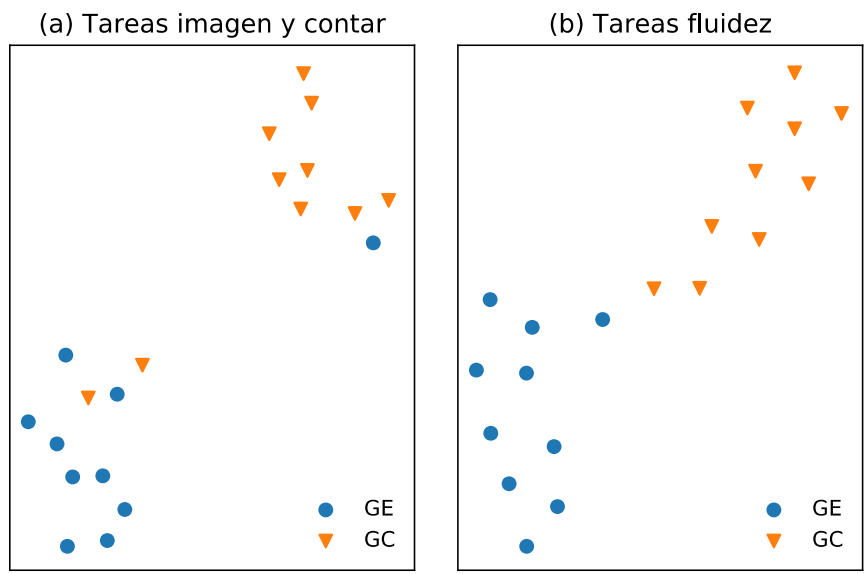


Figura 1. Visualización usando la técnica t-SNE de las variables vocales calculadas para (a) las tareas de descripción de la imagen y de conteo hacia atrás y (b) tareas de fluidez verbal y fonológica. Cada punto representa a un sujeto de la muestra.

### Selección de atributos

Posteriormente se realizaron comparaciones entre grupos para detectar en qué variables vocales había diferencias significativas en cada una de las tareas grabadas. Para ello se calculó la significatividad del estadístico U de Mann-Whitney para cada variable, seleccionando aquellas con un valor  $p < .05$ . Estas fueron las variables que se usaron posteriormente para predecir el estado del paciente y su puntuación en el MEC

Para las tareas de conteo y descripción de la imagen, el test de Mann-Whitney encontró diferencias significativas entre grupos para todas las variables excepto en la duración media y mediana de la voz, su desviación típica, la suma total de la duración de los silencios, la media y mediana de la duración de los segmentos periódicos, la mediana de los segmentos aperiódicos, la desviación típica de las duraciones de segmentos periódicos y la suma total de duraciones de segmentos aperiódicos. En definitiva, se seleccionaron 27 variables. Las variables para las que las diferencias fueron mayores entre grupos fueron aquellas que aludían a la razón entre medidas (p. ej. cociente entre duración media de voz y silencio), corroborando que los sujetos con deterioro cognitivo tienden a realizar más pausas en su habla.

Para la tarea de fluidez semántica, el análisis estadístico encontró diferencias significativas entre grupos en 12 de las variables: todas excepto la distancia de la 2ª y 3ª palabra y las posiciones relativas de estas palabras. Por otra parte, para la tarea de fluidez fonológica se encontraron diferencias significativas en 14 variables: todas excepto las distancias de las 8ª y 9ª palabras contadas a partir de la 1ª palabra.

## Predicción usando técnicas de aprendizaje computacional

En este apartado se presentan los resultados obtenidos en las tareas de clasificación del estado del participante (sano o con deterioro cognitivo) y la predicción de la puntuación obtenida en el test MEC. Para ello se entrenaron diversas técnicas de aprendizaje computacional usando las variables vocales para las que el análisis estadístico halló diferencias significativas entre grupos. Asimismo, se evaluó el efecto de usar distintos conjuntos de atributos como variables independientes para realizar la predicción en ambas tareas. Para ello se entrenaron 3 conjuntos de modelos con los siguientes atributos:

- Todas las variables seleccionadas por el análisis estadístico (Todos los atributos).
- Únicamente las variables seleccionadas por el análisis estadístico en las tareas de contar y descripción de imagen (Atributos de contar e imagen).
- Únicamente usando como variables el número de palabras dichas por los sujetos en las tareas de fluidez (Atributos de fluidez).

