

DetECCIÓN DE PROCESOS COGNITIVOS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE TERMINALES TELEFÓNICOS

Autor: Clara Úbeda-Romero Arconada

Director: Antonio García y de Garmendia

Máster en Industria Conectada, Universidad Pontificia Comillas - ICAI

Resumen—Las nuevas tecnologías permiten emplear métodos de recogida de datos biológicos y de comportamiento con una mayor precisión, con frecuencias de muestreo optimizadas, mayor comodidad para el usuario e incluso a veces, a un coste menor que los procedimientos tradicionales. Los teléfonos móviles pueden aportar grandes avances en el sector sanitario y, en particular, en el diagnóstico de deterioro cognitivo. En este Trabajo se desarrolla un sistema para identificar cambios en los patrones de uso del teléfono móvil, mediante la creación de un histórico de referencia. A medida que se introducen nuevas observaciones se realiza un análisis que permite evaluar si los nuevos valores son una continuación lógica con respecto a la tendencia del histórico o si, por lo contrario, son valores inesperados y entonces se notificará al usuario. Se proponen métodos para detectar los posibles cambios identificados y se evalúa su buen funcionamiento. Finalmente, se solicita un Modelo de Utilidad y se elabora un modelo de negocio.

Abstract—New technologies allow using methods for collecting biological and behavioral data with greater precision, with optimized sampling frequencies, greater user comfort, and sometimes at a lower cost than traditional procedures. Mobile phones can bring great advances in the healthcare sector, specifically in the diagnosis of cognitive impairment. This work proposes a system to identify changes in the patterns of use of a mobile phone, by creating a historical baseline. As new observations are incorporated, an analysis is carried out to evaluate whether the new values are a logical continuation to the historical trend or if, on the contrary, they are unexpected values, and then the user will be notified. Mathematical methods are proposed to detect the possible changes identified and evaluate their proper functioning. Finally, a Utility Model is requested and a business model is developed.

I. INTRODUCCIÓN

A medida que la población mundial envejece, el deterioro cognitivo se convierte en una de las mayores amenazas a la calidad de vida de los mayores, puesto que limita el desarrollo de muchas actividades rutinarias. A pesar de los numerosos tratamientos que se han desarrollado para afrontar estas enfermedades, ninguno de ellos las cura o revierte, simplemente las retrasan y atenúan sus consecuencias. El desarrollo de sistemas de diagnóstico temprano es un desafío mundial, para limitar las consecuencias de estas enfermedades en la sociedad y para asegurar el bienestar de las futuras generaciones mayores. En vista de lo anterior, el objetivo de este trabajo es desarrollar un sistema de detección de deterioro cognitivo mediante el uso de tecnología móvil, ya sea mediante teléfonos móviles o dispositivos *wearables*. El sistema proporcionaría una detección temprana, garantizando un mayor margen para la administración de tratamientos, y utilizaría un proceso de recopilación de datos menos invasivo, puesto que no interfiere con las actividades diarias del paciente, fomentando su interés y compromiso en el

uso del sistema.

El estudio de la literatura científica y técnica al respecto evidencia la falta de sistemas de diagnóstico precoz, y en particular, mediante tecnología móvil. Existen numerosas aplicaciones para el seguimiento y la evaluación de las capacidades cognitivas de los usuarios^{[1][2][3]}, pero pocas para la detección de un deterioro de dichas capacidades. Ciertas aplicaciones están basadas en pruebas ya empleadas en formatos tradicionales^[4], y que simplemente se limitan a modificar la prueba de manera que se pueda realizar a través de un dispositivo móvil, mientras que muchos otros emplean los métodos tradicionales para validar los resultados obtenidos con sus nuevos métodos^[5]. En este Trabajo también se han analizado las patentes relevantes, que han resultado ser muy concretas en cuanto al trastorno que pretenden detectar^[6] o las variables de entrada que emplean^[7]. En resumen, tras examinar los estudios e invenciones que ya existen en el ámbito del diagnóstico de deterioro cognitivo, se ha constatado que no existe un método que cumpla todos los requisitos de precocidad, fiabilidad y comodidad que se pretende alcanzar con este Trabajo.

II. DISEÑO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE DETERIORO COGNITIVO

En vista de lo anterior y teniendo en cuenta toda la información extraída durante el estudio del Estado del Arte, se propone un sistema de detección de deterioro cognitivo cuyo objetivo principal es alertar de cualquier cambio que se produzca en los patrones de utilización del dispositivo móvil y que pueda significar que se está produciendo un cambio en las capacidades cognitivas del usuario. La estructura del sistema se esquematiza en la Figura 1.

Las variables de entrada al sistema propuestas se pueden clasificar en tres grandes grupos:

- la información sobre el usuario, que a su vez se recoge en tres niveles sucesivos:
 - la recogida automática de información, es decir, un seguimiento “pasivo” de todas las variables que se pueden almacenar mediante sensores integrados en los dispositivos,
 - los resultados de pruebas de evaluación cognitiva que se envían al usuario en caso de detectar un cambio, y que será una prueba u otra según la variable en la que se haya detectado dicho cambio,
 - la evaluación presencial de un profesional en caso de detectar en reiteradas ocasiones un cambio en la misma variable,

- las aportaciones del médico responsable del usuario, en cuanto a medicación y tratamientos administrados u otra información que pueda ser de utilidad para la evaluación del paciente,
- otros parámetros de salud relevantes, que se irán actualizando según se realicen avances en el ámbito.

