



COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA

ICAI

MÁSTER UNIVERSITARIO EN INGENIERÍA INDUSTRIAL

TRABAJO FIN DE MÁSTER DETECCIÓN DE PROCESOS COGNITIVOS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE TERMINALES TELEFÓNICOS

Autor: Clara Úbeda-Romero Arconada
Director: Antonio García y de Garmendia

Madrid

Julio de 2020

Declaro, bajo mi responsabilidad, que el Proyecto presentado con el título

**DETECCIÓN DE PROCESOS COGNITIVOS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN
DE TERMINALES TELEFÓNICOS**

en la ETS de Ingeniería - ICAI de la Universidad Pontificia Comillas en el curso académico 2019-2020 es de mi autoría, original e inédito y no ha sido presentado con anterioridad a otros efectos. El Proyecto no es plagio de otro, ni total ni parcialmente y la información que ha sido tomada de otros documentos está debidamente referenciada.

Fdo.: Clara Úbeda-Romero Arconada

Fecha: 18/ 07/ 2020

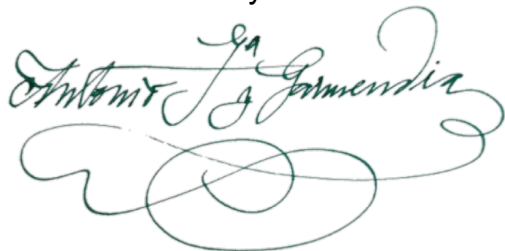


Autorizada la entrega del proyecto

EL DIRECTOR DEL PROYECTO

Fdo.: Antonio García y de Garmendia

Fecha: 18/ 07/ 2020





COMILLAS
UNIVERSIDAD PONTIFICIA

ICAI

MÁSTER UNIVERSITARIO EN INGENIERÍA INDUSTRIAL

TRABAJO FIN DE MÁSTER DETECCIÓN DE PROCESOS COGNITIVOS MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE TERMINALES TELEFÓNICOS

Autor: Clara Úbeda-Romero Arconada
Director: Antonio García y de Garmendia

Madrid

Julio de 2020

Resumen

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 retrasa 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 del Estado del Arte 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^{4,5}, 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 métodos⁶. En este Trabajo también se han analizado las patentes relevantes, que han resultado ser muy concretas en cuanto al trastorno que pretenden detectar⁷ o las variables de entrada que emplean⁸. 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.

¹ Rebok, G.W., Bal, I. K., Guey, L.T., Jones, R.N., Kim, H., King, J.W., ACTIVE Study Group, 2014.

² Hettinga M., De Boer J., Goldberg E., Moelaert F., 2009.

³ Yasuda, K., Kuwahara, N., Kuwabara, K., Morimoto, K., Tetsutani, N., 2003.

⁴ Nirjon, S., Emi, I. A., Mondol, M. A. S., Salekin, A., Stankovic, J. A., 2014.

⁵ Cardiovascular Risk Factors, Aging and Incidence of Dementia.

⁶ Zorluoglu, G., Kamasak, M., Tavacioglu, L., Ozanar, P., 2015.

⁷ Wall, D., 2019.

⁸ Meyer, B., Zivin, J., 2015.

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 realmente que se está produciendo un cambio en las capacidades cognitivas del usuario. El funcionamiento del sistema se esquematiza en la siguiente Figura.

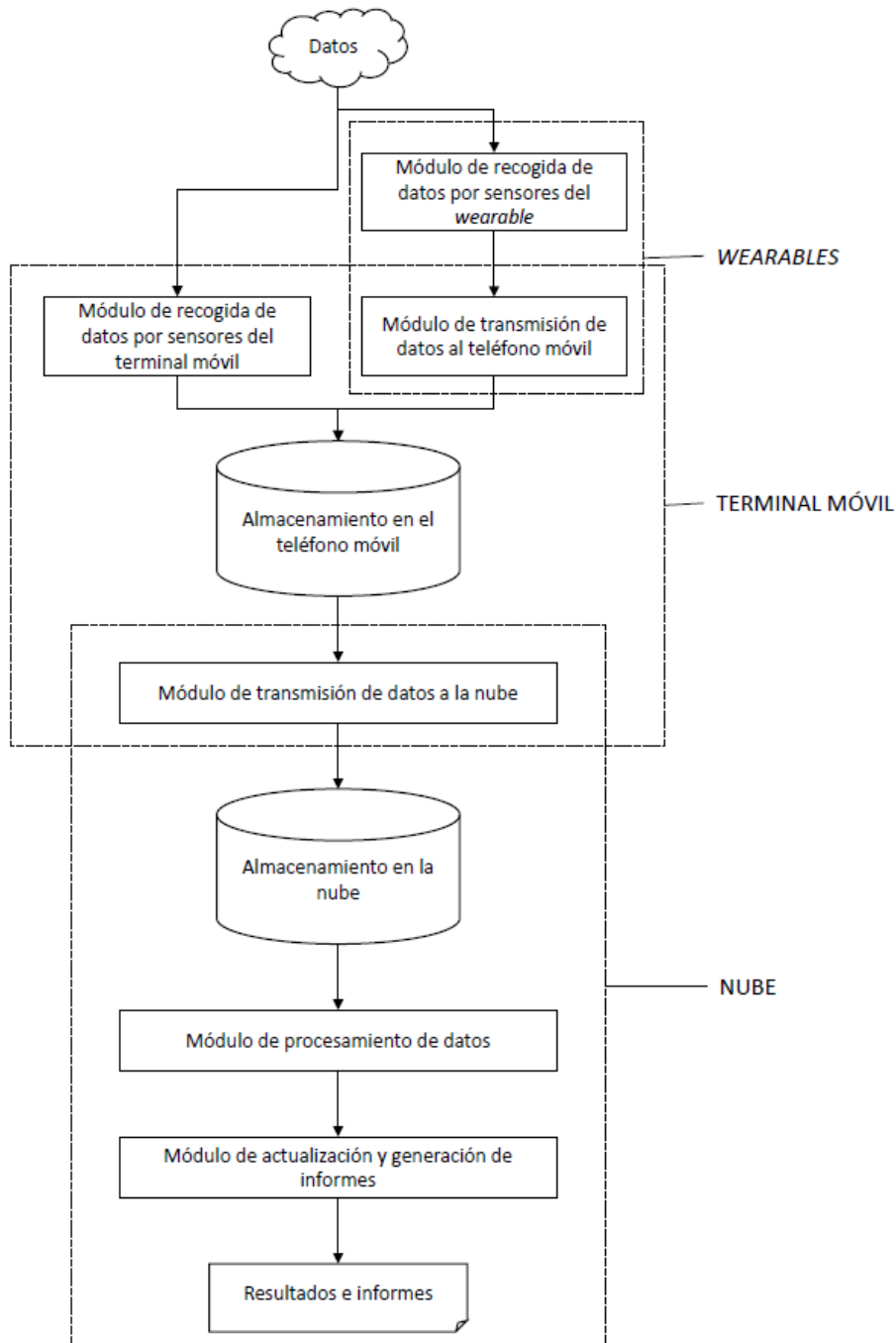


Figura. Diagrama de flujo del sistema de detección de deterioro cognitivo. Fuente: elaboración propia.

Para desarrollar el sistema es necesario describir las siguientes partes que lo componen:

- las variables de entrada que se pretende tener en cuenta, como por ejemplo la velocidad de tecleo, las llamadas que se realizan o se reciben, los lugares que se visitan o las búsquedas en Internet,
- las variables de salida proporcionadas por el sistema, que serán alarmas de detección de cambios, informes de seguimiento y sugerencias de mejora de hábitos para el usuario,
- la lógica empleada por el sistema para realizar su función de detección de deterioro cognitivo,
- la arquitectura del sistema.

Las variables de entrada al sistema que se proponen en este Trabajo 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 los avances en el ámbito.

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 mediación 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 siguiente. El análisis del histórico incluye varios pasos y, por lo tanto, diferentes métodos y herramientas, para considerar todos los cambios de patrones posibles.

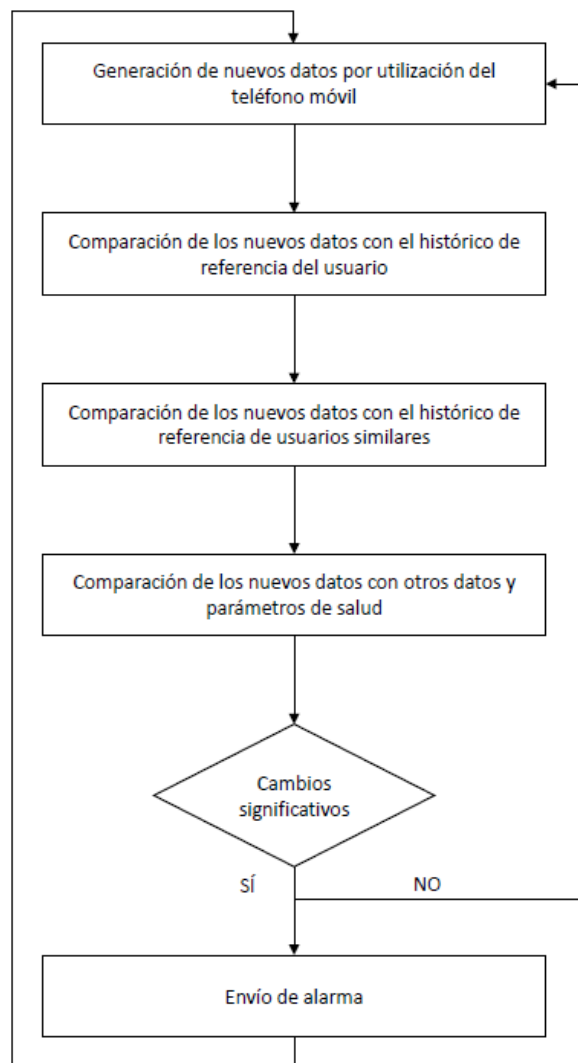


Figura. Diagrama de flujo para la detección de cambios en los datos de un usuario. Fuente: elaboración propia.

En primer lugar, es necesario calcular la tendencia de la serie temporal para comprobar que es nula en el corto plazo y verificar que las nuevas medidas no son valores atípicos.

También es necesario evaluar si los nuevos valores que se van incorporando al histórico son una continuación lógica de la serie temporal. Es decir, que el valor de una variable registrado en el día t es el esperado teniendo en cuenta los valores de los días anteriores $t - 1, t - 2, \dots, t - n$. En este Trabajo se propone tratar los históricos como series temporales y emplear modelos autorregresivos para predecir los valores “lógicos” que se deberían registrar. El modelo genera un intervalo de confianza de manera que, si los nuevos valores que se van a añadir no están en dicho intervalo, se puede suponer que se está produciendo cambio, y por lo tanto se notificaría.

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. En el caso de este Trabajo se ha optado por emplear un perceptrón multicapa, una versión generalizada del perceptrón simple, considerado un aproximador universal⁹ ya que permite aproximar cualquier función continua en el espacio \mathbb{R}^n .

Una vez se ha descrito el sistema y validado el buen funcionamiento de los métodos propuestos, se plantea evaluar el alcance del sistema, es decir, dado el contexto legislativo actual y el bajo nivel de digitalización del sector sanitario, cuáles son las principales problemáticas que aparecen a la hora de implantar el sistema. En primer lugar, se evidencia la falta de un marco regulatorio claro y específico para este ámbito, lo que dificulta la implementación del sistema. Además, el uso del sistema plantea cuestiones éticas sobre la privacidad de los datos de los usuarios puesto que contienen información muy sensible. Por eso es fundamental establecer un proceso de ciberseguridad que proporcione una sensación de tranquilidad y confianza al usuario, mediante la aplicación del marco NIST¹⁰. También se propone que incluya certificados digitales para cumplir con el criterio de autenticidad.

Finalmente, de cara a poder comercializar el sistema, es necesario estudiar la opción de obtener protección de Propiedad Industrial para el sistema mediante la solicitud de un Modelo de Utilidad¹¹. Se cumplimentarán los documentos necesarios, y en particular, se elaborará una lista de reivindicaciones del sistema. Suponiendo que el sistema sería el único del mercado, se puede elaborar un modelo de negocio basado en los potenciales clientes identificados y en el modelo de precios más adecuado.

⁹ Csáji, B.C., 2001.

¹⁰ National Institute of Standard and Technology, version 1.1., 2018.

¹¹ Según la Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

Abstract

As the world's population ages, cognitive impairment becomes a major threat to the quality of life of our elderly, by limiting the performance of many daily activities. Despite the increasing number of treatments for diseases causing cognitive impairment, these methods neither cure nor reverse them, but rather delay and mitigate their consequences. The development of early diagnosis systems, to limit the impact of these diseases in society, and to ensure the well-being of future generation of the elderlies, has therefore become a global challenge. In view of the above, the objective of this project is to develop a cognitive impairment detection system by means of mobile technology, through either mobile phones or wearable devices. This system would provide early detection of such impairment, guaranteeing a greater margin for treatments, and would use a less invasive data collection process, by not interfering with the patient's daily activities. This aids in promoting their interest in and commitment to the system.

The study of the State of the Art shows the lack of early diagnosis systems, in particular, through mobile technology. There are multiple applications for monitoring and evaluating the cognitive abilities of users^{12,13,14} but few for detecting their decay. Certain applications are based on tests already used in traditional formats^{15,16} and are simply modified so that it can be performed through a mobile device, while many others use traditional methods to validate results obtained with new ones¹⁷. This project also analyses the relevant patents, which have proven to be very specific in terms of the disorder they are trying to detect¹⁸ or the input variables they use¹⁹. In summary, after examining existing studies and inventions in the field of the cognitive impairment diagnosis, it has been found that there is no method that meets all the requirements of earliness, reliability and comfort that is intended with this work.

Taking into account all the information extracted during the study of the State of the Art, a detection system for cognitive impairment is proposed. Its main objective is to notify changes in mobile phone usage patterns, which may indicate a deterioration of the

¹² Rebok, GW., Bal, I. K., Guey, LT., Jones, RN., Kim, H., King, JW., ACTIVE Study Group, 2014.

¹³ Hettinga M, De Boer J, Goldberg E, Moelaert F., 2009.

¹⁴ Yasuda, K., Kuwahara, N., Kuwabara, K., Morimoto, K., Tetsutani, N., 2003.

¹⁵ Nirjon, S., Emi, I. A., Mondol, M. A. S., Salekin, A., Stankovic, J. A., 2014.

¹⁶ Cardiovascular Risk Factors, Aging and Incidence of Dementia.

¹⁷ Zorluoglu, G., Kamasak, M., Tavacioglu, L., Ozanar, P., 2015.

¹⁸ Wall, D., 2019.

¹⁹ Meyer, B., Zivin, J., 2015.

user's cognitive abilities. The operation of the system is schematized in the following Figure.

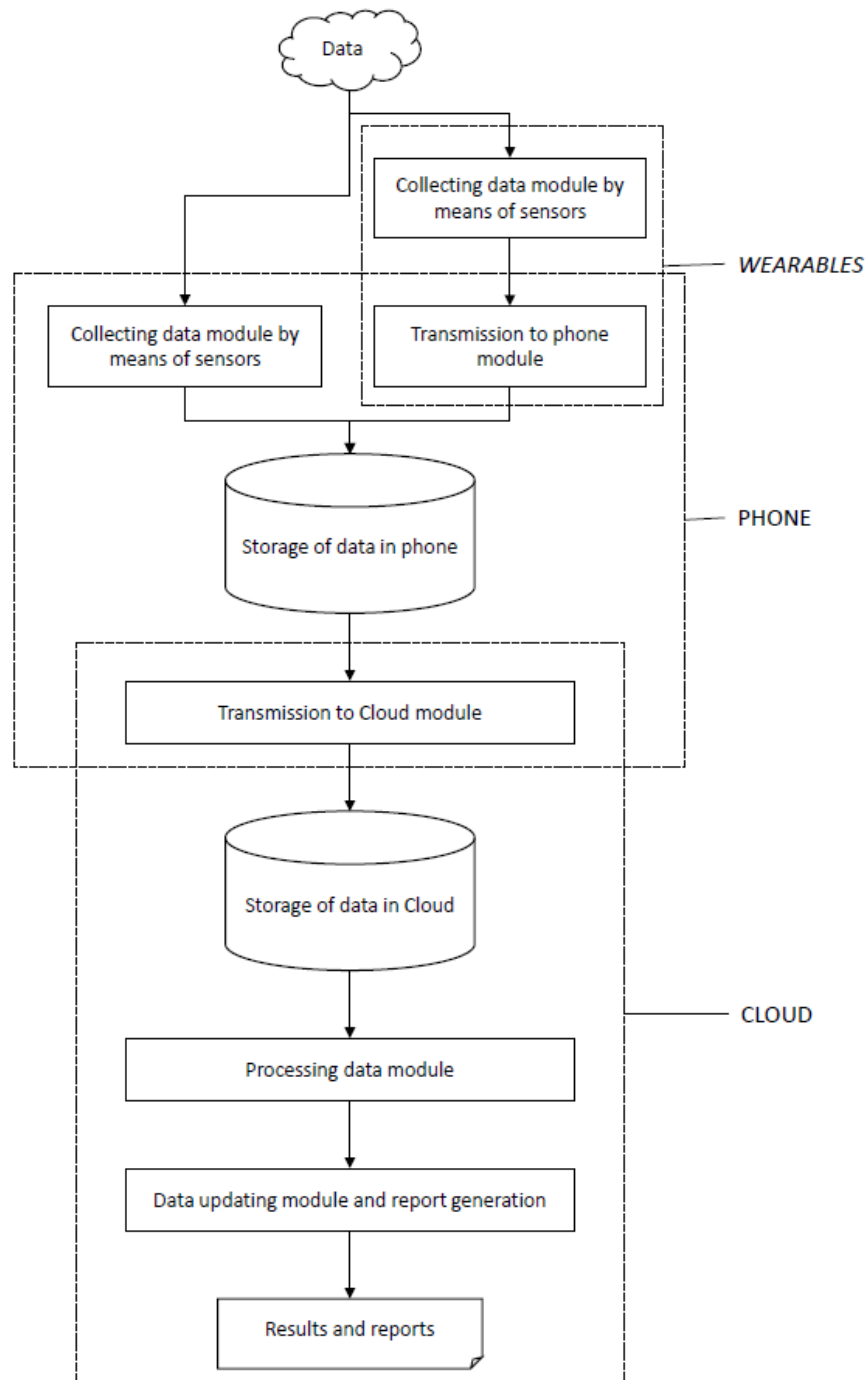


Figure. Flow diagram for a system of cognitive impairment detection system. Source: own elaboration.