La Tabla 2 muestra los resultados de clasificación (porcentaje de sujetos clasificados correctamente) obtenidos en la tarea de clasificación del estado cognitivo sujeto. Se observa que todas las técnicas de aprendizaje automático son capaces del clasificar correctamente al 100% de los sujetos cuando se usan todos los atributos extraídos en el análisis acústico. Cuando se usan un subconjunto de los atributos, los atributos de fluidez (número de palabras dichas en 1 min) muestran ser más eficaces para diagnosticar el estado del sujeto que los extraídos para las tareas de contar y descripción de una imagen. En el caso de los atributos de fluidez, como ya reportó el análisis estadístico, se encuentran diferencias significativas tanto en la tarea de fluidez semántica ( $6.50 \pm 1.84$  palabras para GE y  $14.00 \pm 1.83$  palabras para el GC) como en la de fluidez fonológica ( $2.18 \pm 1.18$  palabras para GE y  $10.40 \pm 4.86$  palabras para el GC). A pesar de ser menos eficaces que los atributos de fluidez, las variables vocales extraídas en las tareas de contar y descripción de la imagen demuestran también ser buenas predictoras del estado del sujeto, logrando una tasa de clasificación del 90% cuando se usa la técnica de *random forests*. En este sentido, las técnicas de clasificación explotan el hecho de que los sujetos con deterioro cognitivo realizan más pausas que los sujetos del grupo de control al realizar estas tareas.

Tabla 2. *Porcentaje de sujetos correctamente clasificados en función de su estado cognitivo en la tarea de clasificación.*

	Todos los atributos	Atributos de contar e imagen	Atributos de fluidez
Regresión logística	100%	80%	100%
Random forest	100%	90%	100%
Perceptrón multicapa	100%	85%	100%

A continuación, se analizó si las variables acústicas son buenas predictoras de la puntuación obtenida por los sujetos en el test MEC. Para esta tarea se compararon las predicciones realizadas por la técnica de regresión lineal clásica con las predicciones realizadas por dos técnicas de regresión no lineal: los *random forests* y el perceptrón multicapa. Para cada técnica se presentan dos resultados: el coeficiente de correlación de Pearson ( $r$ ) entre el valor real obtenido por el sujeto en el test MEC y el predicho por las técnicas de regresión y la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE) entre los valores reales y los predichos. Se usaron estas medidas en lugar del coeficiente de determinación ( $R^2$ ) al ser las primeras más fiables para evaluar la bondad de ajuste en las técnicas de regresión no lineales (Spiess & Neumeyer, 2010).

La Tabla 3 muestra los resultados obtenidos en la tarea de predicción de las puntuaciones MEC. De nuevo, los atributos de fluidez demuestran ser más eficaces a la hora de realizar la predicción que los atributos acústicos de las tareas de contar e imagen. En cuanto a la comparativa entre técnicas de aprendizaje automático, se observa que las técnicas de regresión no lineal (*random forests* y perceptrón multicapa) obtienen mejores ajustes que la regresión lineal clásica. El mejor resultado se obtiene al usar el perceptrón multicapa y atributos de fluidez, obteniendo una correlación de  $r = .91$  y un error de RMSE = 2.34 entre los valores predichos por la técnica y los valores reales obtenidos por los sujetos en el MEC.

Tabla 3. Resultados obtenidos en la tarea de predicción de las puntuaciones MEC usando distintas técnicas de regresión.