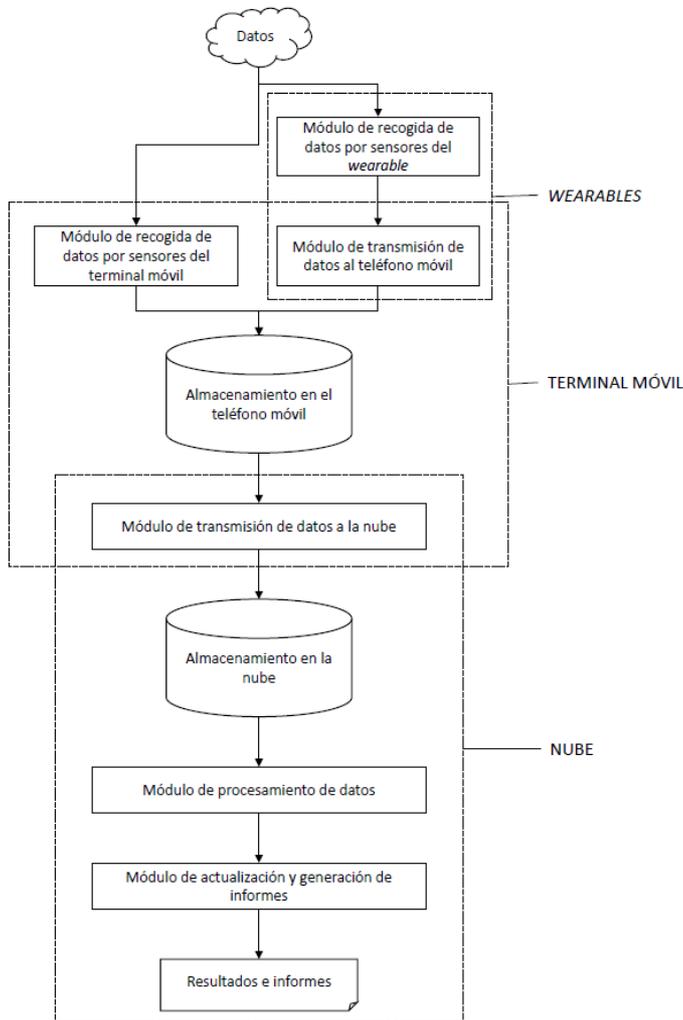


Figura 1. Diagrama de flujo del sistema de detección de deterioro cognitivo. Fuente: elaboración propia.

La recogida automática de información mediante sensores es, sin duda, el tipo de variable más interesante para el sistema puesto que revela una sensibilidad y permite una continuidad en los datos que los métodos tradicionales de lápiz y papel no han conseguido alcanzar. Se propone una lista de variables que se pueden recoger mediante sensores integrados en los dispositivos móviles. Estas variables se pueden agrupar en diez clases:

- variables fisiológicas como el pulso,
- variables de actividad física como el número de pasos al día,
- variables de ubicación como el tipo de ubicación (hogar, lugar de trabajo, etc.) que se ha visitado,
- variables de interacciones con el móvil y motricidad fina como la velocidad de uso del teclado,
- variables de lectura y concentración como la velocidad

de lectura,

- variables de búsquedas en internet como el texto que se introduce en la búsqueda,
- variables de voz como el ritmo del habla,
- variables de interacciones sociales como la duración de las llamadas,
- variables de dieta y medicación como las dosis de medicación ingeridas,
- variables de cámara como los gestos faciales del usuario.

La evolución temporal de todas estas variables se va almacenando en un histórico personal para cada perfil de usuario, que se va actualizando regularmente añadiendo nuevos valores según pasan los días. Será el análisis de ese histórico, junto con su comparativa con otros históricos y parámetros preestablecidos, lo que permitirá determinar si se está produciendo un cambio en los patrones de utilización del teléfono, como se muestra en la Figura 2.

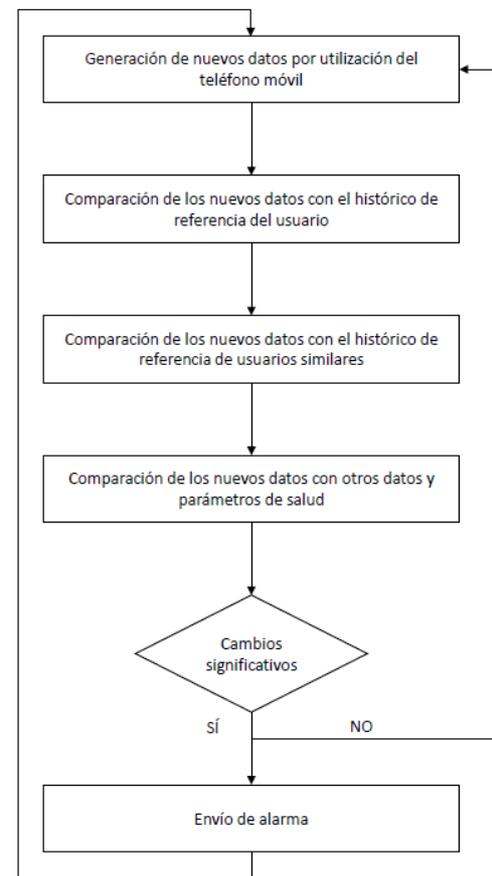


Figura 2. Diagrama de flujo para la detección de cambios en los datos de un usuario. Fuente: elaboración propia.

El análisis del histórico debe poder detectar diferentes cambios en los patrones de uso: un cambio de tendencia brusco en el corto plazo, la aparición de valores atípicos o *outliers*, modificaciones en las interdependencias existentes entre las diferentes variables de entrada, etc. Para ello, se deben determinar diferentes métodos y herramientas para identificar todos estos posibles cambios.

Para la detección de cambios de tendencia, se puede presuponer que un histórico de salud debe ser estacionario en el tiempo. Es decir que, si todas las funciones motoras y cognitivas están en buen estado, la tendencia de las observaciones de una serie debería ser nula. Sin embargo, cuando se considera el largo plazo, sí que se puede predecir que la serie temporal no será del todo estacionaria puesto que, con la edad, ciertas capacidades motoras y cognitivas se ven afectadas.