Thus, it is necessary to determine the following aspects of the system:

- input variables to be considered, such as the typing speed, the calls that are made or received, the places that are visited or website searches,

- output variables provided by the system, including change detection alarms, monitoring reports and suggestions for improving the user's habits,
- logic used to perform the cognitive impairment detection function,
- architecture of the system.

The input variables that are proposed in this project can be categorised into three main groups:

- information about the user, which is collected at three successive levels:
 - automatic collection of information, a “passive” monitoring of all the variables that can be stored by means of sensors integrated in the devices,
 - results of cognitive evaluation tests that are sent to the user when detecting a change; this will be one of a number of tests, depending on the variable in which the relevant change has been detected
 - face-to-face evaluation with a professional in case of repeatedly detected change in the same variable,
- the contributions of the doctor responsible for the user, regarding medication and treatments administered or other information that may be useful for the evaluation of the patient,
- other relevant health parameters, which will be updated along with advances in the field.

The automatic collection of information by sensors is, without a doubt, the most interesting type of variable for the system, in that it reveals a sensitivity and allows for data continuity in a way that pencil and paper methods have not been able to achieve. A list of variables is proposed that can be collected using sensors integrated in mobile devices. These variables can be divided into ten groups:

- physiological variables such as pulse,
- variables of physical activity such as the number of daily steps,
- location variables such as the type of location (home, workplace, etc.) that has been visited,
- variables of interactions with the mobile and fine motor skills such as the keyboard typing speed,
- reading and concentration variables such as reading speed,
- website search variables such as the text that is entered in the search,
- voice variables such as the rate of speech,
- social interaction variables such as the duration of calls,
- diet and medication variables such as the doses of medication ingested,
- camera variables such as the user's facial gestures.

The time evolution of all these variables is stored in a personal history for each user profile, which is regularly updated adding new values. Analysis of this history, in comparison with other histories/pre-established parameters, will determine if there is a change in telephone usage patterns, as shown in the following Figure. Historical analysis

of this kind includes several steps, requiring and therefore different methods and tools, to ensure all possible pattern changes are considered.

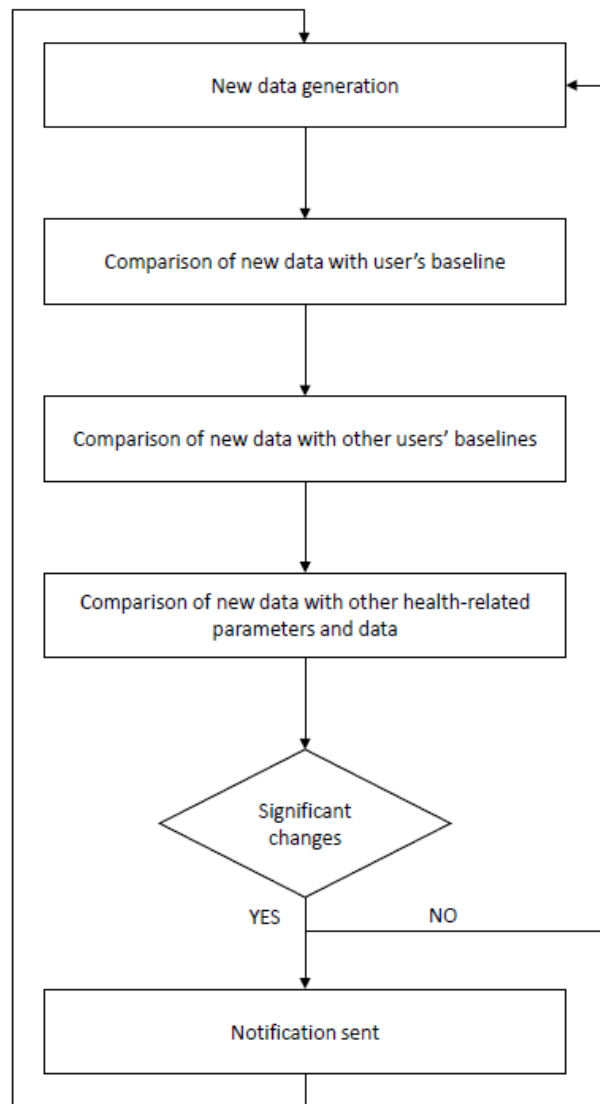


Figure. Flow diagram for detecting changes in a user's data. Source: own elaboration.

First, it is necessary to calculate the trend of the time series to verify that it is null in the short term and to verify that the new measurements are not outliers.

It is also necessary to evaluate whether the new values that are incorporated into the history are a logical continuation of the time series. That is, the value of a variable recorded on day t is as expected, taking into account the values of previous days $t - 1, t - 2, \dots, t - n$. In this work it is proposed to treat the historical ones as time series and to use autoregressive models to predict the “logical” values that should be recorded. The model generates a confidence interval so that if the new values to be added are not in that interval, it can be assumed that change is occurring, and would therefore be reported.

However, given the interdependencies that exist between the different variables considered by their relativity to an individual's health and routine, it must also be verified that the value of a variable on day t is as expected, taking into account the values of all the other variables in previous days. For this, it is necessary to use a method that allows working with multidimensional data sets and non-linear relationships between the different variables that compose them. This work chooses a multilayer perceptron, a generalized version of the simple perceptron, considered a universal approximator²⁰ in that it allows us to approximate any continuous function in the space \mathbb{R}^n .

Once the system has been described and its proper operation validated, an evaluation of the scope of the system is proposed, This requires identification of the primary issues that appear at the implementation stage of the system, in light of the current legislative context and low levels of digitization in the health sector. Firstly, the lack of a clear and specific regulatory framework for this area is evident, complicating implementation of the system. In addition, the use of very sensitive information, inherent in the systems operation, raises ethical questions concerning the privacy of user data. In that regard, it is essential to establish a cybersecurity process that instils trust and confidence to the user, through the application of the NIST framework²¹. It is also proposed to include digital certificates to meet the authenticity criteria.

Finally, in order to commercialize the system, it is necessary to study the option of securing Industrial Property protection for the system by requesting a Utility Model²². The necessary documents will be completed, and in particular, a list of system claims will be drawn up. Assuming that the system would be the only one of its kind on the market, a business model can be developed based on the potential customers identified and the most appropriate pricing model.

²⁰ Csáji, B.C., 2001.

²¹ National Institute of Standard and Technology, version 1.1., 2018.

²² According to the Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

Memoria

CONTENIDOS

| | |
|--|-----|
| 1. INTRODUCCIÓN | 16 |
| 2. ESTADO DEL ARTE..... | 22 |
| 2.1. EL USO DE LA INFORMACIÓN PERSONAL..... | 24 |
| 2.2. ANÁLISIS DE SISTEMAS DE DIAGNÓSTICO EXISTENTES..... | 27 |
| 2.2.1. Aplicaciones móviles..... | 27 |
| 2.2.2. Patentes..... | 34 |
| 3. DISEÑO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE DETERIORO COGNITIVO..... | 43 |
| 3.1. VARIABLES DE ENTRADA | 45 |
| 3.1.1. Información sobre el usuario | 45 |
| 3.1.2. Aportación del médico..... | 55 |
| 3.1.3. Otra información relevante | 55 |
| 3.2. VARIABLES DE SALIDA..... | 56 |
| 3.3. LÓGICA DEL MODELO | 58 |
| 3.3.1. Detección de un cambio de tendencia..... | 59 |
| 3.3.2. Detección de valores discordantes..... | 65 |
| 3.4. ARQUITECTURA DEL SISTEMA | 67 |
| 4. VALIDACIÓN DEL MODELO..... | 71 |
| 4.1. CONJUNTO DE DATOS UNIDIMENSIONAL..... | 72 |
| 4.2. CONJUNTO DE DATOS MULTIDIMENSIONAL | 77 |
| 4.3. SIMULACIÓN DE DETECCIÓN DE DETERIORO COGNITIVO | 84 |
| 4.3.1. Análisis de tendencia en el corto plazo..... | 85 |
| 4.3.2. Comprobación de la continuidad de la serie temporal..... | 86 |
| 4.3.3. Análisis multivariable | 87 |
| 5. ALCANCE DEL SISTEMA | 90 |
| 5.1. LA FALTA DE UN MARCO REGULATORIO..... | 91 |
| 5.2. PRIVACIDAD, SEGURIDAD Y CONFIDENCIALIDAD | 92 |
| 5.3. DISEÑO CENTRADO EN EL USUARIO Y EQUIPOS INTERDISCIPLINARIOS | 96 |
| 6. PROPIEDAD INDUSTRIAL Y MODELO DE NEGOCIO | 99 |
| 6.1. PROPIEDAD INDUSTRIAL..... | 100 |
| 6.2. MODELO DE NEGOCIO..... | 102 |
| 6.2.1. Potenciales clientes | 102 |
| 6.2.2. Modelo de precios..... | 103 |
| 6.2.3. Viabilidad económica y proyección de flujos de caja | 104 |

| | | |
|----|--|-----|
| 7. | CONCLUSIONES Y DESARROLLOS FUTUROS | 107 |
| 8. | BIBLIOGRAFÍA | 111 |
| 9. | ANEXOS | 115 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1. Evolución de los tiempos de reacción según los estímulos. Fuente: Ghajar, J., 2008.. | 38 |
| Figura 2. Funcionamiento del sistema. Fuente: elaboración propia..... | 58 |
| Figura 3. Descomposición una serie temporal. Fuente: Hyndman, R., Athanasopoulos, G., 2018. | 61 |
| Figura 4. Metodología Box-Jenkins para el empleo de modelos ARIMA. Fuente: Box, G., Jenkins, G., et al., 2015. | 62 |
| Figura 5. Estructura de un perceptrón multicapa en el caso de una capa oculta. Fuente: Scikit- Learn. | 63 |
| Figura 6. Estructura del sistema y elementos hardware que lo componen. Fuente: elaboración propia. | 68 |
| Figura 7. Funcionamiento del módulo de transmisión de datos a la nube. Fuente: elaboración propia. | 69 |
| Figura 8. Horas de sueño del usuario por día, durante 500 semanas. Fuente: elaboración propia. | 73 |
| Figura 9. Análisis de residuos. Fuente: elaboración propia. | 74 |
| Figura 10. Test de Ljung-Box para el modelo ARIMA(5,1,1)(0,0,0)[7]. Fuente: elaboración propia. | 75 |
| Figura 11. Predicciones para la serie temporal, en azul. Fuente: elaboración propia. | 75 |
| Figura 12. Predicciones e intervalos para un nivel de confianza del 80%. Fuente: elaboración propia. | 76 |
| Figura 13. Conjuntos de datos creados para cada una de las variables enumeradas anteriormente. De arriba abajo y de izquierda a derecha: el número de horas de sueño, el número de pasos diarios, el número de horas en el lugar de trabajo, la velocidad de tecleo, la velocidad de lectura, el número de horas en redes sociales, el tono de la voz, la duración de las llamadas, el peso. Fuente: elaboración propia. | 79 |
| Figura 14. Primera iteración en el proceso de ajuste del perceptrón multicapa. Fuente: elaboración propia. | 80 |
| Figura 15. Obtención de un mínimo local para la raíz del error cuadrático medio. Fuente: elaboración propia. | 81 |
| Figura 16. Estructura del perceptrón multicapa. Fuente: elaboración propia. | 81 |
| Figura 17. Análisis de sensibilidad. Fuente: elaboración propia. | 82 |
| Figura 18. Análisis de residuos del modelo. Fuente: elaboración propia. | 83 |
| Figura 19. Conjunto de datos para la variable de velocidad de uso del teclado. Fuente: elaboración propia. | 84 |
| Figura 20. Test de Ljung-Box para el modelo ARIMA(0,1,1)(1,1,0)[7]. Fuente: elaboración propia. | 86 |
| Figura 21. Predicciones e intervalos para un nivel de confianza del 80%. Fuente: elaboración propia. | 86 |
| Figura 22. Optimización del RMSE. Fuente: elaboración propia. | 87 |
| Figura 23. Estructura del perceptrón. Fuente: elaboración propia. | 88 |
| Figura 24. Procedimiento para la elaboración de un marco regulador. Fuente: elaboración propia. | 91 |
| Figura 25. Funciones y categorías del marco NIST. Fuente: NIST, 2018. | 93 |
| Figura 26. Sistema de firma digital. Fuente: elaboración propia. | 94 |
| Figura 27. Conjunto no exhaustivo de partes que colaboran en el desarrollo del sistema de detección de deterioro cognitivo. Fuente: elaboración propia. | 96 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|----|
| Tabla 1. Categorías de capacidades cognitivas y utilidades. Fuente: Wohlfahrt-Laymann et al., 2019..... | 17 |
| Tabla 2. Niveles de uso de información personal. Fuente: Rooksby et al., 2015. | 25 |
| Tabla 3. Dificultades encontradas a la hora de utilizar aplicaciones de PI. Fuente: Rapp et al., 2016..... | 26 |
| Tabla 4. Aplicaciones para el diagnóstico y la evaluación de deterioro cognitivo. Fuente: elaboración propia..... | 29 |
| Tabla 5. Ejemplo de variables que caracterizan el uso de una aplicación. Fuente: Dagum, 2017. | 40 |
| Tabla 6. Ejemplo de base de datos de parámetros de monitorización. Fuente: Stevens, M., Wilson, J., 2104..... | 41 |
| Tabla 7. Variables de tipo “fisiología”. Fuente: elaboración propia..... | 46 |
| Tabla 8. Variables de tipo “actividad física”. Fuente: elaboración propia..... | 47 |
| Tabla 9. Variables de tipo “ubicación”. Fuente: elaboración propia. | 48 |
| Tabla 10. Variables de tipo “uso móvil”. Fuente: elaboración propia. | 49 |
| Tabla 11. Variables de tipo “lectura”. Fuente: elaboración propia. | 49 |
| Tabla 12. Variables de tipo “búsqueda web”. Fuente: elaboración propia. | 50 |
| Tabla 13. Variables de tipo “audio”. Fuente: elaboración propia. | 51 |
| Tabla 14. Variables de tipo “llamada”. Fuente: elaboración propia. | 52 |
| Tabla 15. Variables de tipo “SMS”. Fuente: elaboración propia. | 52 |
| Tabla 16. Variables de tipo “Email”. Fuente: elaboración propia. | 52 |
| Tabla 17. Variables de tipo “dieta”. Fuente: elaboración propia. | 53 |
| Tabla 18. Variables de tipo “medicación”. Fuente: elaboración propia. | 53 |
| Tabla 19. Nuevos valores que añadir al histórico. Fuente: elaboración propia. | 85 |
| Tabla 20. Comparación entre los valores reales y las predicciones de las velocidades de uso del teclado. Fuente: elaboración propia. | 88 |

1. INTRODUCCIÓN

La Organización Mundial de la Salud publica en 2017²³ que el 15% de los mayores de 60 años sufren algún trastorno neuropsiquiátrico, siendo la demencia y la depresión los más comunes. También se estima que entre 2015 y 2050, la proporción de personas mayores casi se duplicaría, pasando de 900 millones a 2.000 millones. Así, se espera que el número de casos de este tipo de trastornos aumente drásticamente en las próximas décadas. Únicamente para el caso de la demencia, se predicen un aumento de los casos desde los 42,3 millones en 2020 hasta los 115,4 millones en 2050²⁴.

A pesar de los numerosos tratamientos que se han desarrollado para afrontar estas enfermedades, ninguno de ellos las cura o revierte, simplemente las retrasa y atenúan sus consecuencias. Se trata por lo tanto de una amenaza clara a la calidad de vida de los enfermos y de sus cuidadores, que no siempre son profesionales, puesto que estos trastornos suponen muchas limitaciones en el desempeño de actividades del día a día. Por otra parte, este tipo de tratamientos consumen un gran número de recursos y tienen altos costes²⁵, que aumentan con la gravedad de la enfermedad²⁶. El desarrollo de sistemas de diagnóstico temprano es un desafío mundial, para limitar las consecuencias negativas de estas enfermedades en la sociedad y para asegurar el bienestar de las futuras generaciones mayores.