	Todos los atributos		Atributos de contar e imagen		Atributos de fluidez	
	$r$	RMSE	$r$	RMSE	$r$	RMSE
Regresión lineal	.32	6.76	.65	4.91	.78	3.71
Random forest	.88	2.96	.68	4.23	.89	2.62
Perceptrón multicapa	.85	3.18	.71	4.06	.91	2.34

## Discusión

El objetivo de este estudio era determinar si el análisis automático de voz es útil para la detección precoz del deterioro cognitivo. Para ello se recogieron muestras de grabaciones de la voz de 20 sujetos, 10 con deterioro cognitivo y 10 sujetos sanos, mientras realizaban 4 tareas de distinta complejidad cognitiva.

En primer lugar se corroboraron las diferencias entre los grupos en las puntuaciones del test de *screening* de demencia MEC, lo cual era esperable dado el diagnóstico de los participantes. La muestra

1 seleccionada para este estudio, por tanto, es apropiada ya que sólo se diferencian en relación al  
2 deterioro cognitivo que presenta el GE en comparación con el GC, no habiendo diferencias entre ellos  
3 en la edad o el nivel de estudios. Asimismo, el análisis estadístico halló diferencias significativas entre  
4 grupos en casi todas las variables vocales analizadas en cada una de las tareas grabadas. Esto viene  
5 a confirmar que los sujetos con DCL tienen un habla con más pausas/interrupciones y que el deterioro  
6 cognitivo (o demencia, según el caso) afecta a sus capacidades cognitivas, haciendo que haya  
7 diferencias en las tareas de fluidez. Esto pone de manifiesto el potencial de estas medidas en la  
8 valoración de los pacientes con estas características tal y como se demuestra en estudios previos  
9 (Canning, Leach, Stuss, Ngo, & Black, 2004; Forbes-McKay & Venneri, 2005; König et al., 2015).

10 Uno de los principales hallazgos de nuestro estudio es que se demuestra que las tecnologías de  
11 procesamiento de la voz son herramientas valiosas en la detección temprana del deterioro cognitivo.  
12 En este sentido se observa que las técnicas de aprendizaje automático son capaces de clasificar el  
13 100% de participantes según tengan deterioro cognitivo o no usando las variables vocales extraídas de  
14 las grabaciones de estas tareas. Dicho de otra forma, estas variables proporcionan la información  
15 suficiente para clasificar a los participantes en sus grupos de diagnóstico con una gran precisión. Esto  
16 va en la línea de estudios recientes (Godino-Llorente & Gomez-Vilda, 2004; König et al., 2015; Linz  
17 et al., 2017; Satt et al., 2014) que apuntan que la tecnología de procesamiento de la voz podría ser un  
18 valioso método de apoyo para el personal clínico, el cual demanda herramientas objetivas y  
19 automatizadas adicionales para el diagnóstico del deterioro cognitivo.

20 Parece que las tareas seleccionadas fueron apropiadas y cognitivamente desafiantes para los  
21 participantes. En las tareas de conteo hacia atrás y descripción de la imagen las características óptimas  
22 fueron aquellas que reflejaron la continuidad del habla. Así, el análisis estadístico encontró una mayor  
23 continuidad del habla en los participantes sanos y una menor para el grupo con deterioro cognitivo,  
24 mostrando de esta forma en los sujetos sanos segmentos de voz continuos más largos y segmentos  
25 de silencio más cortos y segmentos periódicos continuos más largos y segmentos aperiódicos más  
26 cortos. Esto concuerda con lo hallado en otros estudios similares (König et al., 2015; Satt et al., 2014).  
27 Por otro lado, en las tareas de fluidez verbal semántica y fonológica la mayor contribución a la precisión  
28 de la clasificación se obtuvo de las posiciones (en el tiempo) de las palabras y el número de palabras  
29 emitidas por los participantes en el tiempo que duraba la tarea. Como aparece recogido en la revisión  
30 de Taler y Phillips, (2008) los déficits de lenguaje encontrados en sujetos con DCL y EA posiblemente  
31 podrían ser producto del deterioro del conocimiento semántico.