En el corto plazo basta con calcular la pendiente de la recta que mejor ajusta un conjunto de datos bidimensionales¹.

Sin embargo, en el largo plazo, se propone no simplificar el modelo y llevar a cabo el análisis sobre la serie temporal como tal, puesto que se pueden extraer otras características interesantes para incorporar en el histórico del paciente, como puede ser la estacionalidad² de los datos. Para poder cuantificar estos cambios, se propone comparar las nuevas observaciones de la variable en cuestión con las observaciones que se esperaba obtener, es decir, con las observaciones que se han obtenido tras un hacer una predicción de la serie temporal. Si las nuevas medidas son similares a las predichas, entonces se considera que son una continuación lógica del histórico del paciente, y por lo tanto que sus capacidades cognitivas no se encuentran afectadas. Sin embargo, si las nuevas medidas difieren mucho de las esperadas, entonces quiere decir que el cambio no es normal y que hay que verificar si el paciente se encuentra bien. Las predicciones de una serie temporal se realizan generalmente mediante modelos autorregresivos de tipo ARIMA³.

Sin embargo, dadas las interdependencias que existen entre las diferentes variables consideradas, puesto que son relativas a la rutina y salud de un individuo, también hay que verificar que el valor de una variable en el día t es el esperado teniendo en cuenta los valores de todas las demás variables en los días anteriores. Para ello, es necesario emplear un método que permita trabajar con conjuntos de datos multidimensionales y relaciones no lineales entre las diferentes variables que los componen. Se ha optado por emplear un perceptrón multicapa, una versión generalizada del perceptrón simple, considerado un aproximador universal^[8] ya que permite aproximar cualquier función continua en el espacio \mathbb{R}^n .

Finalmente, para la detección de valores discordantes, se propone una técnica denominada “Procedimiento para muchos valores atípicos con la generalización extrema de la desviación de Student (GESD)”^[9] que no necesita un número específico de outliers, sino que simplemente necesita un límite máximo r , es decir, que el test puede identificar entre 1 y r outliers. En el caso de este sistema, este procedimiento es interesante puesto que se puede fijar como límite máximo el número de nuevas medidas que se actualizan en cada iteración del sistema.

III. VALIDACIÓN DEL SISTEMA

Tras el diseño del sistema de detección de deterioro cognitivo, se lleva a cabo una validación del modelo para comprobar el buen funcionamiento de su lógica y confirmar la utilidad de los

métodos de detección de cambios propuestos. La validación se realiza en varias simulaciones con diferentes conjuntos de datos, todos ellos generados manualmente. En cada una de las simulaciones se proponen diferentes hipótesis iniciales.

A. Conjunto de datos unidimensional

En una primera simulación se emplea como única variable de estudio el número de horas de sueño al día de un usuario. Se puede suponer que esta variable se distribuye según una normal. El conjunto de datos equivale a un periodo de 500 semanas, de manera que, para cada una de ellas, la serie temporal contiene 7 valores, uno por cada día de la semana.

También se considera que la variable tiene una cierta estacionalidad, ya que un individuo no lleva la misma rutina de sueño los días de diario que los fines de semana. En este caso, se asume que el usuario duerme menos durante los primeros cinco días y que sus horarios son más estrictos, mientras que los sábados y domingos duerme más y de manera menos controlada. Para poder tener en cuenta este factor de estacionalidad, se han generado dos conjuntos de datos aleatorios, que se distribuyen de la siguiente manera:

- Las horas de sueño en los días de diario se distribuyen según una normal $\mathcal{N}(7, 0,5)$
- Las horas de sueño en sábados y domingos se distribuyen según una normal $\mathcal{N}(8, 1)$

Una vez se organizan los datos de manera que los días formen semanas consecutivas, se obtiene el conjunto de datos que se empleará como “histórico” del usuario. Es decir, estos son los datos que estarían disponibles en el perfil del usuario y constituirían la base de referencia sobre la cual hacer las comparaciones necesarias para la evaluación de las funciones cognitivas del usuario.

A simple vista se puede decir que los datos de la Figura 3 son estacionales a lo largo de todo el horizonte temporal.

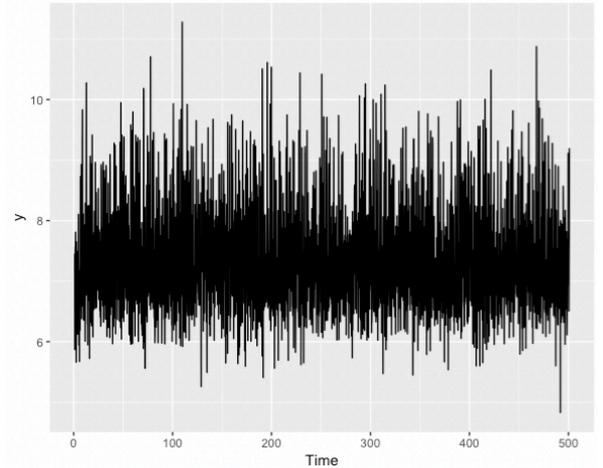


Figura 3. Horas de sueño del usuario por día, durante 500 semanas. Fuente: elaboración propia.

Por otra parte, para estudiar si los nuevos valores recogidos por los sensores constituyen una continuación lógica de la serie

¹ Mediante el método de los mínimos cuadrados.

² Periodicidad de la serie temporal, que puede ser diaria, mensual o anual, por ejemplo.

³ Autoregressive Integrated Moving Average.

temporal, es necesario ajustar un modelo autorregresivo de tipo SARIMA utilizando la metodología Box-Jenkins^[10].