El deterioro cognitivo leve, también conocido como demencia incipiente o deterioro cognitivo aislado, es un nivel intermedio entre el deterioro natural esperado por el envejecimiento y el deterioro provocado por enfermedades serias como la demencia. Este nivel es lo suficientemente avanzado para provocar cambios relevantes en el desempeño de ciertas actividades, pero no para impedir su realización. La mayoría de los métodos de diagnóstico actuales se centran en detectar esta fase, puesto que aún permite frenar el avance del deterioro.

Existen numerosas capacidades cognitivas, y todas ellas son necesarias para ejecutar de manera normal una actividad diaria. Wohlfahrt-Laymann et al.²⁷ proponen una

²³ Organización Mundial de la Salud, “La salud mental y los adultos mayores”.

²⁴ Prince, M., Bryce, R., Albanese, E., Wimo, A., Ribeiro, W., Ferri, C. P., 2013.

²⁵ Wimo, A., Jönsson, L., Bond, J., Prince, M. Winblad, B., 2013.

²⁶ Wimo, A., Jönsson, L., Winblad, B., 2006.

²⁷ Wohlfahrt-Laymann, J., Hermens, H., Villalonga, C. et al., 2019.

clasificación muy general: se distinguen las capacidades de percepción, atención, memoria, habilidades lingüísticas, procesamiento espacial-visual y funciones ejecutivas. La Tabla 1 muestra cuál es la utilidad de cada una de las capacidades mencionadas, y un ejemplo de actividad diaria para la cual se emplea. De esta manera, se puede afirmar que el deterioro cognitivo se puede detectar mediante el análisis de desempeño de actividades habituales y cotidianas.

| Capacidad cognitiva | Utilidad | Ejemplo actividad |
|-------------------------------------|---|---|
| Percepción | Reconocimiento e interpretación de aportes sensoriales | Identificar el sonido de un teléfono |
| Atención | Concentración y tomar conocimiento de los objetos | Leer y escribir |
| Memoria | Almacenamiento de información, extracción de conocimiento | Aprender y recordar |
| Habilidades lingüísticas | Expresar y comprender palabras | Hablar y escuchar |
| Procesamiento espacio-visual | Orientación en el espacio | Entender la organización de una habitación |
| Funciones ejecutivas | Inhibición de comportamientos, memoria operativa | Resistir a impulsos, entender problemas matemáticos |

Tabla 1. Categorías de capacidades cognitivas y utilidades. Fuente: Wohlfahrt-Laymann et al., 2019.

Sin embargo, el diagnóstico de enfermedades mentales se realiza una vez ya se han detectado síntomas, lo que deja muy poco margen para un tratamiento eficaz. Está demostrado que, cuanto antes se administran las medicaciones, más efectivas son y más retrasan el desarrollo de la enfermedad, por lo que un diagnóstico precoz es clave para mejorar la calidad de vida y el bienestar de los pacientes. Una de las principales razones por las cuales el diagnóstico es tan tardío es porque la realización de pruebas como el Mini Examen del Estado Mental, en inglés *Mini-mental state examination* (MMSE)²⁸, necesita de la presencia de un especialista, responsable de explicar la estructura de la prueba y de guiar al paciente a lo largo de la evaluación. Y, aunque el MMSE es relativamente rápido de hacer, siendo esta una de las claves de su gran éxito en el ámbito del seguimiento cognitivo, ya que se puede completar en 5 o 10 minutos, su ejecución supone un enorme consumo de recursos humanos, lo que limita la recurrencia de las pruebas. Así pues, dada la ausencia de cura y las limitaciones de recursos, es indispensable desarrollar nuevas estrategias de diagnóstico para maximizar el bienestar de los pacientes y para favorecer su independencia.

²⁸ Folstein, M.F., Folstein, S.E., McHugh, P.R., 1975.

En este contexto, la integración de nuevas tecnologías ofrece un gran potencial para hacer frente a las limitaciones mencionadas anteriormente, y, en particular, la atención está centrada en la tecnología móvil por tres razones principales. En primer lugar, la democratización del teléfono móvil que se ha producido en los últimos años ha aumentado la penetración de esos dispositivos a nivel mundial. Además, las mejoras tecnológicas son sustanciales entre un modelo y posterior, cada vez están más equipados de sensores y ofrecen nuevas funciones que nunca antes habían estado al alcance de todo el mundo. Por último, se trata un dispositivo que acompaña a su propietario a todas partes, por lo que se puede rastrear integralmente su día a día y caracterizar fácilmente su rutina. La Salud móvil, en inglés *mHealth*, según la definición de la OMS, combina el conjunto de las herramientas de un terminal telefónico, como son el servicio de voz o el servicio de mensajería, con otras funciones más complejas como los servicios de comunicación móvil o el servicio de navegación, para mejorar el bienestar de las personas mediante una reducción del coste de la atención médica y avances en investigaciones del ámbito sanitario. Los teléfonos móviles y los *wearables*²⁹ asociados, como los relojes inteligentes, permiten un monitoreo continuo del individuo, y ya se han utilizado anteriormente para tratar enfermedades como la diabetes³⁰, la obesidad³¹ o el estrés³². Aproximadamente, hay más de 50.000 aplicaciones relacionadas con la salud disponibles para teléfonos móviles, y la mayoría son gratuitas³³.

La Salud móvil ofrece numerosos beneficios que optimizan la eficiencia del sistema sanitario tradicional. A continuación, se enumeran y detallan los más relevantes para este proyecto.

Aumento de la densidad de los datos recogidos

La tecnología móvil permite obtener datos a velocidades de muestreo muy altas, que, junto con su almacenamiento en forma de series temporales, permite realizar análisis mucho más potentes y fiables. Así, se ha verificado que el desempeño de las actividades es mucho más fácil de caracterizar, puesto que no hace falta reconstruirlas a partir de medidas discontinuas. También se pueden observar patrones más sutiles, como por ejemplo pequeños temblores de las manos recurrentes, pero poco frecuentes, que no sean detectables si no se lleva a cabo una monitorización continua. Allard et al.³⁴ afirman que las herramientas tradicionales de diagnóstico no son capaces siempre de detectar los empeoramientos sensibles en las funciones cognitivas a causa de la variación natural que existe en el momento de la prueba. Sin embargo, la repetición de las evaluaciones que permiten los teléfonos móviles podría ofrecer resultados más fiables.

²⁹ Dispositivo electrónico que se incorpora en alguna parte del cuerpo y que interactúa de manera continua con el usuario.

³⁰ Quinn, C.C., Shardell, M., Terrin, M., Barr, E., Ballew, S., Gruber-Baldini, A.L., Cluster, A., 2011.

³¹ Patrick, K., Raab, F., Adams, M., et al., 2009.

³² Plarre, K., Rajj, A.B., Hossain, M., et al., 2011.

³³ Xu, W., Liu, Y., 2015.

³⁴ Allard, M., Husky, M., Catheline, G., Pelletier, A., Dilharreguy, B., Amieva, H., Swendsen, J., 2014.

Por otra parte, también es posible distinguir variabilidades tanto en el histórico de un individuo, como entre diferentes individuos. Además, se pueden hacer comparaciones con parámetros de interés que ya se han establecido gracias a otros estudios sobre el tema, como por ejemplo el número de veces que parpadea un individuo por minuto.

Análisis de datos en tiempo real

La tecnología móvil permite acumular datos en todo momento, sin necesidad de visitas tradicionales al médico, de manera que se acelera el proceso de evaluación del paciente y, por lo tanto, la obtención de resultados es más rápida. La rapidez en el diagnóstico siempre es una gran ventaja a la hora de hacer frente a estas enfermedades.

Procesamiento de datos, métodos analíticos

Tanto la recogida masiva de datos como su procesamiento en tiempo real necesitan la utilización de métodos nunca antes utilizados en el ámbito sanitario. Las nuevas herramientas de análisis de datos como el *Machine Learning* pueden agilizar el proceso de toma de decisiones mediante métodos de clasificación y en la extracción de patrones en series temporales. Incluso se pueden utilizar modelos de predicción en tiempo real para adelantarse a las variaciones en los parámetros recogidos.

Unificación de la información y creación de conjuntos de datos integrados

La combinación de datos de diferentes sensores y, por lo tanto, de diferente naturaleza, permite reducir el error y explorar vínculos entre factores no identificados. Estos conjuntos de datos tan completos permiten la realización de ensayos en condiciones reales, y así fortalecer la validez y la fiabilidad de los resultados de análisis estadísticos.

En resumen, el seguimiento continuo del paciente aumenta la fiabilidad de los datos y su estudio de en tiempo real puede llevar a decisiones más rápidas y optimizadas. Además, los servicios de monitoreo remoto ofrecen visibilidad en directo de las vitales del paciente y reducen el tiempo de reacción para resolver eventos no deseados.

En vista de lo anteriormente expuesto, el objetivo de este trabajo es desarrollar un sistema de detección de deterioro cognitivo mediante el uso de tecnología móvil. 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.

La idea fundamental es la creación de un histórico personal para cada uno de los usuarios, basado en los datos que se pueden extraer mediante los sensores que se encuentran en un teléfono móvil o *wearables* asociados (un reloj inteligente o *smartwatch*, zapatillas de deporte con GPS incorporado, etc...). El análisis periódico de

los datos posibilita la identificación de modificaciones en las costumbres del usuario, o en el desempeño de ciertas actividades rutinarias. Estos cambios, aunque sutiles, alertarían al médico responsable de que habría que hacer un estudio más profundo para entender por qué se ha producido esa modificación. De esta manera, se facilitaría la detección temprana de trastornos neuropsiquiátricos y se mejoraría la calidad de vida de las personas mayores.

Tras presentar brevemente las implicaciones del deterioro cognitivo y evidenciar la necesidad de nuevos sistemas de detección precoz, se concluye que los beneficios que ofrecen los sistemas de Salud móvil pueden ser la solución para el diagnóstico de trastornos neuropsiquiátricos.

El presente Trabajo tiene como objetivo desarrollar un sistema de detección de deterioro cognitivo, y está estructurado de la siguiente manera.

El Capítulo 2 crea un marco teórico-práctico que recoge los principales antecedentes en el ámbito del diagnóstico de trastornos mentales mediante el uso de tecnologías móviles.

A continuación, en el Capítulo 3, se propone un sistema de detección de deterioro cognitivo de manera exhaustiva: se identifican las variables de entrada y de salida y se detalla su arquitectura y su funcionamiento, que se valida posteriormente en el Capítulo 4 mediante un conjunto de datos generados para la simulación.

En el Capítulo 5 se evalúa el alcance real del sistema teniendo en cuenta el contexto actual en cuanto a digitalización del sector y enfatizando especialmente en la importancia de la privacidad y la seguridad de los datos recogidos.

Después, en el Capítulo 6, se elabora un modelo de negocio para el sistema, identificando los clientes potenciales y usuarios finales, y proponiendo un sistema de tarificación y analizando su viabilidad económica. También se expone la necesidad de solicitar un sistema de protección para poder comercializar este sistema.

El Capítulo 7 recoge las principales conclusiones extraídas del Trabajo y propone posibles desarrollos futuros para la continuación del proyecto.

Finalmente, en la bibliografía del Capítulo 8 se cataloga el conjunto de recursos empleados a lo largo de la elaboración del Trabajo.

2. ESTADO DEL ARTE

La utilización de nuevas tecnologías en el ámbito sanitario no es ninguna novedad. Los robots en quirófano, las prótesis y tejidos creados mediante fabricación aditiva, o los tratamientos de cáncer basados en modelos de aprendizaje por refuerzo son sólo algunos ejemplos de las potenciales mejoras que pueden aportar las nuevas tecnologías al sector. Como ya se ha comentado, los teléfonos móviles reúnen unas características muy particulares que pueden ser de gran ayuda para la asistencia personal y generalizada de los pacientes, y, en particular, en el cuidado de la salud mental. Existen muchas aplicaciones ya en el mercado para atender a los pacientes afectados por trastornos neuropsiquiátricos, para administrar tratamientos personalizados y para llevar a cabo un seguimiento continuo y riguroso del avance de la enfermedad. Sin embargo, si bien se han realizado progresos significativos en tratamiento y seguimiento, los estudios en materia de diagnóstico y detección siguen siendo escasos.

La salud mental está “relacionada con la promoción del bienestar, la prevención de trastornos mentales y el tratamiento y rehabilitación de las personas afectadas por dichos trastornos”³⁵, por lo que abarca enfermedades y trastornos muy diferentes, entre los cuales se encuentran la demencia, la depresión, la ansiedad, los trastornos bipolares, la psicosis, el autismo, etc. La gran mayoría de los estudios que se han encontrado se centran en la demencia, pero existen otros sistemas dedicados a hacer frente a enfermedades como son el autismo o la anorexia.

Dado que el objetivo de este trabajo es desarrollar un sistema de detección precoz de trastornos mentales, primero es imprescindible analizar los avances que ya se han realizado en este ámbito. Así, el objetivo de este capítulo es dar un contexto al ámbito de la Salud móvil en cuanto a enfermedades mentales. En primer lugar, es necesario estudiar cuál es el uso que le dan los propietarios de teléfonos móviles a la información que les proporcionan sus dispositivos, para entender cuáles son las necesidades del usuario final. Por otra parte, hay que tener una visión global de cómo son las aplicaciones que tienen un objetivo similar y que ya se han utilizado en estudios con pacientes, para analizar sus ventajas y sus desventajas. En este caso, habrá que considerar tanto los artículos

³⁵ Organización Mundial de la Salud, consultado en 2020. *Salud mental*.

científicos al respecto, como las patentes que ya se han solicitado y que proponen invenciones que puedan servir para el sistema que se pretende desarrollar.

2.1. EL USO DE LA INFORMACIÓN PERSONAL

Dado que el objetivo del sistema es detectar de manera precoz un deterioro cognitivo, es necesario que el usuario comience a utilizar el sistema cuando está sano y no es consciente de poder padecer trastornos mentales en el medio o largo plazo. Por ello es necesario un compromiso por parte del usuario para integrar la utilización del sistema en su día a día, para asegurar una continuidad en la recogida de datos y así, la fiabilidad de los resultados obtenidos. Aunque se pretende automatizar al máximo la recogida de los datos para que el proceso sea lo menos invasivo posible, es necesario saber cuál es el uso actual que se le da a este tipo de sistemas, cuál es la utilidad que realmente perciben los usuarios al utilizarlos, y cuáles son las limitaciones que les impiden integrarlos completamente en sus actividades diarias.

La recogida de datos y su interpretación para hacer un seguimiento de nuestra salud y bienestar a nivel doméstico es una práctica con una larga historia. Por ejemplo, a principios del siglo XX, las balanzas se traspasan de las consultas de los médicos hasta los hogares para supervisar la evolución de peso de manera más frecuente. Hoy en día, el uso de sistemas para monitorización personal es cada vez mayor, y este crecimiento se ha visto fuertemente impulsado por la aparición de nuevas tecnologías, y en particular de la tecnología móvil. Los avances tecnológicos en sensores y dispositivos portátiles han generado nuevas oportunidades para el almacenamiento y la evaluación de información personal.

Ya en 2010, Li et al.³⁶ definen los sistemas de *Personal Informatics* (PI) como aquellos que permiten recoger información relevante a nivel individual con el fin de favorecer la autorreflexión y potenciar el autoconocimiento. Partiendo de esta definición, desarrollan un modelo basado en cinco fases consecutivas que atraviesan los usuarios cuando utilizan las herramientas de PI: (1) preparación, durante la cual empiezan a recoger información personal, (2) recogida, cuando reúnen datos sobre ellos mismos, (3) integración, cuando la información acumulada se transforma para que el usuario pueda utilizarla, (4) reflexión, cuando el usuario hace autorreflexión sobre los datos que ha recogido y (5) acción, cuando el usuario modifica sus hábitos y sus costumbres conforme a los hallazgos generados por el autoconocimiento. Sin embargo, si bien la disponibilidad de estos sistemas es cada vez mayor gracias a la democratización de los teléfonos móviles, el uso que le dan los usuarios y la utilidad percibida no siempre es la misma. Rooksby et al.³⁷ distinguen diferentes niveles a la hora de hacer uso de la información personal, mostrados en la Tabla 2. También introducen el concepto de *Lived Informatics*, para referirse a las prácticas reales, es decir, que el usuario utiliza los hallazgos extraídos de la recolección de sus datos personales para integrarlos en sus hábitos diarios. En el marco de este estudio, para que el sistema de detección de deterioro cognitivo tenga un impacto real sobre la salud del

³⁶ Li, I., Dey, A.K., Forlizzi, J., 2010.

³⁷ Rooksby, J., Rost, M., Morrison, A., Chalmers M., 2015.

usuario, es fundamental que entienda y asimile los resultados proporcionados para modificar sus hábitos si fuera necesario.

| Nivel de uso de información personal | Utilidad percibida |
|--------------------------------------|-------------------------------|
| Directivo | Cumplir un objetivo |
| Documental | Registrar actividades |
| Diagnóstico | Asociar diferentes parámetros |
| Recopilar logros | Reunir incentivos |
| Fetichista | Simple interés en tecnología |

Tabla 2. Niveles de uso de información personal. Fuente: Rooksby et al., 2015.