32 Otro de los resultados relevantes obtenidos en el presente estudio es que las variables de voz extraídas  
33 de las tareas de fluidez verbal semántica y fonológica demuestran ser más eficaces para predecir el  
34 estado del sujeto que las variables analizadas en las tareas de conteo y de descripción de la imagen.  
35 Esto podría deberse a la complejidad cognitiva de la tarea.

36 Asimismo, los análisis de predicción de las puntuaciones MEC reflejan que las variables acústicas  
37 utilizadas son también eficaces para evaluar el estado cognoscitivo del sujeto con deterioro cognitivo.  
38 En este sentido, se encontró que las predicciones realizadas por las técnicas de aprendizaje automático  
39 a partir de las variables tienen una alta correlación (hasta  $r=0.91$  cuando se emplean perceptrones  
40  
41  
42  
43  
44  
45  
46  
47  
48  
49  
50  
51  
52  
53  
54  
55  
56  
57  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65

1 multicapa) con las notas reales obtenidas por los sujetos en este test. Esto concuerda con lo hallado  
2 en otros estudios recientes. Así, en Bucks, Singh, Cuerden y Wilcock, (2000) se encontró que distintos  
3 parámetros acústicos extraídos de grabaciones de pacientes con EA tenían una alta relación con la  
4 nota del examen del test MEC en su versión inglesa.  
5

6 A pesar de los valiosos resultados hallados en este estudio, también presenta algunas limitaciones  
7 entre las que se encuentra el número de participantes, el cual es escaso debido a la dificultad de  
8 conseguir participantes que cumplieran con los requisitos exigidos. No obstante, para futuros estudios  
9 se espera ampliar la muestra con el fin de obtener mayor representatividad. Además, se espera  
10 conseguir mayor homogeneidad en la muestra en cuanto al diagnóstico y poder realizar comparaciones  
11 entre grupos con Alzheimer o DCL. Por otro lado, cabe destacar que las diferentes tareas también  
12 requieren niveles de esfuerzo cognitivo considerables y diversos, por ejemplo, contar hacia atrás es  
13 cognitivamente más exigente que describir una imagen por lo tanto, estas diferencias podrían explicar  
14 en parte la alta sensibilidad de los análisis de voz.  
15  
16  
17  
18  
19  
20  
21

## 22 **Conclusiones**

23 Tras la investigación realizada, se concluye que el análisis automático de la voz parece una herramienta  
24 eficaz para predecir el deterioro cognitivo. Pensamos que la detección precoz de estos trastornos  
25 podría permitir una intervención más temprana con los consecuentes beneficios para el paciente. En  
26 definitiva, el uso de programas simples como el de análisis de voz podría facilitar la evaluación del  
27 lenguaje oral en los parámetros específicos requeridos y contribuir al diagnóstico del deterioro cognitivo  
28 para, desde el punto de vista logopédico, poder comenzar cuando antes un tratamiento con el fin de  
29 ralentizar el progreso de la enfermedad, sobre todo en el ámbito del lenguaje y memoria.  
30  
31  
32  
33  
34  
35

36 En un futuro, sería interesante ampliar el alcance de la investigación, recopilando datos en una escala  
37 más amplia y utilizando tareas cognitivas que sean más desafiantes, como la descripción de un  
38 recuerdo (vida cotidiana). Esperamos que las nuevas propuestas de tareas cognitivas aumenten la  
39 precisión discriminativa.  
40  
41  
42  
43  
44

## 45 **Bibliografía**

46 Acarin, N. (2010). *Alzheimer: manual de instrucciones*. Madrid: RBA.

47 Auriacombe, S., Lechevallier, N., Amieva, H., Harston, S., Raoux, N., & Dartigues, J.-F. (2006). A  
48 Longitudinal Study of Quantitative and Qualitative Features of Category Verbal Fluency in  
49 Incident Alzheimer's Disease Subjects: Results from the PAQUID Study. *Dementia and Geriatric*  
50 *Cognitive Disorders*, 21(4), 260-266. <https://doi.org/10.1159/000091407>