Primero se debe evaluar si hace falta emplear una transformación de tipo Box-Cox para estabilizar la varianza, pero la varianza de la serie generada es constante, por lo que en este caso no es necesario. A continuación, se debe determinar cuál es el modelo SARIMA que mejor se ajusta mejor al conjunto de datos. En este caso, el modelo óptimo es el (5,1,1) (0,0,0). Este es realmente un modelo ARIMA, es decir, que no tiene en cuenta la estacionalidad, lo que significa que, en el caso de esta variable, la estacionalidad no es suficientemente relevante como para modelarla. Al aplicar este modelo al conjunto de datos, se obtienen unos residuos que es necesario analizar para comprobar que se comportan como ruido blanco. Además, el test de Ljung-Box confirma que el modelo empleado es significativo, puesto que su p-valor es menor que 0,05. Una vez se verifica que el modelo está bien adaptado a este conjunto de datos, se pueden predecir los valores esperados de la serie temporal para los siete siguientes días y se determinan los límites de un intervalo de confianza del 80% para estas predicciones.

Si las nuevas medidas que se pretenden incorporar al histórico no pertenecen a dicho intervalo de confianza, entonces son valores atípicos o inesperados. De esta manera, estos nuevos datos se considerarán como un cambio con respecto al histórico y se generará una notificación para avisar de dicho cambio.

B. Conjunto de datos multidimensional

El sistema que se ha desarrollado en este Trabajo recoge valores relativas a varias variables, de manera que el conjunto de datos que conforma el histórico del paciente es multidimensional. Es por lo tanto necesario tener en cuenta las interdependencias que existen entre las diferentes variables.

De esta manera, el valor de una variable en el día t no sólo dependerá de sus valores anteriores en los días $t - n, \dots, t - 2, t - 1$, sino también de los valores anteriores del resto de variables recogidas.

Para llevar a cabo esta segunda simulación, se debe crear entonces una base de datos que incluya varias variables. Para llevar a cabo esta segunda simulación, se debe crear entonces una base de datos que incluya varias variables. Se ha seleccionado una variable de cada una de las clases propuestas anteriormente:

- De tipo fisiológico, el número de horas de sueño; se emplea el conjunto creado en el apartado anterior,
- De tipo actividad física, el número de pasos diarios, distribuida según una normal $\mathcal{N}(8000, 3000)$, ver Figura 4,
- De tipo ubicación, el número de horas que se ha pasado en el lugar de trabajo en los días de diario, según una normal $\mathcal{N}(6, 0.5)$, ver Figura 5,
- De tipo uso del teléfono, la velocidad de uso del teclado, contada en número de caracteres por minuto, distribuida según una normal $\mathcal{N}(180, 18)$ ^[11],
- De tipo concentración, la velocidad de lectura, medida

en número de palabras por minuto, distribuida según una normal $\mathcal{N}(200, 20)$ ⁴,

- De tipo búsquedas web, el número de horas diarias pasadas en redes sociales, distribuida según una normal $\mathcal{N}(2, 1)$ ⁵ y teniendo en cuenta que los valores no pueden ser negativos,
- De tipo voz, el tono de la voz, distribuida según una normal $\mathcal{N}(200, 2)$ ⁶,
- De tipo interacciones sociales, la duración media de las llamadas en minutos, distribuida según una normal $\mathcal{N}(3, 1)$,
- De tipo dieta y medicación, el peso del usuario, distribuida según una normal $\mathcal{N}(55, 0.5)$.

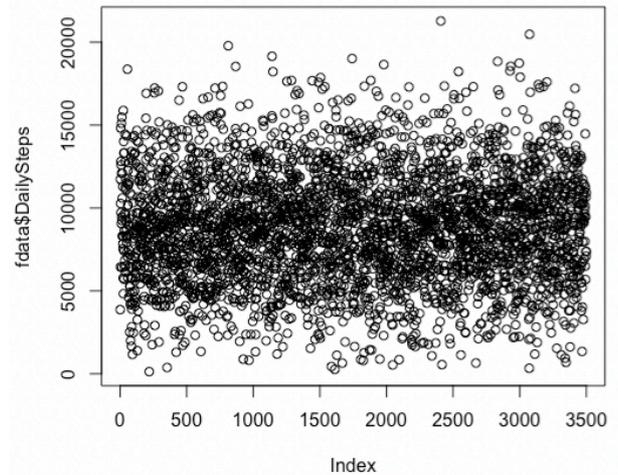


Figura 4. Conjunto de datos para los pasos diarios. Fuente: elaboración propia.

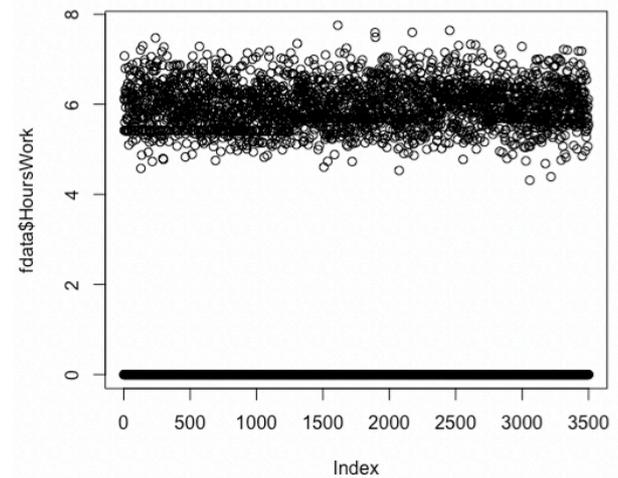


Figura 5. Conjunto de datos para la variable de horas en el lugar de trabajo. Fuente: elaboración propia.