Para analizar la percepción real de utilidad de los sistemas de PI e identificar las limitaciones que los usuarios observan al hacer uso de estos sistemas, Rapp et al.³⁸ llevan a cabo un estudio con 14 participantes que comparten las siguientes características: (a) no tienen necesidades particulares para almacenar sus datos personales o para cambiar sus hábitos, (b) no tienen conocimientos específicos sobre auto seguimiento y (c) no tienen experiencia previa en herramientas de PI. Salvo por la falta de experiencia con este tipo de herramientas, es un grupo de individuos muy similares a los usuarios finales a los que se dirige el sistema que se pretende desarrollar con este trabajo. Por ello, los resultados del estudio pueden ser muy relevantes para el diseño de nuestro sistema, en particular para fomentar la percepción de utilidad y para identificar cuáles son los requisitos que se deben incluir en el diseño. En el estudio de Rapp et al., se dividen los participantes en dos grupos y se les asignan dos tipos de herramientas de PI: el primer grupo utiliza un *wearable* que monitorea la actividad física, el sueño, la comida y el estado de ánimo, y el segundo grupo utiliza tres aplicaciones en sus *smartphones*, que recogen datos sobre sueños, sueño, movimientos, ubicaciones, actividad física, comida y calorías. En ambos grupos se recogen datos de manera automatizada mediante sensores integrados en el móvil y de manera manual mediante pequeños cuestionarios. Durante el estudio se realizan varias entrevistas a los participantes para analizar sus sensaciones durante el uso de estas aplicaciones. De manera general, los participantes experimentaron múltiples dificultades durante la utilización de la aplicación, dificultades que se recogen en la Tabla 3. De este estudio se extraen las siguientes conclusiones, que se tendrán en cuenta a la hora de determinar los requisitos de diseño del sistema. La recogida de los datos no invasiva es fundamental para asegurar la aceptación de la aplicación por parte del usuario. Además, es importante que los resultados se presenten de manera clara, concisa y que se proporcionen sugerencias personalizadas para facilitar la incorporación de estas

³⁸ Rapp, A., Cena, F., 2016.

recomendaciones en el día a día, para poder así incrementar la percepción de utilidad de la aplicación.

| Fases de uso | Problemas encontrados |
|---------------------|---|
| Monitorizar | <p>La recogida de datos manual es onerosa y no se percibe que tenga efectos beneficiosos, por lo que, por olvidos, falta de tiempo o motivación, muchos participantes no rellenaban los datos requeridos. Además, dependiendo de las circunstancias no siempre es socialmente correcto utilizar el móvil para introducir los datos.</p> <p>La recogida de datos automática no siempre es adecuada o estéticamente apta para todas las situaciones.</p> |
| Gestionar | <p>La falta de integración de los datos no permite la vinculación de las variables que se monitorizan. Cuando se introduce en diferentes aplicaciones, la información está repartida en varios lugares, por lo que es complicado encontrar correlaciones entre los datos. Pero incluso cuando se encuentran en la misma aplicación, la impresión generalizada es que los datos están simplemente.</p> <p>La necesidad de controlar mejor los datos personales también fue subrayada por los participantes del estudio, lo que resalta la importancia de la privacidad en este tipo de aplicaciones.</p> |
| Visualizar | <p>Una abstracción excesiva de los datos supone un problema, puesto que existe muchos usuarios son reacios a la interpretación de gráficos y de números, prefiriendo maneras más concretas e intuitivas para la presentación de datos cuantitativos.</p> <p>La síntesis de los datos y la propuesta de sugerencias para el día a día son fundamentales.</p> |
| Utilizar | <p>La percepción de la utilidad de este tipo de seguimiento resulta ser relativamente baja: la relación coste/beneficio percibida es muy baja, puesto que los participantes no sienten la motivación para integrar estas herramientas en sus rutinas y en sus objetivos.</p> |

Tabla 3. Dificultades encontradas a la hora de utilizar aplicaciones de PI. Fuente: Rapp et al., 2016.

2.2. ANÁLISIS DE SISTEMAS DE DIAGNÓSTICO EXISTENTES

Tras analizar cuál es el uso real de la información y la percepción de utilidad de este tipo de aplicaciones, ahora se detallarán los sistemas con objetivos similares al que se quiere diseñar que se han encontrado en diferentes bases de datos. Estos sistemas se han agrupado según su naturaleza, es decir, si son aplicaciones o si son invenciones registradas como patentes.

2.2.1. Aplicaciones móviles

Las aplicaciones que se han encontrado se han clasificado en dos grandes grupos: las aplicaciones de detección y evaluación, y las aplicaciones de tratamiento y seguimiento. Se recuerda que el objetivo de este estudio es diseñar un sistema que pretende detectar estos deterioros, y no hacer un seguimiento o mejorar los síntomas de los pacientes, pero es interesante ver sobre qué aspectos trabajan las aplicaciones de tratamiento, puesto que serán aspectos también relevantes para la detección.

2.2.1.1. *Para el diagnóstico y evaluación de deterioro cognitivo*

Como ya se ha adelantado al principio del capítulo, no se han encontrado muchos estudios de sistemas para detectar el deterioro cognitivo de manera precoz, y además no todos estos sistemas se han considerado realmente útiles. Por ello, también se han incluido estudios en los que se analizan aplicaciones para evaluar la capacidad cognitiva del usuario. En la Tabla 4 se presentan estas aplicaciones, sus objetivos y las conclusiones principales que se han extraído tras su uso.

El deterioro cognitivo se produce por motivos biológicos que todavía hoy no se han conseguido esclarecer. En el momento en el que consiga identificar y entender la raíz del problema, el diagnóstico será mucho más fácil, puesto que se sabrá qué hay que detectar exactamente en un paciente para poder afirmar que está enfermo. Es por ello por lo que se han hecho estudios para intentar relacionar la aparición de deterioro cognitivo con razones biológicas, como cuando tratan de encontrar una relación entre el deterioro y la morfología cerebral de un individuo³⁹.

³⁹ Allard, M., Husky, M., Catheline, G., Pelletier, A., Dilharreguy, B., Amieva, H., Swendsen, J., 2014.

| Autor y año | Tipo de estudio y objetivo | Dispositivo, aplicación y funciones | Participantes | Resultados |
|------------------------------|---|---|---|--|
| Allard et al. (2014) | Estudio de cohorte; Identificar las correlaciones que existen entre el deterioro cognitivo y la morfología del cerebro | Personal Digital Assistant (PDA); Preguntas sobre el día a día de los usuarios | 60 personas mayores de 65 años | Los parámetros que se extraen de las imágenes por resonancia magnética están significativamente relacionados con el desempeño en pruebas de memoria semántica a través de un PDA. La evaluación mediante tecnología móvil podría ser un complemento para los métodos tradicionales de detección. |
| Zygoris et al. (2015) | Ensayo controlado aleatorio; Evaluar si el Supermercado Virtual, una aplicación de entrenamiento cognitivo mediante realidad virtual, puede usarse como herramienta de detección de DCL | Ordenador; Virtual Supermarket, aplicación de realidad virtual | | Los resultados indican que la aplicación clasifica los pacientes con DLC y los sanos con un 87,3% de clasificaciones correctas, pero sin embargo no es capaz de distinguir las sub-categorías de DLC |
| Ruano et al. (2016) | Ensayo controlado aleatorio; Desarrollar una prueba en una aplicación web para evaluar y monitorizar la función cognitiva del usuario. | Ordenador; <i>Brain on Track</i> , 6 pruebas: atención, memoria, función ejecutiva, lenguaje, habilidad constructiva y procesamiento espacial | Ensayo I: 176 participantes (sanos y diagnosticados con DCL), Ensayo II: 129 participantes | Es consistente, tiene una buena capacidad de clasificación y es fiable cuando se realiza en los hogares de los usuarios. |
| Nirjon et al. (2014) | Estudio de utilidad; Proporcionar un examen de valoración de demencia cómodo, automatizado y fácil de llevar a cabo en casa | Teléfono móvil; <i>MOBI-COG App</i> , tres tareas: recordar palabras, dibujar relojes y | 7 adultos sanos, de entre 25 y 35 años | Precisión del 99,53% en la clasificación de relojes para la segunda tarea. |

| Autor y año | Tipo de estudio y objetivo | Dispositivo, aplicación y funciones | Participantes | Resultados |
|-------------------------|--|---|---|--|
| Zorluoglu et al. (2015) | Trabajo conceptual; Evaluar las capacidades cognitivas mediante el uso de varias pruebas de evaluación de funciones cognitivas | Teléfono móvil; Mobile Cognitive Screening (MCS) App: aritmética, orientación, abstracción, atención, memoria, lenguaje, visual, y funciones de ejecución | 23 participantes (9 sanos y 14 diagnosticados con demencia) | Correlación con la prueba MoCA ($r^2=0,57$) e identificación de las funciones cognitivas útiles para la clasificación de los pacientes sanos y los enfermos. |
| Sindi et al. (2015) | Estudio CAIDE*; Predecir el riesgo de padecer demencia a través de la aplicación de riesgo CAIDE. | No precisado; CAIDE Risk Score App | 4 muestras aleatorias de población independientes | Área bajo la curva ROC de 0,77. |

Tabla 4. Aplicaciones para el diagnóstico y la evaluación de deterioro cognitivo. Fuente: elaboración propia

Al comenzar el estudio, los participantes realizan una serie de pruebas como el MMSE, para asignarles un nivel de rendimiento cognitivo, y el *Isaacs Set Test*⁴⁰ y el *Wechsler Similarities test* (Wechsler D, 1981), para evaluar sus capacidades de memoria semántica. El siguiente paso se lleva a cabo 2 años y medio después, cuando se les hace una resonancia magnética del cerebro y se comienza un periodo de monitorización de una semana. Esta monitorización se realiza a través de un PDA, con la ejecución de cinco pruebas diferentes al día, pruebas en general cortas, de duración máxima dos minutos, en las que se pregunta al participante sobre sus actividades, su comportamiento, su ubicación y la compañía que han tenido. Además, se realizan pruebas cortas de memoria semántica de manera aleatoria durante el periodo de monitorización. Tras recoger todos estos datos, se estudia si existe una correlación entre los resultados de las pruebas neuropsicológicas y las características que presentan las resonancias magnéticas cerebrales de los participantes. Los resultados indican que la frecuencia de las respuestas correctas a las pruebas semánticas está significativamente relacionada con el volumen del hipocampo, pero no con el tamaño del núcleo caudado. Por otra parte, se analiza la influencia que tienen algunas actividades en las horas posteriores a su realización. Por ejemplo, el ejercicio físico o ver la televisión no tiene efectos en los resultados de las pruebas de memoria en las tres horas siguientes. Sin embargo, las actividades intelectualmente estimulantes, como leer o hacer crucigramas, sí se asocian con mejoras en el rendimiento en las pruebas de memoria semántica en las tres horas siguientes. En conclusión, los resultados del estudio indican que los parámetros que se extraen de las resonancias están

⁴⁰ Isaacs, B., Kennie, AT., 1973.

considerablemente asociados con el desempeño de las pruebas realizadas en el PDA, y que por lo tanto la evaluación mediante nuevas tecnologías podría ser un buen complemento para las herramientas tradicionales.

De las aplicaciones mencionadas en la Tabla 4, hay varias que están basadas en pruebas ya empleadas en formatos tradicionales, y que simplemente se limitan a modificar la prueba de manera que se pueda realizar a través de un dispositivo móvil⁴¹. Otros estudios^{42,43} desarrollan sus propias pruebas de detección, pero utilizan métodos tradicionales para comparar los resultados de su propuesta y validar su utilidad.

La *MOBI-COG App* es una versión automatizada de la prueba *Mini-Cog* para evaluar el nivel de demencia de un individuo, y se divide en tres tareas consecutivas. La primera es memorizar tres palabras aleatoriamente extraídas de una base de datos local y leerlas en voz alta. La segunda es dibujar sobre un círculo los números y las manillas de un reloj que marque una hora también aleatoria, mostrada bajo la forma “las X y Y”, donde Y es un múltiplo de 5 por simplicidad. De este dibujo se analizan los siguientes parámetros: el trazado de los números, su correcto orden, su tamaño y la precisión de las manillas dibujadas. Por último, para la tercera tarea, el paciente debe recordar las tres palabras de la primera diciéndolas en voz alta, o mediante entrada de texto. Finalmente, la aplicación proporciona un resumen de los resultados. En la versión tradicional, el dibujo se hace con lápiz y papel y las palabras se dicen en voz alta al médico que está realizando la prueba. Tras un estudio de utilidad⁴⁴, se concluye que la clasificación de relojes correctos, incorrectos o incompletos se realiza con un 99,53% de precisión utilizando el algoritmo de clasificación *k-NN*. Una de las grandes ventajas que tiene este método es que es genérico a la hora de reconocer dígitos, de manera que las variaciones en velocidad, presión, tamaño y forma de los números entre los usuarios no afecta en el proceso de clasificación.

La aplicación *CAIDE*⁴⁵ Risk Score, basada en un método tradicional que lleva el mismo nombre, utiliza informaciones como la edad, el nivel educativo, la hipertensión, el colesterol, la obesidad y la inactividad física para identificar el riesgo de un individuo de padecer demencia. Estos datos se recogen cuando los pacientes tienen entre 40 y 65 años, y se hace en dos partes: mediante encuestas sobre el historial médico y el estado de salud actuales y mediante una evaluación en tres pasos: (1) evaluación de las capacidades cognitivas usando el MMSE, (2) análisis neurológico y cardiovascular, (3) fase de diagnóstico mediante análisis de sangre, resonancias magnéticas, y otras pruebas médicas. La aplicación también ofrece una explicación del riesgo estimado, e incluye información sobre cómo modificar los factores que están incrementando ese riesgo. El estudio de Sindi et al.⁴⁶ obtiene un área bajo la curva ROC (*Receiver-Operating*

⁴¹ La *MOBI-COG App* o la aplicación *CAIDE Risk Score*.

⁴² Zorluoglu, G., Kamasak, M., Tavacioglu, L., Ozanar, P., 2015.

⁴³ Ruano, L., Sousa, A., Severo, M., Alves, I., Colunas, M., Barreto, R., 2016.

⁴⁴ Nirjon, S., Emi, I. A., Mondol, M. A. S., Salekin, A., Stankovic, J. A., 2014.

⁴⁵ Cardiovascular Risk Factors, Aging and Incidence of Dementia.

⁴⁶ Sindi, S. Calov, E. Fokkens, J. et al, 2015.

characteristic) de 0,77, por lo que se demuestra la efectividad de la aplicación en la predicción de demencia.

El uso de métodos de diagnóstico tradicionales para validar los resultados de un nuevo método también es una práctica relativamente común. En el caso de Zorluoglu et al.⁴⁷, diseñan su propia prueba de detección y comparan sus resultados con un método de lápiz y papel ya validado, el *Montreal Cognitive Test* (MoCA), y se concluye que estaban correlacionados ($r^2 = 0,57$). Además, distinguen cuáles son las funciones cognitivas que permiten diferenciar el grupo de usuarios sanos de los enfermos: la atención, la orientación, la memoria, la función visual y de ejecución. Sin embargo, el lenguaje, la abstracción y la aritmética no resultan ser variables significativas estadísticamente. Por otra parte, Ruano et al.⁴⁸ diseñan la prueba *Brain on Track* intentando aprovechar al máximo la flexibilidad que ofrecen las interfaces web, y no replicando las pruebas ya existentes para hacer con lápiz y papel. La aplicación reúne una serie de ejercicios de entrenamiento cognitivo sencillos, ya utilizados en una plataforma online llamada *Cogweb*. La primera versión de la prueba, llamada prueba A, contiene nueve subpruebas para analizar funciones cognitivas como la atención o la memoria. Como se detectan dificultades entre los participantes para utilizar el teclado, la prueba se basa únicamente en ejercicios que se pueden realizar mediante el uso del ratón o pulsando una única tecla. La versión A se prueba en dos grupos de participantes: pacientes diagnosticados con DCL o con demencia incipiente y en individuos sanos, utilizados como grupo de control. Analizando las dificultades que encontraban los usuarios para completar los ejercicios, se refina la prueba y se desarrolla una versión B. Esta segunda versión contiene doce subpruebas, siete procedentes de la versión anterior y cinco nuevas. Para valorar la importancia de las subpruebas, se lleva a cabo un análisis de componentes principales (PCA) y para evaluar su consistencia, se utiliza el alfa de Cronbach. Por otra parte, los resultados de las pruebas, que son la suma de los resultados de las subpruebas, se normalizan mediante la media y la desviación típica de los resultados de los individuos sanos y se verifica que no existen variaciones generadas por factores como la edad o la educación. También se estudia la correlación de los resultados del *Brain on Track* con los resultados del MoCA o del MMSE. Finalmente, teniendo en cuenta estos análisis, se refina una vez más la prueba y se lleva a cabo en un grupo de 129 habitantes de Porto. Los resultados del estudio muestran que *Brain on Track* es consistente, tiene una buena capacidad de clasificación y los resultados obtenidos son fiables cuando la prueba se realiza en los hogares de los usuarios.