51 Bishop, C. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer-Verlag.

52 Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.  
53 <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>  
54  
55  
56  
57  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65

- 1 Bucks, R. S., Singh, S., Cuerden, J. M., & Wilcock, G. K. (2000). Analysis of spontaneous,  
2 conversational speech in dementia of Alzheimer type: Evaluation of an objective technique for  
3 analysing lexical performance. *Aphasiology*, 14(1), 71-91.  
4 <https://doi.org/10.1080/026870300401603>  
5
- 6 Canning, S. J. D., Leach, L., Stuss, D., Ngo, L., & Black, S. E. (2004). Diagnostic utility of abbreviated  
7 fluency measures in Alzheimer disease and vascular dementia. *Neurology*, 62(4), 556-562.  
8 <https://doi.org/10.1212/WNL.62.4.556>  
9
- 10 Delgado, J., León, N. M., Jiménez, A., & Izquierdo, L. M. (2017). Análisis acústico de la voz: medidas  
11 temporales, espectrales y cepstrales en la voz normal con el Praat en una muestra de hablantes  
12 de español. *Revista de Investigación en Logopedia; Vol 7, No 2 (2017)*. Recuperado de  
13 <http://revistas.ucm.es/index.php/RLOG/article/view/58191>  
14
- 15 Donoso, A., & Vásquez, C. (2002). Deterioro Cognitivo y Enfermedad de Alzheimer: Presentación de  
16 dos Casos. *Revista de Psicología; Vol. 11 Núm. 1 (2002)* DO - 10.5354/0719-0581.2012.17204.  
17 Recuperado de <https://revistapsicologia.uchile.cl/index.php/RDP/article/view/17204>  
18
- 19 Facal, D., González, M. F., Buiza, C., Laskibar, I., Urdaneta, E., & Yanguas, J. J. (2009).  
20 Envejecimiento, deterioro cognitivo y lenguaje: Resultados del Estudio Longitudinal Donostia.  
21 *Revista de Logopedia, Foniatría y Audiología*, 4-12. [https://doi.org/10.1016/S0214-4603\(09\)70138-X](https://doi.org/10.1016/S0214-4603(09)70138-X)  
22
- 23 Forbes-McKay, K. E., & Venneri, A. (2005). Detecting subtle spontaneous language decline in early  
24 Alzheimer's disease with a picture description task. *Neurological Sciences*, 26(4), 243-254.  
25 <https://doi.org/10.1007/s10072-005-0467-9>  
26
- 27 Godino-Llorente, J. I., & Gomez-Vilda, P. (2004). Automatic detection of voice impairments by means  
28 of short-term cepstral parameters and neural network based detectors. *IEEE Transactions on*  
29 *Biomedical Engineering*, 51(2), 380-384. <https://doi.org/10.1109/TBME.2003.820386>  
30
- 31 Goodglass, H., Kaplan, E., & Barresi, B. (2001). *Boston Diagnostic Aphasia Examination (3ª ed.)*. Austin,  
32 TX, USA: Pro-Ed.  
33
- 34 Horley, K., Reid, A., & Burnham, D. (2010). Emotional Prosody Perception and Production in Dementia  
35 of the Alzheimer's Type. *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, 53(5), 1132-1146.  
36 [https://doi.org/10.1044/1092-4388\(2010/09-0030\)](https://doi.org/10.1044/1092-4388(2010/09-0030))  
37
- 38 Junqué, C., & Jurado, M. A. (2009). *Envejecimiento, demencias y otros procesos degenerativos*.  
39 Madrid, España: Síntesis.  
40
- 41 König, A., Satt, A., Sorin, A., Hoory, R., Toledo-Ronen, O., Derreumaux, A., ... David, R. (2015).  
42 Automatic speech analysis for the assessment of patients with predementia and Alzheimer's  
43 disease. *Alzheimer's & Dementia : Diagnosis, Assessment & Disease Monitoring*, 1(1), 112-124.  
44 <https://doi.org/10.1016/j.dadm.2014.11.012>  
45
- 46 Kunz, M., Seuss, D., Hassan, T., Garbas, J. U., Siebers, M., Schmid, U., ... Lautenbacher, S. (2017).  
47 Problems of video-based pain detection in patients with dementia: a road map to an  
48  
49  
50  
51  
52  
53  
54  
55  
56  
57  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65



interdisciplinary solution. *BMC Geriatrics*, 17(1), 33. <https://doi.org/10.1186/s12877-017-0427-2>