Como ya se adelantaba en el apartado anterior, se va a predecir el valor de una de las variables en función de las demás, aunque en este caso se emplea un perceptrón multicapa.

Para poder ajustar el perceptrón es necesario indicar qué

⁴ Según la prueba de velocidad de lectura de ReadingSoft, una persona lee una media de 200 palabras por minuto.

⁵ Estimado en base a encuestas a familiares y amigos.

⁶ Según Vozalia, la frecuencia de la voz femenina es de 193 Hz, con un rango de 137 Hz a 634 Hz.

variable se va a predecir y de qué valores dependerá. Para esta simulación se ha decidido predecir de nuevo el número de horas de sueño que dependerá de los valores de:

- Las horas de sueño del día anterior,
- Las horas de sueño de la semana anterior por ser una variable estacional,
- Los valores de las demás variables propuestas en el día anterior.

El ajuste del modelo es un proceso iterativo en el que hay que encontrar un mínimo local para la raíz del error cuadrático medio o RMSE según los valores de *weight decay* y el número de elementos de la red. Se construye la red neuronal según los parámetros obtenidos y se comprueba que los residuos se distribuyen alrededor de 0.

C. Simulación de detección de deterioro cognitivo

Para comprobar el buen funcionamiento del sistema en el caso de que el usuario empiece a sufrir modificaciones en sus capacidades cognitivas, se simular que el usuario comienza a padecer la enfermedad de Párkinson, una enfermedad neurodegenerativa crónica que provoca síntomas motores como son el temblor en reposo, la rigidez⁷, la bradicinesia⁸ y la inestabilidad postural⁹. En particular, la bradicinesia afecta a las tareas de motricidad fina que requieren una mayor precisión, como puede ser la escritura.

Para la siguiente simulación, se supone que la velocidad con la que el usuario escribe con el teclado es cada vez menor, como se muestra en la Figura 6. En concreto, se asume una reducción en la velocidad de alrededor de un 50% a lo largo de 500 observaciones, es decir un año y cinco meses.

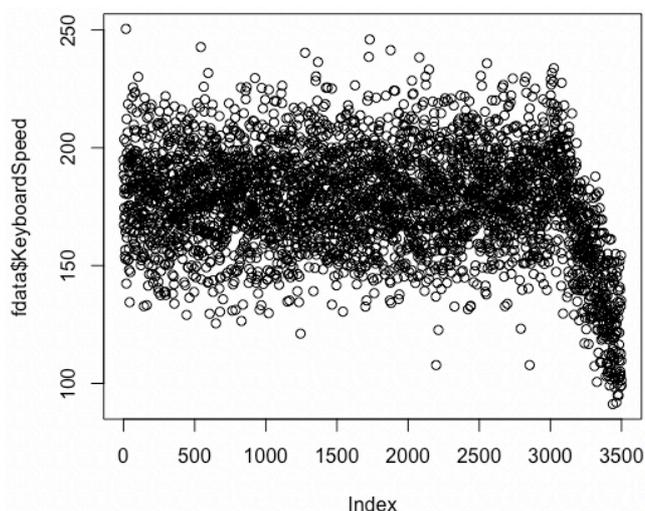


Figura 6. Conjunto de datos para la variable de velocidad de uso del teclado. Fuente: elaboración propia.

El conjunto de análisis que se detalla más abajo es el que se realizaría cada semana con la incorporación de nuevos valores a cada una de las series temporales que componen el perfil del usuario. En este caso, se puede suponer que se van a añadir unos

ciertos valores al histórico del paciente, como se muestran en la Tabla 1. Para llevar a cabo un análisis completo del conjunto de datos, se realizarán los diferentes métodos propuestos anteriormente.

El análisis de tendencia en el corto plazo revela que la velocidad de uso del teclado se está ralentizando, por lo que el sistema deberá notificar dicho cambio mediante una alerta por email.

Por otra parte, se comprueba que los nuevos valores de una variable son lógicos con las observaciones anteriores de la misma variable mediante el ajuste de un modelo ARIMA. Se ajusta el mdelo y se determinan los intervalos para un nivel de confianza del 80%.

	Horas de sueño	Pasos diarios	Horas en el trabajo	Horas en redes sociales	Tono de la voz (Hz)	Peso (kg)
L	6,69	9.725	5,4	3,03	199,74	54,2
M	7,90	12.586	5,4	1,07	198,82	54,7
X	6,71	9.057	7,3	2,73	198,96	55,7
J	6,55	15.107	5,7	0,16	203,71	55,7
V	6,61	12.098	5,4	2,21	199,57	54,6
S	7,67	9.447	-	1,18	198,75	54,8
D	9,20	15.471	-	3,73	196,88	54,9

Tabla 1. Nuevos valores de una semana a añadir en el histórico del usuario. Fuente: elaboración propia.

Finalmente, para comprobar si los nuevos valores de la variable velocidad de uso del teclado tienen sentido con respecto a los valores anteriores del resto de variables, se ajusta un perceptrón multicapa utilizando el mismo proceso que se ha descrito en el apartado anterior.

Se pretende ajustar un modelo que permita determinar el valor de la velocidad de tecleo del usuario en base a los valores anteriores de esa misma variable pero también de las demás variables, como se formula a continuación.

Este modelo se puede emplear para predecir los valores de los siguientes 7 días de la velocidad del uso del teclado, basándose en los valores de las demás variables. De esta manera se obtienen las predicciones de la Tabla 2. Como se puede comprobar, son mayores que las que se pretende introducir en el histórico. Esto, sumado con el hecho de que se ha detectado una tendencia descendente en esta variable, provocará que el sistema alerte de que se está produciendo un cambio en las capacidades cognitivas del usuario.