Si bien hay estudios que se basan en métodos ya existentes y muy generalizados o los utilizan para validar sus aplicaciones, hay muchas otras aplicaciones que son novedosas, ya sea por la prueba como tal o por la tecnología empleada. Por ejemplo, en el estudio de Zygouris et al.⁴⁹, utilizaron una aplicación de entrenamiento cognitivo mediante realidad virtual, un supermercado virtual, como prueba de evaluación de capacidades cognitivas.

⁴⁷ Zorluoglu, G., Kamasak, M., Tavacioglu, L., Ozanar, P., 2015.

⁴⁸ Ruano, L., Sousa, A., Severo, M., Alves, I., Colunas, M., Barreto, R., 2016.

⁴⁹ Zygouris, S., Giakoumis, D., Votis, K., Doupoulakis, S., Ntovas, K., Segkouli, S., et al., 2015.

Los resultados fueron muy positivos, puesto que consiguieron una tasa de clasificación entre pacientes enfermos y pacientes sanos del 87,3%.

2.2.1.2. Para el tratamiento y seguimiento de los pacientes

Tras la búsqueda en múltiples bases de datos, se ha podido constatar que existen más aplicaciones para el seguimiento de los pacientes que padecen deterioro cognitivo u otros trastornos más avanzados. Para realizar una evaluación de estas aplicaciones de manera estructurada, Bateman et al.⁵⁰ proponen categorizarlas según el tipo de intervención que realizan.

Entrenamiento cognitivo y juegos

Existe un gran interés en el uso de entrenamientos cognitivos digitales para la prevención y tratamiento de enfermedades neurodegenerativas. Rebok et al.⁵¹ demostraron que tras utilizar este tipo de entrenamiento en mayores independientes, conservaron beneficios hasta 10 años después, pero esta utilidad no está tan clara en las personas con demencia o deterioro cognitivo leve. Los juegos serios⁵² son aquellos que tienen un objetivo diferente del entretenimiento o la diversión, y suelen incluir entrenamientos o ejercicios cognitivos.

Este tipo de aplicaciones suelen utilizar programas disponibles en el mercado, como el Lumos Laboratory⁵³ o el de Posit Science, conocido como Brain HQ. Son programas que simplemente se trasladan a las plataformas digitales, como ordenadores o teléfonos móviles. Otras aplicaciones cuentan con sus propios ejercicios, desarrollados mediante investigación.

Geolocalización e interpretación de señalización

Uno de los problemas más comunes en los mayores con trastornos cognitivos suele ser la incapacidad de ubicarse, en general generado por los déficits de memoria y de orientación espacial. El uso de sistemas de navegación o de mapas 3D podrían ayudar a los pacientes a la hora de ubicarse y de encontrar el camino de vuelta a sus hogares.

Otro problema clave es la seguridad a la hora de desplazarse, puesto que las personas enfermas tienden a ser menos prudentes por falta de atención o de capacidad de razonamiento. Hettinga et al.⁵⁴ estudiaron el comportamiento en los desplazamientos de los pacientes cuando utilizaban un dispositivo GPS TomTom. También evaluaron la eficacia de utilizar avisos de voces familiares frente a voces no familiares. Se midieron

⁵⁰ Bateman, D., Srinivas, B., Emmett, T., Schleyer, T., Holden, R., Hendrie, H., Callahan, C. 2017.

⁵¹ Rebok, GW., Bal, I K., Guey, LT., Jones, RN., Kim, H., King, JW., ACTIVE Study Group, 2014.

⁵² Michael D, Chen S. 2005.

⁵³ Más conocido por su nombre comercial Lumosity.

⁵⁴ Hettinga M, De Boer J, Goldberg E, Moelaert F., 2009.

parámetros como tiempo de marcha, número de errores en el itinerario, número de veces que se necesitó asistencia, y las conclusiones fueron que los pacientes se comportan de manera prudente cuando utilizan estos dispositivos. Además, el uso de voces familiares es más eficaz que las que no lo son, y los sonidos de alerta provocan un efecto negativo en los pacientes.

Terapia del recuerdo

La terapia del recuerdo presupone que la memoria remota permanece intacta en las primeras fases del deterioro cognitivo, y que el recuerdo de eventos pasados en la vida de los pacientes puede mejorar su bienestar psicológico y cognitivo. Para recordar el pasado, a menudo se utilizan elementos de música, fotos, olores, etc. Esta terapia ha demostrado tener beneficios importantes en las relaciones paciente-cuidador, en el aislamiento social, y en las propias funciones cognitivas^{55,56}.

El uso de videos de YouTube, una plataforma de vídeo al alcance de todos puede mejorar las habilidades lingüísticas de las personas con demencia⁵⁷. Por otra parte, en el estudio piloto de Yasuda et al.⁵⁸, los pacientes utilizaban videoteléfonos para mantener conversaciones sobre eventos pasados a la vez que el interlocutor les mostraba fotos relacionadas con dichos eventos. También se observaron mejoras en la estabilidad psicológica, en las habilidades lingüísticas y en la ejecución de actividades rutinarias. La estabilidad se midió utilizando el examen Gottfries-Brane-Steen que mide variables psicológicas como la confusión, la irritabilidad o la ansiedad, y que sitúa al paciente en una escala de cero, muy estable, a seis, poco estable.

Avisos e intervenciones multicomponente

Con el avance de las enfermedades como la demencia, los enfermos son cada vez menos capaces de realizar actividades rutinarias, lo que les hace altamente dependientes de sus cuidadores. El uso de avisos como notificaciones de actividades recurrentes, recordatorios para tomar la medicación, o incluso para ducharse o vestirse, puede facilitar considerablemente las tareas de los cuidadores. Las intervenciones multicomponente se incluyen en esta categoría porque existe una superposición importante con los avisos: la mayoría de las intervenciones multicomponente incluyen un aviso y algún tipo de notificación para el cuidador.

El estudio de Yasuda et al.⁵⁹ que se mencionaba en la categoría de terapia del recuerdo también se puede incluir en esta, puesto que combinaba las llamadas por videoteléfono

⁵⁵ Tadaka, E., Kanagawa, K., 2007.

⁵⁶ O'Rourke, J., Tobin, F., O'Callaghan, S., Sowman, R., Collins, DR., 2011.

⁵⁷ O'Rourke, J., Tobin, F., O'Callaghan, S., Sowman, R., Collins, DR., 2011.

⁵⁸ Yasuda, K., Kuwahara, N., Kuwabara, K., Morimoto, K., Tetsutani, N., 2003.

⁵⁹ Yasuda, K., Kuwahara, N., Kuwabara, K., Morimoto, K., Tetsutani, N., 2003.

con avisos en vídeo programados para actividades como tomar la medicación o preparar la comida. Por lo general, los avisos se administran por audio o video.

Participación

Según estudios anteriores, la participación en actividades recreativas puede ayudar a disminuir los nervios y la pasividad de los enfermos⁶⁰.

Leng et al.⁶¹ evaluaron el uso de tabletas en sesiones de grupo frente a sesiones tradicionales con actividades como la cocina o la artesanía. Como poco, la integración de estos dispositivos generaba el mismo efecto en el estado de ánimo y el bienestar de los participantes.

Ejercicio físico

Hay evidencias de que el ejercicio físico disminuye los síntomas psicológicos y de comportamiento de la demencia⁶², de que ralentiza la progresión del deterioro cognitivo⁶³ y de que aumenta el tamaño del hipocampo⁶⁴, la parte del cerebro responsable de la memoria reciente.

Vidoni et al.⁶⁵ diseñaron un estudio para mejorar la salud de los pacientes mediante la prescripción de ejercicio físico, que se evaluaría mediante un *wearable* (Fitbit) responsable de contar los pasos realizados. El estudio incluía participantes sanos, que mejoraron su base de referencia a lo largo del estudio, y a participantes que padecían deterioro cognitivo, y que no presentaron mejora alguna.

2.2.2. Patentes

En este ámbito, por ser un campo tecnológico, es muy común que muchas publicaciones se encuentren en forma de patentes o solicitudes de patentes, por lo que es necesario estudiar el Estado del Arte en estos documentos. Su aportación se ha estudiado desde varios puntos de vista: según la enfermedad que pretenden detectar, según las variables de entrada que emplean y según la utilidad final que tienen. También se han incluido patentes de sistemas de recogida automática de datos mediante sensores de los teléfonos móviles. Estas serán de especial relevancia dadas las similitudes con el sistema de detección de deterioro cognitivo que se pretende diseñar con este Trabajo, y que se desarrollará en el siguiente Capítulo.

⁶⁰ Kolanowski, AM., Litaker, M., Buettner, L., 2005.

⁶¹ Leng, FY., Yeo, D., George, S., Barr, C., 2014.

⁶² Abraha, I., Rimland, JM., Trotta, FM., Dell'Aquila, G., Cruz-Jentoft, A., Petrovic, M., et al., 2017.

⁶³ Yoon, DH., Kang, D., Kim, H., Kim, J., Song, HS., Song, W., 2017.

⁶⁴ Erickson, KI., Voss, MW., Prakash, RS., Basak, C., Szabo, A., Chaddock, L., et al., 2011.

⁶⁵ Vidoni, ED., Watts, AS., Burns, JM., Greer, CS., Graves, RS., Van Sciver, A., et al., 2016.

2.2.2.1. Patentes según el objeto de diagnóstico

La definición de salud mental abarca muchas enfermedades diferentes, como ya se comentaba al principio del capítulo. Se han identificado una serie de patentes que se utilizan para el diagnóstico de ciertos trastornos concretos como el autismo, el consumo de alcohol y drogas o la ansiedad. Es cierto que la mayoría de los sistemas se pueden extrapolar a otras patologías similares, pero las características en términos de recogida de datos o de parámetros a considerar limita su uso en la detección de deterioro cognitivo en general.

Una primera patente propone una herramienta de detección que utiliza inteligencia artificial para analizar el comportamiento del paciente cuando se le realiza una entrevista⁶⁶. En concreto, se describe un método para el diagnóstico de autismo en niños, mediante el análisis de entrevistas en video o durante una video conferencia. La entrevista, que consiste en una serie de preguntas predeterminadas, se graba y se sube a una plataforma. Un equipo de investigadores que están entrenados para utilizar la herramienta se encarga de analizarlo, mediante algoritmos de *Machine Learning* utilizados para el análisis de datos sobre comportamiento. El resultado es una puntuación que permite situar al paciente en una escala de severidad de la enfermedad, y éste se comunica al padre o cuidador mediante un informe. El método propuesto para diseñar la herramienta de diagnóstico es el siguiente: se prueban una serie de elementos de diagnóstico mediante inteligencia artificial, y, en particular, mediante *Machine Learning*, se determina el conjunto de elementos más preciso estadísticamente para el diagnóstico, se calcula la precisión del conjunto de elementos comparándolos con una fuente independiente, y se genera la herramienta de diagnóstico. En el caso del autismo, se puede emplear el *Autism Diagnostic Interview-Revised* (ADI-R), que es la herramienta más comúnmente utilizada para el diagnóstico de esta enfermedad. Se compone de 150 elementos que deben ser abordados por el médico durante una sesión que puede durar hasta dos horas y media. Sin embargo, al analizar cuáles son los más relevantes para el diagnóstico, este número se reduce a 7 elementos, por lo que la entrevista pasa a durar menos de una hora. El gran inconveniente de este sistema es que sólo se realiza la prueba una vez se sospecha que el niño pueda padecer esta enfermedad, es decir, cuando ya se presentan síntomas, por lo que no permite una detección temprana. Además, es un método ligeramente invasivo puesto que supone la realización de entrevistas, aunque éstas se realicen en casa para favorecer la comodidad y la naturalidad del niño.

Por otra parte, se ha diseñado un sistema que se alimenta de datos ambientes para detectar el estado de salud del propietario de un dispositivo de seguimiento, como puede ser un teléfono móvil⁶⁷. La patente se centra en la detección y en la valoración del nivel de deterioro generado por el consumo de alcohol y drogas. En primer lugar, se calibra el sistema mediante la recogida de datos en varios periodos de tiempo y se analizan dichos datos para crear una base de referencia, puesto que será la base con la que se compararán

⁶⁶ Wall, D, 2019.

⁶⁷ Shuster, G., Shuster, B. Curry, C., 2019.

los datos posteriores para evaluar si se está intoxicado y cuánto. Las medidas que permiten aproximar de manera bastante precisa el estado del usuario son: el equilibrio, la actividad física o la falta de ella, los tiempos de reacción, el control de la motricidad fina, las constantes vitales, la dificultad en la articulación, los patrones de vocabulario y entonación, el tamaño de la pupila, o el nistagmo⁶⁸. También se propone completar este conjunto de datos con la ubicación, la tasa de error al utilizar el móvil, la frecuencia del uso del cuarto de baño, las búsquedas en internet, los mensajes y los emails que se envían o reciben, etc. Además, se propone el acoplamiento de un dispositivo que permita hacer pruebas de alcoholemia al teléfono móvil. La recogida de estos datos depende evidentemente de los sensores disponibles en el dispositivo de seguimiento. En el caso de las variables propuestas en este caso concreto, se destaca la necesidad de acceso a la cámara para el control de las pupilas y al micrófono para la evaluación de la voz. Permitir el acceso a estos sensores es más sensible puesto que al usuario le puede parecer más invasivo y le puede proporcionar una sensación de inseguridad al hacer públicos estos datos.

Un sistema de procesamiento de datos en tiempo real permite observar las reacciones de los pacientes en diferentes lugares y situaciones⁶⁹. Por ejemplo, en una clínica médica, el sistema permite recoger datos biométricos, pero si el usuario está en otro lugar, el sistema móvil o *wearable* detecta eventos e incidentes. Se puede utilizar para diagnosticar y tratar numerosos trastornos como ansiedad, fobias, estrés postraumático, depresión, hiperactividad. La invención incluye una metodología con la cual se relacionan ciertos estímulos con tipos de emociones e intensidades. Los estímulos son preguntas normalizadas que están agrupadas en categorías, y que dependen de la prueba que se desea realizar, según el trastorno que se quiera identificar. Los médicos comparan las respuestas del paciente con la respuesta esperada, que está normalizada por la prueba clínica, y combinan los cambios biométricos detectados mediante análisis en tiempo real. Para cada uno de los datos biométricos se evalúan tres características: la duración, la frecuencia y la intensidad, que se comparan con los umbrales determinados para los diferentes trastornos. Algunos de los datos biométricos son la dicción y el tono (fluctuaciones y perturbaciones), la velocidad de habla, el contenido lingüístico en respuestas verbales, los rasgos faciales, el tamaño de la pupila, los movimientos de la pupila, los cambios y la frecuencia del parpadeo, la presión arterial, el pulso, la respiración, el nivel de oxígeno en sangre, el tono facial, los cambios en posturas al sentarse, los gestos o movimientos raros, los movimientos de músculos de la pierna o manos, músculos faciales, la actividad eléctrica del cerebro y corazón, etc. La lógica del sistema de detección es la siguiente: (1) se lleva a cabo un análisis de tendencias en los datos mediante un procesador y un software de análisis de datos, (2) se elaboran modelos lineales jerárquicos, no lineales o mixtos, (3) se aplican métodos de clusterización y agregación de datos para comparativas mediante gráficas, (4) se crea una base de datos de referencia para realizar los análisis y almacenar los datos, (5) se utiliza una conexión remota para enviar los datos recogidos y actualizar el histórico del paciente, de manera que el médico que los recibe puede tomar

⁶⁸ Movimiento involuntario e incontrolado de las pupilas.

⁶⁹ Rau, H., Rau, N., Baskaran, V., Inguva, R., 2016.

las decisiones pertinentes. Una vez más, el inconveniente de este sistema es que está más pensado para realizarse mediante entrevistas, en presencia de un profesional, y con el uso de muchos sensores que no se encuentran normalmente en los teléfonos móviles que se encuentran en el mercado.

2.2.2.2. *Patentes según las variables de entrada*

Los ejercicios de entrenamiento cognitivo son una práctica muy común en el diagnóstico de deterioro cognitivo. El dispositivo *NeuroMonitor*⁷⁰ permite obtener una evaluación de las funciones ejecutivas y cognitivas del usuario. Se incluye esta invención en el Estado del Arte puesto que se puede extrapolar la lógica del sistema para utilizarla como aplicación y se puede suponer que el dispositivo es un móvil. Entre las variables de entrada de este sistema están el uso de la pantalla táctil, la voz, el análisis de imágenes mostradas en la pantalla o las respuestas a estímulos visuales y auditivos. Todas estas variables se pueden obtener mediante un móvil, lo que valida nuestras suposiciones anteriores. El proceso de detección comienza con un conjunto de ejercicios interactivos que el usuario debe realizar. Se miden parámetros asociados a la respuesta, como el tiempo que se ha tardado en contestar o si se trata de la respuesta correcta, y se comparan con la media esperada. Si no están dentro del intervalo delimitado, se genera una alarma. Este sistema presenta varias desventajas. En primer lugar, los resultados no se comparan con los anteriores del mismo individuo, sino que se comparan con una media establecida, por lo que no se realiza un seguimiento del individuo. Otra desventaja de este dispositivo es que su única utilidad es la evaluación clínica del propietario, por lo que un individuo debe tomar la iniciativa de querer monitorizarse para adquirir el dispositivo. Para que el diagnóstico de un trastorno neuropsiquiátrico sea realmente precoz, hace falta empezar a monitorizar al individuo mucho antes de que se plantee estar enfermo. De esta manera, si todas las funciones del dispositivo *NeuroMonitor* se incluyesen en un teléfono móvil, dispositivo al alcance de cada vez más gente, la monitorización sería posible sin necesidad de tener un nuevo dispositivo. La ventaja de *NeuroMonitor* frente a un teléfono móvil es que basa únicamente en las respuestas a los ejercicios. De esta manera, se pueden crear varios perfiles de usuario y evaluar las capacidades cognitivas de varios individuos. Un teléfono móvil, al medir parámetros fisiológicos de su propietario, es intransferible y no permite el estudio de más de una persona.