- 1  
2 Leis, A., Taragano, F. E., & Allegri, R. F. (2013). Deterioro cognitivo leve: riesgo de demencia según  
3 subtipos. *Actas Esp Psiquiatr*, 41(6), 330–9.  
4
- 5 Linz, N., Tröger, J., Alexandersson, J., Wolters, M., König, A., & Robert, P. (2017). Predicting Dementia  
6 Screening and Staging Scores from Semantic Verbal Fluency Performance. En *2017 IEEE*  
7 *International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)* (pp. 719-728).  
8 <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2017.100>  
9
- 10 Lobo, A., Escobar, V., Ezquerro, J., & Seva Díaz, A. (1980). «El Mini-Examen Cognoscitivo» (Un test  
11 sencillo, práctico, para detectar alteraciones intelectuales en pacientes psiquiátricos). *Revista de*  
12 *Psiquiatría y Psicología Médica*, 5, 39-57.  
13
- 14 Lopez, O. L., Jagust, W. J., DeKosky, S. T., Becker, J. T., Fitzpatrick, A., Dulberg, C., ... Kuller, L. H.  
15 (2003). Prevalence and classification of mild cognitive impairment in the Cardiovascular Health  
16 Study Cognition Study: part 1. *Archives of Neurology*, 60(10), 1385-1389.  
17 <https://doi.org/10.1001/archneur.60.10.1385>  
18
- 19 López-de-Ipiña, K., Alonso, J.-B., Travieso, C., Solé-Casals, J., Egiraun, H., Faundez-Zanuy, M., ...  
20 Lizardui, U. M. de. (2013). On the Selection of Non-Invasive Methods Based on Speech Analysis  
21 Oriented to Automatic Alzheimer Disease Diagnosis. *Sensors*, 13(5), 6730-6745.  
22 <https://doi.org/10.3390/s130506730>  
23
- 24 Maaten, L. van der, & Hinton, G. (2008). Visualizing data using t-SNE. *Journal of machine learning*  
25 *research*, 9(Nov), 2579–2605.  
26
- 27 Marino, J. C., & Alderete, A. M. (2009). Variación de la actividad cognitiva en diferentes tipos de pruebas  
28 de fluidez verbal. *Revista Chilena de Neuropsicología*, 4(2).  
29
- 30 Martínez-Sánchez, F., Meilán, J., Pérez, E., Carro, J., & Arana, J. (2012). *Expressive prosodic patterns*  
31 *in individuals with Alzheimer's Disease*. (Vol. 24).  
32
- 33 Migliacci, M. L., Scharovsky, D., & Gonorazky, S. E. (2009). Deterioro cognitivo leve: características  
34 neuropsicológicas de los distintos subtipos. *Revista de Neurología*, 48(5), 237-241.  
35
- 36 Mora-Simón, S., García-García, R., Perea-Bartolomé, M. V., Ladera-Fernández, V., Unzueta-Arce, J.,  
37 Patino-Alonso, M. C., & Rodríguez-Sánchez, E. (2012). Deterioro cognitivo leve: detección  
38 temprana y nuevas perspectivas. *RevNeurol*, 54(05), 0303-0310.  
39
- 40 Pakhomov, S. V. S., Eberly, L., & Knopman, D. (2016). Characterizing cognitive performance in a large  
41 longitudinal study of aging with computerized semantic indices of verbal fluency.  
42 *Neuropsychologia*, 89, 42-56. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2016.05.031>  
43
- 44 Petersen, R. C., Smith, G. E., Waring, S. C., Ivnik, R. J., Kokmen, E., & Tangelos, E. G. (1997). Aging,  
45 memory, and mild cognitive impairment. *International Psychogeriatrics*, 9 Suppl 1, 65-69.  
46
- 47 Raoux, N., Amieva, H., Le Goff, M., Auriacombe, S., Carcaillon, L., Letenneur, L., & Dartigues, J.-F.  
48 (2008). Clustering and switching processes in semantic verbal fluency in the course of  
49  
50  
51  
52  
53  
54  
55  
56  
57  
58  
59  
60  
61  
62  
63  
64  
65