	Velocidad de uso del teclado (caracteres/minuto)	Predicciones de velocidad de uso del teclado (caracteres/minuto)
L	98,66	122,8
M	97,86	122,2
X	97,29	151,8
J	95,49	156,1
V	95,16	131,2
S	93,76	121,6
D	93,58	120,7

Tabla 2. Comparación entre los valores reales y las predicciones de las velocidades de uso del teclado. Fuente: elaboración propia.

⁷ Aumento del tono muscular que provoca resistencia en la movilidad de músculos y articulaciones.

⁸ Lentitud para realizar un movimiento y dificultad para iniciar o finalizar un movimiento concreto, de manera que la persona tarda más tiempo de lo habitual en realizar una tarea.

⁹ Dificultad para mantener la postura y el equilibrio.

En resumen, tras aplicar los tres análisis propuestos para la detección de cambios en las capacidades cognitivas de un usuario que cada vez utiliza su teclado de manera más lenta, se comprueba que ya sea uno solo o una combinación de ellos puede provocar que se mande una notificación como que se ha detectado dicho cambio.

IV. ALCANCE DEL SISTEMA

A. Falta de un marco regulatorio

La introducción de las Tecnologías de la información y la comunicación en el ámbito sanitario conlleva la necesidad de plantear un marco regulatorio específico y sin precedentes, ya que actualmente no existe una normativa clara a nivel internacional sobre el uso de aplicaciones de teléfonos móviles en este sector. Esta falta de reglamentación se debe principalmente a que los requisitos legales pueden variar de un país a otro, por lo que es complicado proponer una planificación y una implantación única a nivel mundial.

B. Privacidad, seguridad y confidencialidad

En general, las problemáticas que surgen con el empleo de las TIC en el sector sanitario están directamente relacionadas con cuestiones éticas y, en particular, con la privacidad, seguridad y confidencialidad. Los datos que se recogen mediante los sistemas de Salud móvil contienen información sensible sobre el usuario, por lo que es primordial asegurar estos tres conceptos en el almacenamiento, la gestión y el procesamiento de datos. En el caso de este Trabajo, el sistema recopila información sobre los lugares que frecuenta el usuario, sus búsquedas en internet, sus emociones e incluso las conversaciones que mantiene, ya sea por voz o por texto. Evidentemente, son datos muy personales, por lo que muchos usuarios pueden mostrarse reticentes a la hora de dejarse monitorizar, de dar acceso a su vida privada a personas ajenas a ellos y de dejar que esos datos se almacenen sin posibilidad de controlarlos. Aunque, ¿estaría un usuario dispuesto a compartir esta información si esto le permitiese mejorar su estado de salud? A priori se puede suponer que no, que muchos individuos prefieren conservar su intimidad ya que, cuando se les monitoriza, sienten que es el fin de su privacidad.

La realidad es que muchas aplicaciones de los teléfonos móviles ya monitorizan e identifican muchas actividades rutinarias de sus usuarios y almacenan esa información sin el consentimiento directo o consciente del individuo¹⁰. En las últimas décadas, la sociedad también ha aceptado que se recopilen datos personales para el bien común, como por ejemplo el uso de cámaras de video vigilancia en las zonas comunitarias. Además, esos datos personales también se emplean para estudiar y predecir comportamientos e intereses en la sociedad, y se comercializan ilegalmente de manera masiva porque son conjuntos de datos agregados que tienen un valor incalculable. En resumen, los usuarios de teléfonos móviles ya

están siendo monitorizados, sus datos ya se están almacenando de manera permanente y ya se están empleando para estudios generalizados.

Teniendo todo esto en cuenta, simplemente hay que convencer a los potenciales usuarios de que existe una utilidad real y un valor diferencial en el hecho de compartir sus datos personales con un sistema de Salud móvil por los beneficios que conlleva. Además, este argumento se debe acompañar de un proceso de ciberseguridad integral y fiable, que favorezca una sensación de confianza en el usuario.

La ciberseguridad es un proceso que tiene un enfoque holístico, ya que incluye a las personas, a los procesos y a los productos de un sistema. Se basa en tres dimensiones fundamentales: la confidencialidad¹¹, la integridad¹² y la disponibilidad¹³. Todas ellas son críticas para el buen funcionamiento del sistema de detección de deterioro cognitivo que se propone en este Trabajo. Para desarrollar un proceso de ciberseguridad, se puede emplear el marco NIST¹⁴, que contiene una guía de normas para estos procesos en organizaciones privadas. serie de normas para asegurar la prevención, detección y respuesta a ciberataques. El NIST comprende cinco funciones principales:

- la identificación de las potenciales vulnerabilidades de un sistema,
- la protección de todos los elementos y datos del sistema,
- la detección de anomalías,
- la respuesta y mitigación de los ataques y
- la recuperación y mejora del sistema.

Además, para cumplir con el requisito de autenticidad, se pueden utilizar los certificados digitales. Es decir, se pueden emplear métodos de cifrado, como un algoritmo hash tipo SHA-1, de manera que los datos son sólo accesibles para aquellos que conozcan las claves necesarias para descifrarlos. Estas claves pueden ser privadas o públicas, según si son conocidas únicamente por una persona o si son conocidas por más personas. En este caso, la clave pública podría ser el DNI del usuario o el número de la seguridad social.

También se puede establecer un sistema de firma digital para los informes médicos que se envían a los usuarios, como viene representado en la Figura 7. Mediante una clave privada, el médico cifra el informe generando un código alfanumérico y a continuación, manda tanto el informe como el código alfanumérico al usuario. El usuario, mediante una clave pública, cifra el documento y si el código alfanumérico que se genera es igual al que le ha enviado su médico, entonces el documento no se ha modificado.