Los tiempos de reacción a estímulos son un parámetro muy interesante para la detección de deterioro cognitivo, puesto que están directamente relacionados con la capacidad cognitiva de la atención, y son una combinación del funcionamiento motor y la capacidad de anticipación⁷¹. Se presenta una secuencia de estímulos al usuario, tanto estímulos predecibles como no predecibles, y se miden los tiempos de reacción del usuario. Cuando se realiza el estudio sobre pacientes sanos y utilizando estímulos predecibles, se observa que existen dos fases consecutivas, la de aprendizaje, durante la cual el individuo identifica el patrón, y la de anticipación, cuando ya es capaz de predecir

⁷⁰ Meyer, B., Zivin, J., 2015.

⁷¹ Ghajar, J., 2008.

cuál va a ser el siguiente estímulo. El tiempo de reacción al estímulo disminuye significativamente entre ambas fases, lo que es señal de un buen funcionamiento motor-cognitivo. Sin embargo, si este mismo ejercicio se lleva a cabo en personas que padecen algún tipo de trastorno cognitivo que afecte la capacidad de atención o anticipación, la disminución de los tiempos de reacción no es tan pronunciada.

Otra variable muy interesante para caracterizar la función motora de un usuario es la dinámica de las pulsaciones del teclado, ya sea de un ordenador como de un teléfono móvil⁷². En efecto, la función motora es un proxy de la función cognitiva muy utilizada en el ámbito sanitario. Con esta invención, se pretende implementar un sistema en el cual se analiza la distribución de los intervalos de tiempo entre las pulsaciones del teclado. Una variación de esta distribución puede ser señal de un deterioro del sistema motor del usuario.

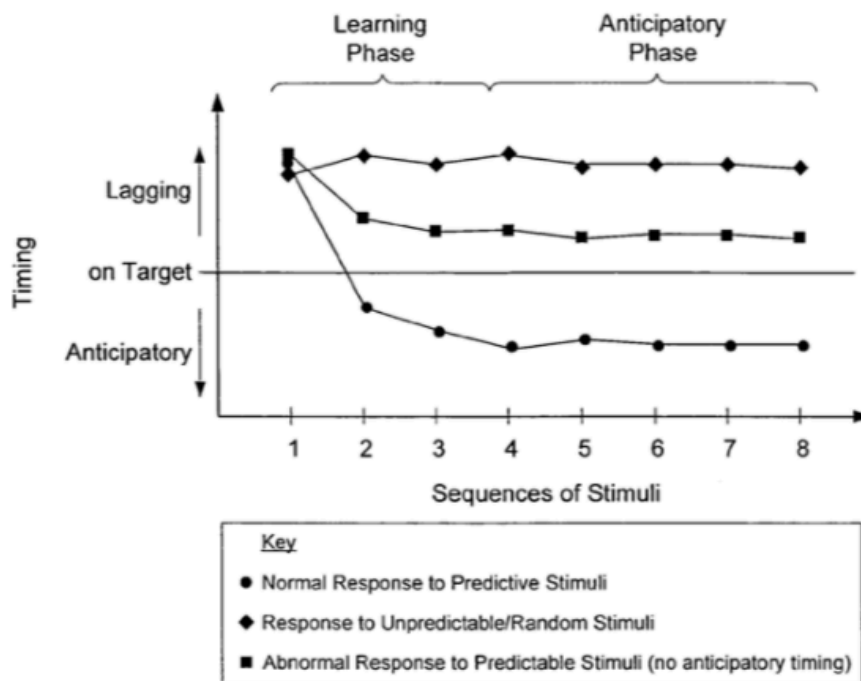


Figura 1. Evolución de los tiempos de reacción según los estímulos. Fuente: Ghajar, J., 2008.

También existe una invención que describe método para la detección de cambios en los patrones de uso de ciertos dispositivos⁷³, pero en este caso la definición de dispositivo comprende una mayor variedad de elementos de nuestro día a día: los electrodomésticos como el microondas, la nevera o la lavadora, el sistema de iluminación de nuestra vivienda, el sistema de seguridad, o nuestro vehículo particular. El funcionamiento es el propuesto por la mayoría de los sistemas: creación de una base de referencia y comparación de los datos con la referencia para detectar cambios relevantes en los

⁷² Giancardo, L., Sanchez, A., Butterworth, I., Sanchez, C., 2015.

⁷³ Krystek, P., Stevens, M., Wilson, J., 2014.

patrones de uso. El gran inconveniente de este método es que los dispositivos que se enumeran no están, en gran parte, preparados para integrarse en este sistema. Aunque es cierto que muchos vehículos o muchos sistemas de iluminación o de seguridad de las casas están ya digitalizados, esto no es cierto para los electrodomésticos, por lo que la implementación real de este sistema es bastante complicada.

2.2.2.3. *Patentes según la utilidad del sistema*

La mayoría de los sistemas que se describen en este Capítulo tienen una utilidad puramente médica, puesto que contribuyen a facilitar el diagnóstico o el tratamiento de los pacientes afectados por trastornos mentales. Sin embargo, existen otros usos para estas herramientas como, por ejemplo, un sistema de evaluación de capacidades cognitivas cuyo objetivo es aligerar y facilitar los procesos de tramitaciones de seguros médicos⁷⁴. Otra utilidad de estos sistemas es la detección de caídas o de situaciones de emergencia en los hogares con personas que sufren demencia⁷⁵.

En definitiva, es interesante considerar que existen otros usos para las aplicaciones y sistemas de detección de deterioro cognitivo. Estos usos pueden representar un cierto valor añadido a la hora de analizar el mercado potencial y comercializar el sistema.

2.2.2.4. *Sistemas de recogida automática de datos en dispositivos móviles*

Finalmente, se presentan dos invenciones por su especial relevancia para el diseño del sistema de detección precoz que se pretende desarrollar con este trabajo. Se trata de dos sistemas de recogida automática de datos, recogida que se lleva a cabo mediante los sensores que se encuentran integrados en los dispositivos móviles o en los *wearables*.

En primer lugar, se introduce un método que permite monitorizar cambios en sus funciones cognitivas de manera no invasiva y visualizar los cambios en el tiempo⁷⁶. También permite cuantificar el efecto de la movilidad, la actividad física, el aprendizaje, las interacciones sociales y la dieta en las funciones cognitivas. El módulo de recogida de datos recibe inputs de una base de datos de uno o más dispositivos electrónicos, como las interacciones del usuario con su teléfono móvil, los datos recogidos por sensores incluidos en el teléfono móvil, o incluso información sobre la comida y bebida consumida mediante el escaneo de códigos de barras o la medicación ingerida. Cada uno de los datos que se mencionan llevan asociados una serie de atributos. Por ejemplo, entre las interacciones con el teléfono móvil está el uso de las aplicaciones. Para poder describir de manera precisa el uso que se está dando a las aplicaciones, se asignan varios atributos, como la fecha y la hora de apertura, o la fecha y la hora de cierre, como se muestra en la Tabla 5.

⁷⁴ Peak, D., Amigo, A., Borden, R., Busque, K., Graham C., Walters, E., 2016.

⁷⁵ Bayen, E., Jacquemot, J., Netscher, G., Agrawal, P., Tabb Noyce L., Bayen, A., 2017.

⁷⁶ Dagum, P., 2017.

| Uso de aplicación | Descripción |
|-----------------------|---------------------------------|
| app_pkg_name | Aplicación lanzada |
| app_start_time | Hora y fecha de comienzo de uso |
| app_end_time | Hora y fecha de final de uso |

Tabla 5. Ejemplo de variables que caracterizan el uso de una aplicación. Fuente: Dagum, 2017.

Estos datos se almacenan inicialmente en el teléfono móvil, para transmitirlos después a un sistema Cloud, donde se analiza la función cognitiva. En primer lugar, se crea una función de pérdida para identificar los datos relevantes, se determina un conjunto de pesos óptimos para minimizar la función de pérdidas y se genera una función. Esta función se aplica a los nuevos datos que se generan cada vez que un usuario utiliza su teléfono móvil y se estudia si se han producido cambios desde los últimos datos recogidos, mediante una comparación con la base de referencia del usuario. La función del modelo no es estática, sino que se va actualizando a medida que el usuario genera datos. La comparación de los datos nuevos también se puede hacer con métricas de salud cerebral de una muestra poblacional de usuarios similares en edad, o en hábitos. Además, el sistema genera una recomendación en base a los resultados obtenidos.

Por otra parte, se expone otra metodología similar que permite monitorizar y hacer un seguimiento de los patrones de interacción del usuario con su ordenador o su teléfono móvil para dar un aviso temprano del deterioro cognitivo⁷⁷. Algunos de las interacciones consideradas para crear la base de datos se muestran en la Tabla 6. Además, los parámetros a monitorizar se pueden actualizar según la decisión del profesional o de la persona autorizada. Los parámetros se pueden almacenar en la memoria del propio dispositivo o subirlos a una plataforma web. Se crea un histórico de referencia y, tras compararlo con los resultados actualizados, envía una notificación por email si se detecta algún cambio significativo. También incluye un paso que permite eliminar datos que no sean relevantes o no significativos para la actualización del historial y, por lo tanto, para no almacenar información de manera innecesaria.

| | |
|--------------------------|--|
| Sistema operativo | Velocidad de uso del teclado |
| | Tipos de juegos por periodo de tiempo |
| | Tipos de complejidad de juegos |
| | Número de contraseñas mal introducidas |
| | Promedio de tiempo usando un juego |
| | Tiempo para encontrar ficheros |
| | Tasa de aplicaciones mal abiertas |
| | Tiempo para encontrar una aplicación |
| | Promedio de desliza (<i>swipes</i>) |

⁷⁷ Stevens, M., Wilson, J., 2014.

| | |
|-------------------------------|---|
| Aplicación de texto | Precisión de los desliza (<i>swipes</i>) |
| | Velocidad de escritura |
| | Precisión de ortografía |
| | Amplitud del vocabulario utilizado |
| | Promedio de longitud de frases |
| | Complejidad de frases |
| | Uso de emoticonos |
| Aplicaciones de juegos | Frecuencia de borrado/corrección de texto |
| | Tiempo de reacción |
| | Precisión en las jugadas |
| Aplicaciones de voz | Porcentaje de jugadas fallidas |
| | Duración media de silencios |
| | Amplitud del vocabulario utilizado |
| Otras aplicaciones | Longitud media de frases |
| | Porcentaje de búsquedas inútiles |
| | Errores al introducir texto en las aplicaciones |

Tabla 6. Ejemplo de base de datos de parámetros de monitorización. Fuente: Stevens, M., Wilson, J., 2104.

En este segundo Capítulo se ha examinado el Estado del Arte en cuanto a métodos y sistemas de detección y de seguimiento de deterioro cognitivo fundamentalmente basados en tecnología móvil. Se ha podido observar que existe una gran oferta para el seguimiento de las personas con trastornos neuropsiquiátricos pero la digitalización de los métodos para diagnóstico de deterioro cognitivo no está tan avanzada.

Entre las aplicaciones móviles para el diagnóstico de deterioro cognitivo, se ha observado que muchas de ellas emplean métodos tradicionales de detección: algunas simplemente digitalizan el método de manera que se pueda realizar sobre un dispositivo móvil y otras utilizan el método para validar sus propios resultados.

Por otra parte, se ha observado que, en general, las invenciones ya patentadas permiten detectar enfermedades muy concretas, o que emplean variables muy limitadas. Sin embargo, se han identificado dos invenciones muy interesantes, puesto que son sistemas de recogida automática de datos mediante sensores en los teléfonos móviles. También se ha evidenciado que un sistema de detección de deterioro cognitivo puede tener otras utilidades más allá de la médica.

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. De esta manera, en el próximo Capítulo se propondrá el diseño de un sistema de detección precoz y no invasivo que posteriormente se validará en el Capítulo 4.

3. DISEÑO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE DETERIORO COGNITIVO

En este Capítulo se presenta el diseño de un sistema de detección precoz de deterioro cognitivo mediante tecnología móvil. Se describen todas las componentes necesarias para la caracterización completa del sistema: variables de entrada y de salida, lógica del modelo y arquitectura del sistema. El sistema permite detectar cambios en las funciones cognitivas de manera precisa y no invasiva, además de observar cambios en el tiempo y evaluar el impacto de ciertos hábitos en la función cognitiva. Este sistema no pretende en ningún caso sustituir los métodos tradicionales de detección, sino complementarlos para facilitar la monitorización continua y acelerar el proceso de recogida de datos.

La recogida de datos de entrada se hace exclusivamente a través de un teléfono móvil u otros dispositivos asociados a éste, como pueden ser los *wearables*. De manera general, se puede afirmar que estos dispositivos son única o mayoritariamente utilizados por su propietario, de manera que se supondrá que todos los datos de interacción con estos dispositivos se refieren a una sola persona, y se configurará el sistema de manera que sólo exista un perfil por dispositivo. Así, en cada perfil se podrá crear un histórico que funcionará como base de referencia para los análisis posteriores.

También se asume que los dispositivos sobre los que se implanta este sistema reúnen una serie de condiciones mínimas en cuanto a precisión de los sensores, a capacidad de procesamiento y de almacenamiento o a portabilidad. Estas características son fundamentales para poder asegurar la fiabilidad de los resultados del sistema. Por ejemplo, aunque cada vez sea más común tener un *smartphone*, mucha gente sigue teniendo modelos de teléfonos móviles tradicionales, en los que no sería posible la implantación de este sistema.

A lo largo de este capítulo, se destaca en reiteradas ocasiones la necesidad de que no sea un método invasivo por dos razones principales. Por una parte, este sistema pretende monitorizar al usuario durante un periodo muy largo de su vida, desde una edad muy temprana en la cual no es consciente de poder padecer estas enfermedades. De esta

manera, el individuo no debe sentir que necesita dedicarle mucho tiempo al sistema, puesto que probablemente acabaría por dejarlo de lado, el seguimiento dejaría de ser continuo y, por lo tanto, los resultados del sistema no serían fiable. Por otra parte, el sistema debe poder integrarse completamente en las actividades diarias del usuario para poder extraer medidas reales, medidas que provengan de comportamientos naturales y que no estén forzados por el hecho de saber que se está siendo monitorizado. Evidentemente, hay que encontrar un equilibrio entre la comodidad del usuario y la fiabilidad de los datos recogidos.

Para el diseño de la aplicación se ha seguido la metodología propuesta para el desarrollo de un sistema de diagnóstico de Parkinson mediante dispositivos electrónicos⁷⁸. Esta metodología se puede resumir en cuatro pasos: qué medir, cómo medir, qué mostrar y cómo divulgar. Los tres primeros se cubren en este capítulo, en un orden ligeramente diferente al original, puesto que se invierten el segundo paso y el tercero, y el cuarto paso se desarrollará en el Capítulo 6 como parte del modelo de negocio. El primer paso consiste definir una serie de síntomas y, por lo tanto, un conjunto de variables medibles y relevantes para el diagnóstico de deterioro cognitivo. Después, se plantean los resultados que se van a comunicar al paciente y cómo se deben exponer éstos para que sean fácilmente comprensibles. Finalmente, se desarrolla la lógica del modelo, es decir, el procedimiento que permite obtener los resultados a partir de las variables de entrada, y se diseña la arquitectura del sistema.

⁷⁸ Espay, A.J., Hausdorff, J.M., Sánchez-Ferro, Á., et al., 2019.

3.1. VARIABLES DE ENTRADA

La selección de las variables de entrada es clave para que el sistema pueda extraer información relevante y alcanzar resultados significativos y precisos. En primer lugar, deben ser variables centradas en el paciente y en cómo desempeña actividades del día a día, ya que son las que proporcionan información clínicamente relevante al médico responsable. Cabe notar que sólo se han considerado aquellas variables que permiten caracterizar las funciones cognitivas de un usuario de un teléfono móvil de una manera no invasiva.

Las variables seleccionadas se pueden clasificar en tres grandes grupos. En primer lugar, está la información sobre el usuario, que como ya se ha explicado es la información de mayor relevancia para el sistema por estar puramente centrada en el paciente. A continuación, se propone tener en cuenta las aportaciones y los comentarios del médico responsable en cuanto a medicación y tratamientos administrados u otra información que pueda ser de utilidad para la evaluación del paciente. Por último, también se pretende incluir parámetros interesantes y relevantes de medicina general, parámetros que se irán actualizando según las investigaciones y los avances que se hagan al respecto.