1 Alzheimer's disease subjects: results from the PAQUID longitudinal study. *Cortex; a Journal*  
2 *Devoted to the Study of the Nervous System and Behavior*, 44(9), 1188-1196.  
3 <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2007.08.019>

4  
5 Reisberg, B., Ferris, S. H., de Leon, M. J., & Crook, T. (1982). The Global Deterioration Scale for  
6 assessment of primary degenerative dementia. *The American Journal of Psychiatry*, 139(9),  
7 1136-1139. <https://doi.org/10.1176/ajp.139.9.1136>

8  
9  
10 Sáenz-Lechón, N., Godino-Llorente, J. I., Osmá-Ruiz, V., & Gómez-Vilda, P. (2006). Methodological  
11 issues in the development of automatic systems for voice pathology detection. *Biomedical Signal*  
12 *Processing and Control*, 1(2), 120-128. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2006.06.003>

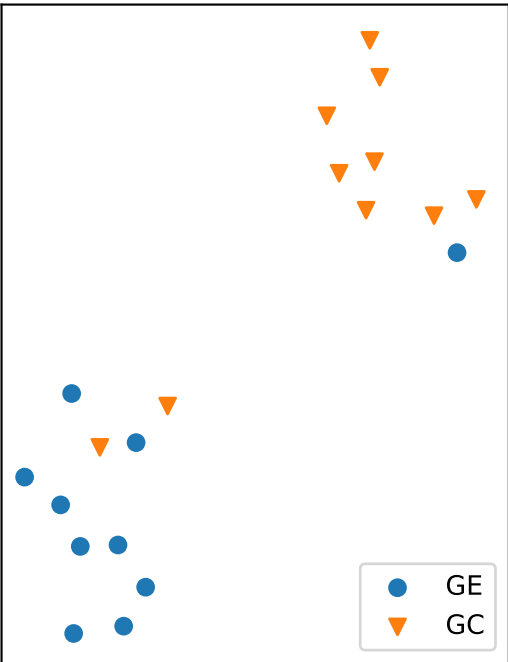
13  
14  
15 Satt, A., Hoory, R., König, A., Aalten, P., & Robert, P. (2014). Speech-Based Automatic and Robust  
16 Detection of Very Early Dementia. En *Proc. Interspeech* (pp. 2538--2542). Singapur.  
17 <https://doi.org/10.13140/2.1.1258.8805>

18  
19  
20 Spiess, A.-N., & Neumeyer, N. (2010). An evaluation of R2 as an inadequate measure for nonlinear  
21 models in pharmacological and biochemical research: a Monte Carlo approach. *BMC*  
22 *Pharmacology*, 10(1), 6. <https://doi.org/10.1186/1471-2210-10-6>

23  
24  
25 Taler, V., & Phillips, N. A. (2008). Language performance in Alzheimer's disease and mild cognitive  
26 impairment: a comparative review. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 30(5),  
27 501-556. <https://doi.org/10.1080/13803390701550128>

28  
29  
30 Velasquez-Perez, L., Guerrero-Camacho, J., Rodríguez-Agudelo, Y., Alonso-Vilatela, M. E., & Yescas-  
31 Gomez, P. (2008). Conversion of mild cognitive impairment to dementia. *Revista Ecuatoriana De*  
32 *Neurología*, 17(1-3), 25-32.

Figura 1 (a) Tareas imagen y contar



Pulse aquí para acceder/descargar; Figura; Fig1.pdf (b) Tareas fluidez