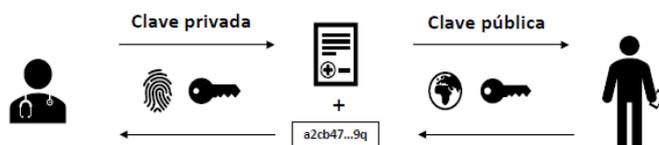


Figura 7. Sistema de firma digital. Fuente: elaboración propia.

¹⁰ Como es el caso de los informes sobre lugares visitados de Google Maps

¹¹ Acceso a la información limitado a las personas autorizadas

¹² Estabilidad y consistencia de la información a lo largo del tiempo a pesar de accidentes o intentos maliciosos.

¹³ Continuidad de acceso a la información, sin interrupciones no autorizadas.

¹⁴ National Institute of Standard and Technology, versión 1.1., 2018.

Por último, cabe subrayar que el sistema de detección de deterioro cognitivo también plantea desafíos en cuanto a la privacidad de aquellos individuos que no son usuarios del sistema. Por ejemplo, están aquellos individuos que mantienen conversaciones con los propios usuarios, que pueden no ser usuarios del sistema y no haber firmado un consentimiento para que se traten sus datos.

C. Diseño centrado en el usuario y equipos interdisciplinarios

La necesidad de emplear diseño centrado en el usuario para las soluciones de Salud móvil se ha constatado en numerosos estudios. El diseño centrado en el usuario es una filosofía y metodología que se emplea a menudo en el desarrollo web y desarrollo de aplicaciones móviles. La participación del usuario final a lo largo de todo el diseño permite guiar a los investigadores y a los desarrolladores hacia una solución que optimice la satisfacción y experiencia de uso con el mínimo esfuerzo. Permite resolver necesidades concretas, basándose en el *feedback* directo del usuario en el que plantea sus ideas, sus objetivos, sus capacidades y sus requisitos.

También se puede afirmar que los equipos interdisciplinarios o colaborativos son fundamentales para cubrir todos los ámbitos y especialidades que comprende el sistema: medicina, programación, estadística, legislación, ciberseguridad y ética. Además, es importante incluir en el desarrollo del sistema a los profesionales de la salud, a los usuarios y a otras partes afectadas. Por ejemplo, dada la falta de legislación en este campo, los procesos de revisión ética pueden ser largos y onerosos para los investigadores, que generalmente no están familiarizados con estos procedimientos. Además, estos procesos pueden variar entre países, entre especialidades médicas, e incluso entre enfermedades. Se plantea así la necesidad de contar con expertos en Protección de Datos para facilitar la implantación del sistema y su puesta en marcha.

V. PROPIEDAD INDUSTRIAL Y MODELO DE NEGOCIO

A. Propiedad Industrial

Para comercializar este producto es necesario estudiar la viabilidad de obtener protección de Propiedad Industrial de tipo Modelo de Utilidad. La documentación que se ha preparado y presentado en la solicitud a la Oficina Española de Patentes y Marcas incluye las siguientes reivindicaciones:

1. Método de diagnóstico mediante el análisis de los datos recogidos durante la utilización de un dispositivo móvil, que comprende los siguientes pasos:
 - recoger los datos de al menos una variable entre las siguientes: velocidad de uso del teclado, precisión del uso de la pantalla táctil, estabilidad de sujeción del teléfono móvil, etc., siendo los datos recogidos mediante unos sensores incluidos en dicho dispositivo móvil,
 - almacenar dichos datos,
 - determinar unos intervalos de valores patrón y unos parámetros de tendencia para dichos

datos,

- recoger nuevos datos para establecer sus propios intervalos de valores y parámetros de tendencia,
 - valorar si los nuevos datos suponen un cambio con respecto a los datos iniciales,
 - emitir una señal de alarma ante la detección de un cambio en el paso anterior.
2. Método según la reivindicación anterior en el que el dispositivo móvil es un teléfono móvil o un dispositivo wearable asociado.
 3. Método según alguna de las reivindicaciones anteriores que además comprende un paso de introducción manual o automática de datos.
 4. Método según alguna de las reivindicaciones anteriores, en el que el dicho almacenamiento se realiza en remoto.
 5. Método según alguna de las reivindicaciones anteriores que comprende un paso de notificación al usuario si se detecta un cambio de patrón en el uso del teléfono móvil o un valor atípico en las medidas recogidas por los sensores.
 6. Método según alguna de las reivindicaciones anteriores que comprende un paso de notificación a una persona o institución ajena y distinta al usuario, como por ejemplo a su médico.
 7. Método según alguna de las reivindicaciones anteriores que comprende un paso de comparación de los intervalos de valores patrón y los parámetros de tendencia propios del usuario con otros intervalos y parámetros preestablecidos de manera externa por personas ajenas al usuario.
 8. Método según alguna de las reivindicaciones anteriores que permite incluir como parte de la notificación una prueba de evaluación personalizada en base al cambio detectado.
 9. Método según alguna de las reivindicaciones anteriores que comprende un paso de generación de informes recurrentes y de proposición de sugerencias personalizadas para mejorar la salud del usuario.
 10. Dispositivo portátil que tiene una unidad de control en la que se ejecuta el método definido en alguna de las reivindicaciones anteriores.

B. Modelo de negocio

El sector sanitario es un sector relativamente tradicional en cuanto a herramientas y métodos para el cuidado de los pacientes. No obstante, el interés por las nuevas tecnologías no ha cesado en los últimos años, y es cierto que el sector está transformándose hacia una operación y una gestión cada vez más digital: las citas por video conferencia, las recetas electrónicas, etc. Es por ello por lo que el modelo de negocio del sistema no se debe plantear de manera aislada, sino que se debe considerar el contexto actual del sector, los actores que lo componen, sus intereses y los objetivos que se ha fijado para los próximos años.