3.1.1. Información sobre el usuario

Los datos sobre el usuario deben ser medibles, y ya se han identificado varios tipos de datos que se pueden utilizar para la detección de deterioro cognitivo según la manera en la que se miden: (a) los que se recogen automáticamente mediante sensores en los teléfonos móviles o los wearables, (b) los que se introducen por parte del usuario, como los auto informes, (c) los que requieren la ejecución de una tarea de evaluación, (d) las interacciones con el móvil y (e) los relacionados con lo social, como el uso de internet o los emails. Existen intersecciones en estas clases como por ejemplo las llamadas, que se pueden clasificar como datos recogidos por el sensor micrófono, como una actividad social, o incluso como una interacción con el móvil. Para la redacción de este Trabajo las variables se han agrupado según un cierto criterio, aunque efectivamente esta clasificación podría realizarse de otra manera.

Se propone recoger la información personal del usuario en tres niveles sucesivos, aunque ya se adelanta que no todos los usuarios atravesarán los tres niveles. En primer lugar, está la recogida automática de información, es decir, un seguimiento “pasivo” de todas las variables que se pueden almacenar mediante sensores integrados en los dispositivos. Todos los usuarios del sistema comenzarían su monitorización en este nivel. A continuación, vendría el nivel donde se realizan pequeñas pruebas de evaluación cognitiva. Este nivel se alcanzaría únicamente si el sistema detecta algún cambio en las variables monitorizadas automáticamente y serviría para verificar si el cambio es relevante o no. Finalmente, en el caso de sospechar que el cambio observado es serio y que puede ser señal de deterioro cognitivo, el tratamiento del paciente se asigna a un médico físico que pueda realizar las pruebas necesarias. Este seguimiento por parte de

personal médico especializado ya no se considera parte del sistema, por lo que no se valorará en este Trabajo.

3.1.1.1. *Recogida automática de datos mediante sensores*

El primer nivel de medidas sobre el usuario es el conjunto de variables que se extraen mediante los sensores del teléfono móvil o los *wearables*. Estas variables, que se comienzan a recoger desde una edad temprana, son las que permiten generar una base de referencia que caracteriza los hábitos del usuario y los patrones de uso de su teléfono móvil.

Además, la recogida de estas medidas es automática, lo que permite considerar este sistema como no invasivo. Entre las variables que se pretenden incluir en esta categoría están los parámetros fisiológicos y físicos, las interacciones con el móvil y las actividades sociales del usuario. También se han incluido las variables de dieta y medicación, porque, aunque a priori son de entrada manual, serían opcionales para aquellos usuarios que quieran hacer una monitorización más profunda de sus hábitos.

A continuación, se presentan las variables de entrada del sistema de detección de deterioro cognitivo que se recogen de manera automática por los sensores presentes en los dispositivos, agrupadas por el tipo de información que contienen.

Variables fisiológicas

Muchos parámetros fisiológicos, como las pulsaciones por minuto, la duración o la calidad del sueño, ya se recogen en la mayoría de los sistemas de monitorización individualmente. Son datos fácilmente medibles por los sensores que ya se encuentran en muchos dispositivos móviles y son parámetros básicos que reflejan la salud del usuario.

| Variable de “fisiología” | Descripción |
|--------------------------|------------------------|
| pulse | Pulsaciones por minuto |
| sleep_duration | Duración del sueño |
| sleep_quality | Calidad del sueño |

Tabla 7. Variables de tipo “fisiología”. Fuente: elaboración propia.

Variables de actividad física

La inactividad física es uno de los principales factores de riesgo de padecer enfermedades no transmisibles⁷⁹. Por otra parte, múltiples estudios han demostrado que el ejercicio físico también puede ayudar a posponer enfermedades como la demencia⁸⁰.

Además, parece que el interés por la monitorización de la actividad física ha aumentado mucho en los últimos años, impulsado por la aparición de dispositivos específicos para hacer deporte⁸¹. Por esto cabe suponer que integrar la monitorización de la actividad física en este sistema puede aumentar el interés de los usuarios para utilizarla.

| Variable de “actividad física” | Descripción |
|--------------------------------|---|
| phy_act_date | Fecha del registro, puesto que las variables se miden por día |
| phy_act_daily_steps | Número de pasos |
| phy_act_daily_distance | Distancia andada |
| phy_act_average_speed | Velocidad media de marcha |
| phy_act_floors_climbed | Número de pisos subidos equivalentes |
| phy_act_balance | Equilibrio del usuario |
| phy_act_standing_time | Tiempo de pie |
| smoking_detected | Número de veces que se detecta la acción de fumar |

Tabla 8. Variables de tipo “actividad física”. Fuente: elaboración propia.

En esta categoría también se han añadido varias variables que no son actividades físicas como tal. Se propone incluir la capacidad de equilibrio del usuario y la detección de la acción de fumar, un factor muy relevante en la salud que ya se ha podido detectar mediante los sensores de un teléfono móvil⁸².

Variables de ubicación

Este conjunto de variables puede parecer muy similar a la anterior, pero es un estudio más conceptual de por qué se realizan ciertos desplazamientos. Es decir, analizar qué lugares frecuenta el individuo e intentar entender por qué. Esta categoría es muy relevante puesto que está muy relacionada con la vida social. Por ejemplo, si se detecta que el usuario comienza a salir menos de su casa y que frecuenta menos lugares de ocio, se puede presuponer que el individuo está pasando por algún cambio en su estado de ánimo.

⁷⁹ Organización Mundial de la Salud, 2020.

⁸⁰ Yoon, DH., Kang, D., Kim, H., Kim, J., Song, HS., Song, W., 2017.

⁸¹ Como la *FuelBand* de Nike o el *Running Dynamic Pod* de Garmin.

⁸² Shoaib, M., Bosch, S., Incel, O.D., Scholten, H., Havinga, P.J.M., 2016.

Las variables de esta categoría se recogen principalmente por GPS, una tecnología muy desarrollada en los teléfonos móviles y que ofrece una precisión sin precedentes. Google ya se beneficia de esta enorme precisión y genera informes muy detallados en base a los datos recogidos en los teléfonos móviles, que incluyen información sobre dónde se ha estado, qué lugares nuevos se han visitado, cuántos kilómetros se han recorrido, etc. La idea es replicar este tipo de informes y extraer la información pertinente sobre los desplazamientos de los usuarios del sistema.

El usuario podría introducir lugares “favoritos” al comenzar a hacer uso del sistema, como su hogar o su lugar de trabajo. Si se detectase que el individuo se encuentra frecuentemente en alguna ubicación en particular, también se le podría pedir introducir información sobre esa dirección.

| Variable de “ubicación” | Descripción |
|--------------------------|--|
| location_arrived | Hora a la que se llega a una ubicación |
| location_left | Hora a la que se abandona esa ubicación |
| location_type | Tipo de ubicación (hogar, lugar de trabajo, restaurante, tienda, etc.) |
| location_favorite | 1 si la ubicación está marcada como favorita, 0 sino |

Tabla 9. Variables de tipo “ubicación”. Fuente: elaboración propia.

Interacciones con el móvil y motricidad fina

Los trastornos neuropsiquiátricos se asocian a menudo con variaciones en la actividad motora, y en particular, en la motricidad fina. El uso de los teléfonos móviles requiere una cierta precisión en los movimientos de las manos, como por ejemplo para el uso del teclado. Por otra parte, también se puede decir que una vez un usuario se acostumbra a utilizar un dispositivo, la rapidez de uso aumenta y se mantiene estable. Es decir, el individuo ya sabe anticipar dónde se encuentran las aplicaciones en el menú, por lo que tarda menos en encontrarlas, o utiliza el teclado con una mayor facilidad, porque está acostumbrado a las dimensiones de su teléfono móvil. Como parte de esta categoría, también se puede evaluar la cantidad de veces que se abre una aplicación de manera errónea o la intensidad con la que se pulsa la pantalla, que puede ser un parámetro interesante para medir el nivel de estrés del usuario⁸³. Finalmente, también se ha considerado como motricidad fina la estabilidad en la sujeción del móvil.

En resumen, esta categoría pretende detectar cambios en las funciones motoras, y en particular, en la precisión, la rapidez y la eficacia de uso de la pantalla táctil, y la estabilidad en la sujeción del móvil. Mindstrong Health ya emplea estos parámetros en su aplicación para monitorizar los patrones de uso del teléfono móvil⁸⁴ y así detectar cambios en las funciones neurocognitivas de sus usuarios: han identificado un conjunto de

⁸³ Carneiro, D., Castillo, J., Novais, P., Fernández-Caballero, A., Neves, J., 2012.

⁸⁴ Patrones de “typing”, “tapping” y “scrolling”.

marcadores biológicos relacionados con este uso que están directamente correlacionados con el rendimiento en pruebas neuropsicológicas.

| Variable de “Uso móvil” | Descripción |
|-------------------------------|--|
| keyboard_speed | Velocidad de uso del teclado |
| keyboard_deletion_rate | Frecuencia de borrado/corrección de texto |
| keyboard_emoticon_use | Uso de emoticonos |
| swipes_per_minute | Número de desliza (<i>swipes</i>) por minuto |
| swipe_precision | Precisión de los desliza (<i>swipes</i>) |
| hold_stability | Estabilidad de la sujeción del teléfono móvil |

Tabla 10. Variables de tipo “uso móvil”. Fuente: elaboración propia.

Lectura y concentración

La atención es una de las capacidades cognitivas más dañadas por el deterioro cognitivo y es vital para realizar actividades tan simples como leer ya que requiere una concentración relativamente importante. La gran mayoría del tiempo de uso de un dispositivo móvil se emplea leyendo, ya sean mensajes, el periódico o las redes sociales. La velocidad a la que se lee refleja normalmente la atención que se le está dedicando a la lectura y, por lo tanto, la capacidad de concentración del usuario.

El contenido de la lectura también es relevante puesto que no todos los textos tienen la misma dificultad de comprensión.

| Variable de “Lectura” | Descripción |
|-----------------------------|--------------------------|
| reading_speed | Velocidad de lectura |
| reading_content_type | Tipo de lectura |
| reading_difficulty | Dificultad de la lectura |

Tabla 11. Variables de tipo “lectura”. Fuente: elaboración propia.

Variables de búsquedas en Internet

La actividad del usuario en Internet también puede ser útil para diagnosticar ciertos comportamientos y estados de ánimo que pueden ser síntomas de enfermedades mentales. Por ejemplo, ya se han analizado historiales de búsqueda de Google para predecir comportamientos suicidas⁸⁵. También se puede adivinar que las páginas que se visitan con frecuencia podrían ser reveladoras de ciertas adicciones, como la adicción al juego.

⁸⁵ Gunn, J.F., Lester, D., 2013.

| Variable de “búsqueda web” | Descripción |
|----------------------------|----------------------------------|
| website_search | Texto introducido en el buscador |
| website_page | Página web visitada |
| website_content | Contenido de la página web |
| website_login | Fecha y hora de entrada a la web |
| website_logout | Fecha y hora de salida de la web |

Tabla 12. Variables de tipo “búsqueda web”. Fuente: elaboración propia.

Variables de voz

Hacer llamadas telefónicas y recibirlas es la función más tradicional de un terminal móvil, por lo que el sensor más natural de un teléfono móvil es el micrófono. El análisis de estas llamadas se puede hacer en tres niveles: el análisis semántico, el análisis acústico y el análisis de los patrones de actividad del teléfono, que tiene una componente más bien social. Esta categoría se refiere al análisis de voz puramente, sin tener en cuenta los factores sociales, que se consideran más adelante en una categoría aparte. Los análisis acústico y semántico son totalmente independientes, y cada uno aporta información relevante en diferentes cuestiones. También se tiene en cuenta en esta categoría todo fichero de voz que se pueda analizar, como por ejemplo las notas de voz que se han introducido en los últimos años en las aplicaciones de mensajería instantánea⁸⁶.

El primer paso para poder realizar un análisis semántico de un fichero de voz es transcribirlo y convertirlo en un fichero de texto para poder examinar su contenido como tal. La diversidad de expresiones utilizadas en el discurso hablado refleja la creatividad de un individuo⁸⁷, y se ha evidenciado que existe una relación entre la creatividad y los trastornos mentales⁸⁸. El contenido de una conversación también puede reflejar el estado de ánimo de una persona: por ejemplo, se pueden detectar episodios depresivos mediante métodos de análisis de voz⁸⁹. La principal limitación de este análisis semántico es su dependencia al idioma empleado y la necesidad de privacidad por ser contenido sensible.

Sin embargo, para analizar la voz desde un punto de vista acústico, ni el contenido ni el idioma son relevantes, no importa ni siquiera que el discurso tenga sentido. Para cada fichero de voz que se graba, varios miles de características se pueden extraer⁹⁰, como por ejemplo el ritmo del habla, el temblor de la voz, el tono o los MFCC⁹¹. Se ha demostrado que ciertas características acústicas están correlacionadas con algunos diagnósticos: por

⁸⁶ Como WhatsApp, Facebook Messenger o sistemas de mensajería de otras redes sociales.

⁸⁷ Gravenhorst, F., Muaremi, A., Bardram, J. et al., 2015.

⁸⁸ Lauronen, E., Veijola, J., Isohanni, I., Jones, P.B., Nieminen, P., Isohanni, M., 2004.

⁸⁹ Muñoz, R.F., McQuaid, J.R., González, G.M., Dimas, J., Rosales, V.A., 1999.

⁹⁰ Eyben, F., Wöllmer, M., Schuller, B., 2010.

⁹¹ Mel Frequency Cepstral Coefficients (Coeficientes Cepstrales en las Frecuencias de Mel), coeficientes para la representación del habla basados en la percepción auditiva humana.

ejemplo, la velocidad del habla se puede utilizar para identificar depresión⁹². El análisis de voz es un campo de estudio muy desarrollado, existen numerosos algoritmos y modelos de código abierto⁹³ para este tipo de análisis.

| Variable de “Audio” | Descripción |
|----------------------------|--|
| audio_file | Grabación de audio |
| audio_type | Tipo de audio (llamada o nota de voz) |
| audio_language | Idioma del audio |
| audio_text | Contenido del audio convertido a texto |
| audio_text_content | Análisis del contenido semántico del audio |
| audio_pitch | Tono de la voz en el audio |
| audio_speech_rate | Ritmo del habla en el audio |
| audio_speech_tremor | Temblor de la voz en el audio |

Tabla 13. Variables de tipo “audio”. Fuente: elaboración propia.

Interacciones sociales

Como ya se adelantaba en el apartado anterior, también se pueden analizar las llamadas desde el punto de vista social. Son interesantes parámetros como cuántas llamadas se hacen o reciben por día, cuánto duran, la hora a la que se realizan, con quién se interactúa, etc. Los cambios en el empleo de las llamadas por teléfono móvil pueden revelar modificaciones en el estado de ánimo del usuario, como por ejemplo si se empiezan a realizar llamadas en horas inusuales del día.

Las interacciones sociales son un elemento clave para la detección de deterioro cognitivo puesto que existe una clara correlación entre la actividad social y los trastornos mentales. Se ha demostrado que una falta de contacto social está correlacionada con síntomas de depresión⁹⁴ y que la duración de las llamadas y del tiempo acumulado de habla son las variables más importantes a la hora de predecir el trastorno bipolar⁹⁵.

⁹² Teasdale, J.D., Fogarty, S.J., Williams, J.M.G., 1980.

⁹³ Como SpeechRecognition de Python.

⁹⁴ George, L.K., Blazer, D.G., Hughes, D.C., Fowler, N., 1989.

⁹⁵ Muaremi, A., Gravenhorst, F., Grünerbl, A., Arnrich, B., Tröster, G., 2014.

| Variable de “llamada” | Descripción |
|-----------------------|--|
| call_type | 0 si entrante, 1 si saliente, 2 si perdida |
| call_phone_number | Número de teléfono |
| call_time_start | Fecha y hora de inicio de la llamada |
| call_time_end | Fecha y hora de final de la llamada |
| call_audio_file | Fichero con la grabación de la llamada |

Tabla 14. Variables de tipo “llamada”. Fuente: elaboración propia.

En esta categoría también se incluyen otras formas de comunicación que existen hoy en día en los terminales móviles, los SMS y el email. Se pueden analizar de manera similar a las llamadas: cuántos mensajes o emails se envían y reciben al día, con quién se habla, a qué hora se envían, etc. También se puede llevar a cabo un análisis semántico como el presentado en la categoría anterior para los SMS y los emails. Este tipo de análisis también presenta limitaciones en cuanto a privacidad e idioma.

| Variable de “SMS” | Descripción |
|-------------------|--|
| sms_type | 0 si recibido, 1 si enviado |
| sms_phone_number | Número de teléfono |
| sms_time | Fecha y hora de recepción del mensaje si es entrante o de envío si es saliente |
| sms_text_file | Archivo de texto con el contenido del SMS |

Tabla 15. Variables de tipo “SMS”. Fuente: elaboración propia.

| Variable de “Email” | Descripción |
|---------------------|--|
| email_type | 0 si recibido, 1 si enviado |
| email_address | Número de teléfono |
| email_time | Fecha y hora de recepción del email si es entrante o de envío si es saliente |
| email_text_file | Archivo de texto con el contenido del email |

Tabla 16. Variables de tipo “Email”. Fuente: elaboración propia.