Son muchos los grupos que componen el sector sanitario,

todos ellos clientes potencialmente interesados por los beneficios que ofrece el sistema de detección de deterioro cognitivo: los pacientes, los médicos, los cuerpos médicos como hospitales o centros de salud, las aseguradoras, o el sistema sanitario como tal, con las instituciones que lo componen. Con la digitalización aparecen también nuevos actores en el ámbito sanitario como, por ejemplo, las compañías que fabrican y venden teléfonos móviles ya que ellas mismas ofrecen aplicaciones de seguimiento de parámetros relacionados con la salud.

También es importante tener en cuenta que todas las enfermedades relacionadas con el deterioro cognitivo son una prioridad para el sector en los próximos años por los motivos expuestos anteriormente, lo que incrementa el interés que estos grupos puedan tener por el sistema de detección. Esto permite tener un mayor poder de negociación en cuanto al precio y al modelo de precios que se establece.

Finalmente, se estudia la viabilidad económica y el valor cuantitativo del sistema mediante una proyección de flujos de caja. Se supone un horizonte temporal de 10 años¹⁵, un mercado potencial de 9,4 millones de personas¹⁶, una penetración del 50% con una captación progresiva de los usuarios, un precio de 50 céntimos de euro por año por usuario conectado y una erosión de precio del 0%. Como costes de producción se incluyen el alquiler del espacio de almacenamiento en la nube – con una erosión de precio del 2% –, el mantenimiento de la aplicación, la atención al cliente, las anualidades para mantener en vigor el Modelo de Utilidad¹⁷, entre otros. Con una tasa de descuento del 10% y una inflación del 1,5%, se obtiene un valor actual neto de 3,5 millones de euros y una tasa interna de retorno de 64%.

VI. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Para poder lanzar el sistema como tal, sería interesante desarrollar con mayor profundidad ciertos aspectos del sistema:

- La validación del modelo empleando datos reales, es decir, medidas extraídas mediante los sensores de los dispositivos móviles es el siguiente paso natural en el desarrollo del sistema,
- La priorización y un estudio de la relevancia real de las diferentes variables para el modelo, para los cuales se puede emplear un Análisis de Componentes Principales (PCA),
- El desarrollo de la aplicación móvil que va a contener el sistema: proceso de creación de perfiles, tanto de usuarios como de médicos, conexión con los *wearables*, diseño de la aplicación, etc.,
- El estudio de otras utilidades posibles para el sistema, como la detección en tiempo real de emergencias y
- La selección de las pruebas cortas de evaluación cognitiva y la elaboración de la lista de parámetros generales de salud con la ayuda de profesionales

sanitarios.

En resumen, todavía quedan muchas aplicaciones por desarrollar en las que la tecnología móvil puede aportar grandes ventajas frente a los procesos y métodos tradicionales, y el ámbito de la Salud es un claro ejemplo de ello. Este sistema de detección de deterioro cognitivo pretende digitalizar los procedimientos de diagnóstico para hacerlos más precisos y rápidos, mejorando la calidad de vida de los mayores y promoviendo el bienestar de las generaciones futuras.

REFERENCIAS

- [1] Rebok, GW., Bal, I. K., Guey, LT., Jones, RN., Kim, H., King, JW., ACTIVE Study Group, 2014. Ten-year effects of the advanced cognitive training for independent and vital elderly cognitive training trial on cognition and everyday functioning in older adults.
- [2] Hettinga M, De Boer J, Goldberg E, Moelaert F., 2009. Navigation for people with mild dementia. *Stud Health Technol Inform.*
- [3] Yasuda, K., Kuwahara, N., Kuwabara, K., Morimoto, K., Tetsutani, N., 2003. Daily assistance for individuals with dementia via videophone. *Am J Alzheimers Dis Other Demen*;28(5):508-516.
- [4] Nirjon, S., Emi, I. A., Mondol, M. A. S., Salekin, A., Stankovic, J. A., 2014. "MOBI-COG: a mobile application for instant screening of dementia using the mini-cog test," in *Proceedings of the Wireless Health 2014 on National Institutes of Health*, pp. 1–7.
- [5] Zorluoglu, G., Kamasak, M., Tavacioglu, L., Ozanar, P., 2015. "A mobile application for cognitive screening of dementia," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 118, no. 2, pp. 252–262.
- [6] Wall, D., 2019. Enhancing diagnosis of disorder through artificial intelligence and mobile health technologies without compromising accuracy. Patente No US 2019/038202 A1.
- [7] Meyer, B., Zivin, J., 2015. Device and methods for mobile monitoring and assessment of clinical function through sensors and interactive patient responses. Patente No US 9,171,131 B2.
- [8] Csáji, B.C., 2001. Approximation with Artificial Neural Networks; Faculty of Sciences; Eötvös Loránd University, Hungary.
- [9] Rosner, B., 1983. Percentage Points for a Generalized ESD Many-Outlier Procedure, *Technometrics*, 25(2), pp. 165-172.
- [10] Box, G., Jenkins, G., Reinsel, G., Ljung, G., 2015. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Published by John Wiley and Sons Inc., Hoboken, New Jersey, pp. 712. *Journal of Time Series Analysis*.
- [11] Palin, K., Feit, A., Kim, S., Kristensson, P., Oulasvirta, A., 2019. How do People Type on Mobile Devices?: Observations from a Study with 37,000 Volunteers.

¹⁵ Duración del Modelo de Utilidad.

¹⁶ Según Redacción Médica (2018), un 20% de la población española tiene un seguro médico privado. En 2020, la población española es de 47 millones de personas.

¹⁷ Artículo 184, Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.