Dieta y medicación

Aunque múltiples factores relacionados con la nutrición y el entorno se han vinculado ya al rendimiento cognitivo y a enfermedades como la demencia⁹⁶, generalmente se supone que los beneficios extraídos de ciertos hábitos se observan de manera acumulada tras periodos que pueden ir desde semanas hasta años. La monitorización que pretende hacerse con este sistema es sobre periodos largos, por lo que sí se podrían llegar a observar

⁹⁶ Ballard, C., Gauthier, S., Corbett, A., Brayne, C., Aarsland, D., et al., 2011.

los efectos de ciertos hábitos. Como es evidente, la medicación también es un factor importante para tener en cuenta, porque ciertos tratamientos pueden conllevar consecuencias relevantes a nivel cognitivo.

A priori, la obtención de estos datos es manual, puesto que no existen sensores en un teléfono que puedan medir cuánto pesamos o cuantificar las calorías o los medicamentos ingeridos. Sin embargo, como se ha propuesto en el Capítulo 2, se podría extraer el peso del usuario mediante una balanza electrónica inteligente o insertar las calorías diarias mediante el uso de una nevera inteligente. En el caso de que un usuario decida monitorizar este tipo de variables, para evitar los olvidos se puede generar una notificación diaria a una hora escogida previamente para recordar que se debe introducir esta información.

| Variable de “Dieta” | Descripción |
|---------------------|---|
| diet_date | Fecha del registro de la variable “Dieta” |
| diet_weight | Peso del usuario |
| diet_calories | Calorías ingeridas |
| diet_water | Litros de agua bebidos |

Tabla 17. Variables de tipo “dieta”. Fuente: elaboración propia.

| Variable de “Medicación” | Descripción |
|--------------------------|---|
| medication_date | Fecha en la que se toma la medicación |
| medication_type | Tipo de medicación |
| medication_frequency | Frecuencia con la que se toma la medicación |
| medication_dosage | Dosis de medicación ingerida |

Tabla 18. Variables de tipo “medicación”. Fuente: elaboración propia.

Variables de cámara

El empleo de la cámara se contempla en varios sistemas de detección ya desarrollados, puesto que permite analizar mediante imágenes y vídeo cambios del físico del usuario, como el tamaño de la pupila⁹⁷ o los tics, o incluso de sus alrededores. Sin embargo, como ocurre con el micrófono, la cámara es un sensor que da acceso a contenido muy sensible. La configuración del sistema que se propone es personalizable, es decir, el usuario puede restringir el acceso a ciertos sensores y, por lo tanto, puede decidir qué variables quiere que se monitoricen.

El conjunto de variables que se han descrito hasta aquí es lo que se considera recogida automática por parte de los sensores y lo que configura el primer nivel de información

⁹⁷ Wall. D, 2019.

sobre el usuario. A pesar de un par de excepciones, se puede afirmar que el sistema no es invasivo puesto que no necesita necesariamente la intervención del usuario para recoger información relevante y funcionar correctamente. Además, el acceso a sensores es configurable, por lo que el individuo puede sentirse más seguro al compartir sólo la información que él considera indispensable.

3.1.1.2. *Pruebas cortas de evaluación cognitiva*

Después de la monitorización automatizada del individuo, se propone incorporar un nivel de pruebas de entrenamiento cognitivo. Son pruebas cortas que se proponen al individuo mediante una notificación cuando se detecta una modificación en patrones de las medidas del nivel anterior. Esta prueba permite verificar si todo va bien, puesto que se seleccionará el tipo de evaluación que permite la prueba según el patrón que se haya visto modificado. Es decir, si el cambio observado se produce en la rapidez de lectura de un usuario, el tipo de prueba que se seleccionará será una que permita evaluar la capacidad de atención o de comprensión lectora.

Se prevé que todos los usuarios del sistema vayan a utilizar este nivel en algún momento: los individuos que comiencen a presentar síntomas, por motivos obvios, y los individuos sanos, porque es muy difícil no variar la forma en la que interaccionamos con un teléfono móvil. Por ejemplo, una persona que enferma y no sale de casa durante una semana, recibirá una notificación diciendo que se ha producido un cambio en su rutina y que deberá realizar una prueba para confirmar que se encuentra bien.

Otra opción es proponer estas pruebas al usuario también de manera aleatoria para poder hacer un seguimiento más detallado de sus funciones cognitivas e integrar los resultados en su histórico. Dada la corta duración de las pruebas, se podría seguir afirmando que se trata de un sistema ligeramente o no invasivo.

3.1.1.3. *Estudio personalizado presencial*

Como ya se ha anticipado, este tercer nivel no se incluye en este Trabajo puesto que es un estudio personalizado presencial que requiere personal médico especializado y ya no emplea las funciones del teléfono móvil. Sin embargo, lo que sí que incluye el sistema es el desencadenante de este nivel. Si la recurrencia de las pruebas de evaluación del nivel anterior aumenta, es decir, si se detectan con frecuencia cambios en el mismo tipo de variable, se genera una alarma que avisa al médico para que considere comenzar un seguimiento tradicional y presencial del paciente.

En resumen, la información del usuario, que es sin lugar a dudas la más clave para el sistema, se recoge distinguiendo tres niveles consecutivos: un primer nivel de monitorización pasiva, con recogida automática mediante los sensores del teléfono móvil, un segundo nivel con pruebas cortas de evaluación de funciones cognitivas una vez se

detecta un cambio en los datos del nivel anterior y un tercer y último nivel en el que ya se traslada el seguimiento del paciente a un médico especialista, cuando se han detectado varias modificaciones en un corto periodo de tiempo.

3.1.2. Aportación del médico

Además de la información personal del usuario, se pretende considerar en el modelo información aportada por el médico, como por ejemplo si se le está administrando un cierto tratamiento. Esta información puede ayudar a entender e incluso justificar ciertas modificaciones en variables de entrada.

Este sistema requiere que cada usuario tenga asignado uno o más médicos y permite centralizar toda la información sobre la salud de un individuo y facilitar el trabajo al personal sanitario. Esto se debe a que la información que un médico introduzca en el perfil de un paciente puede ser de utilidad para el resto de los médicos de otras especialidades que también tratan al mismo paciente.

3.1.3. Otra información relevante

Finalmente, también pueden ser de gran utilidad para el sistema algunos datos sobre sanidad pública mundial, como pueden ser nuevos descubrimientos sobre ciertas patologías o la actualización de ciertos KPIs según las tendencias mundiales.

Además de la información más general sobre salud, también es de utilidad tener en cuenta los históricos de otros pacientes similares con los que se podrán hacer comparaciones. Aquí, pacientes similares se refiere a otros usuarios que también estén utilizando el sistema y que sean parecidos en edad, rutina, hábitos, etc. Para poder hacer estas comparativas entre diferentes pacientes la base de datos deberá contener toda la información conjunta.

En resumen, entre las variables de entrada al sistema se pueden distinguir tres categorías diferentes: la información sobre el usuario, las aportaciones del médico y otra información relevante sobre salud mundial. A su vez, la información sobre el usuario se puede dividir en tres niveles que se alcanzan de manera progresiva. En primer lugar, las medidas recogidas automáticamente mediante los sensores que se encuentran en los dispositivos de monitorización. En caso de que se detecten muchos valores atípicos o un cambio de tendencia en estas medidas, se pasa al segundo nivel, que consiste en un conjunto de pruebas de evaluación de deterioro cognitivo adaptadas al cambio detectado que se envían al individuo para que las complete. Finalmente, si la necesidad de realizar estas pruebas empieza a ser frecuente, se pasa al tercer nivel, donde el paciente ya comienza a tener sesiones presenciales con un médico especializado.

3.2. VARIABLES DE SALIDA

Se considera como variable de salida a todo resultado que proporciona el sistema de detección de deterioro cognitivo. La principal es una alarma que notifica de que se ha detectado un cambio en algún patrón u hábito en cuanto al uso de su teléfono móvil. Sin embargo, también se propone otro tipo de salidas para proporcionar un valor añadido al sistema: informes sobre la salud del usuario y recomendaciones de modificaciones en la rutina en caso de que fueran necesarias. Estos resultados ayudan a aumentar la percepción de utilidad por parte del usuario fomentando así la incorporación del sistema en su rutina.

Si la función principal del sistema es avisar que se ha detectado una modificación en los patrones de uso del móvil, la primera variable de salida a considerar es la alerta que se envía para notificar dicha detección, tanto a los usuarios como a los médicos responsables, e incluso a alguna persona de confianza del usuario si así lo desea. La notificación no es un simple aviso, sino que incluye detalles sobre el cambio que se ha identificado, cambio que puede estar justificado por motivos evidentes. Por ejemplo, si el sistema detecta que el usuario lleva mucho tiempo sin salir de casa y envía una alerta, el usuario podría no preocuparse porque realmente está con gripe. Como ya se ha comentado, es muy probable que todos los usuarios reciban en algún momento una alerta porque los cambios de uso del teléfono son inevitables. De ahí la importancia de detallar qué se detecta en cada alerta, puesto que si se trata de un cambio esporádico no pasaría nada, pero si la alerta de una variable en particular se volviese recurrente, entonces habría que solicitar al paciente que realice una prueba de evaluación de la capacidad cognitiva que puede estar afectada.

Las notificaciones de cambio vienen acompañadas de una prueba corta de evaluación de las funciones cognitivas si los cambios son recurrentes. Existen muchas pruebas de evaluación y seguimiento adaptadas a la tecnología móvil, como se ha mostrado en el capítulo anterior. Se propone por lo tanto crear una base de datos de ejercicios de evaluación de capacidades cognitivas, que se pueden o bien extraer de numerosas bases de datos como Cogweb o Lumos Laboratory, o bien elaborarse colaborando con médicos especialistas en el tema. A cada prueba de evaluación se le asigna un conjunto de variables de entrada, de manera que cuando se detecte una modificación en una cierta entrada, el sistema extraiga un ejercicio aleatorio de aquellos que estén asociados a dicha entrada. Este funcionamiento permite automatizar el proceso de envío de pruebas de evaluación puesto que no necesita la intervención de médicos para asignarlas.

Por otra parte, se pretende preparar y enviar informes automáticos y recurrentes a los pacientes con su información personal y una comparativa con su propio histórico. El informe que sea completo pero conciso, que permita al usuario obtener una visión general de su estado de salud de manera fácil y rápida, por lo que la visualización de datos es clave. También se propone que la recurrencia de estos informes sea configurable. En general, los cambios en las capacidades motoras y cognitivas son a largo plazo, por lo que no suelen ser perceptibles en una semana. Si se envía un informe semanal, el usuario puede terminar saturado con información irrelevante y acabar desvinculándose

completamente del sistema. Lo más recomendable por lo tanto sería un informe mensual, que sí permite ver ligeras tendencias si es que las hay. Aun así, en el caso de ciertos pacientes, como pueden ser pacientes de riesgo o pacientes susceptibles de sufrir algún deterioro, puede interesar que los informes se generen con una mayor frecuencia, por lo que se permite al individuo y al médico responsable tomar la decisión que crean más conveniente. Estos informes también se enviarán por email tanto al paciente como al médico responsable y a las personas de confianza escogidas por el usuario, y se almacenarán en una base de datos con el resto de información histórica.

Por último, también se propone añadir recomendaciones personalizadas en cuanto a los hábitos del usuario. Esto en principio no es indispensable para el sistema, pero se ha observado en estudios pasados^{98,99} que los usuarios de estos sistemas lo consideran fundamental para poder incorporarlo realmente en su rutina. Las recomendaciones o bien se extraerán de una base de datos de sugerencias estándares y reales de médicos, o bien las redactará el mismo médico basándose en el informe del paciente.

La principal variable de salida del sistema es por lo tanto el aviso que notifica al usuario y al médico de que se ha detectado una modificación en los hábitos del paciente. Sin embargo, el sistema también pretende generar otras variables de salida, como informes automatizados o recomendaciones para el día a día, que permiten aumentar la percepción de utilidad y favorecen el compromiso del usuario con el sistema.

⁹⁸ Rapp, A., Cena, F., 2016.

⁹⁹ Rooksby, J., Rost, M., Morrison, A., Chalmers M., 2015.

3.3. LÓGICA DEL MODELO

Se denomina lógica del modelo al conjunto de cálculos y procedimientos que realiza el sistema para, a partir de las variables de entrada, generar los resultados pertinentes. Como ya se ha explicado anteriormente en este capítulo, el sistema genera diferentes resultados, como informes o sugerencias, en función de varios tipos de variables de entrada, como las aportaciones del médico responsable o incluso parámetros de salud a nivel mundial. Sin embargo, este capítulo se limitará a desarrollar la lógica por la cual el sistema genera una alerta si se detecta un cambio con respecto al histórico del paciente, la función principal del sistema, ver Figura 2. El histórico del paciente se compone de un conjunto de series temporales, tantas como variables se monitoricen.

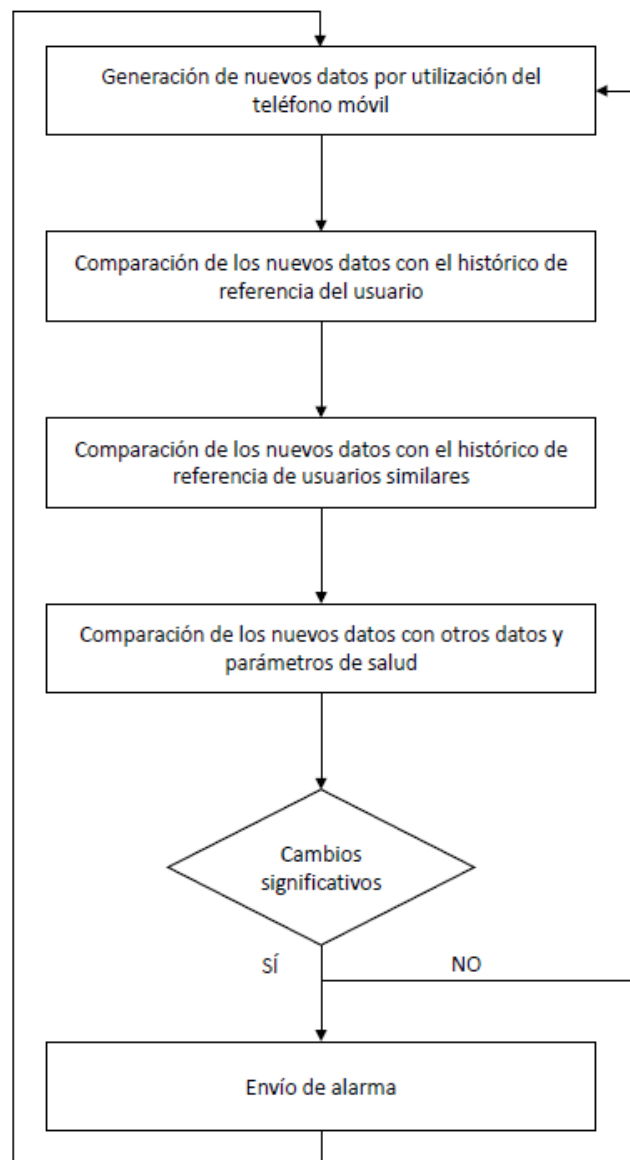


Figura 2. Funcionamiento del sistema. Fuente: elaboración propia.

Para cumplir con su objetivo fundamental de detección de cambios con respecto al histórico, el modelo debe realizar dos detecciones diferentes. Por una parte, debe detectar cambios de tendencia¹⁰⁰ o de estacionalidad¹⁰¹ en la serie temporal, para identificar que, progresivamente, el usuario está modificando alguno de sus hábitos o patrones de interacción con su móvil. Por ejemplo, si la tendencia de la serie temporal que representa la velocidad de uso del teclado comienza a decrecer, el sistema deberá notificarlo. Por otra parte, el modelo también debe poder detectar medidas discordantes o *outliers*, que serán posiblemente medidas erróneas o cambios no relevantes para la salud del usuario, pero que sí se deben identificar por si se vuelven recurrentes. Por ejemplo, si el usuario comienza a acudir frecuentemente a un lugar donde nunca antes había estado, habrá que preguntarse qué tipo de lugar es y si es normal que vaya.

A continuación, se explicarán dos análisis diferentes que se realizan en cada una de las series temporales que se crean por cada variable de entrada que se genera con el sistema. También cabe subrayar que todas las variables que se miden son discretas, por lo que la serie temporal también lo será.

3.3.1. Detección de un cambio de tendencia

En el caso de históricos de salud, se puede presuponer que las series temporales deben ser estacionarias en el corto y medio plazo, es decir, que la media y la variabilidad son constantes a lo largo del tiempo¹⁰². Esto quiere 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. De esta manera, la tendencia de las series temporales se debe estudiar en dos pasos: el corto y medio plazo por una parte, y el largo plazo por otra.

En el corto plazo, el modelo puede asumir que la tendencia de la serie temporal es nula para aquellos pacientes que estén sanos. Es decir que, si se comparan nuevas observaciones de una variable con las observaciones de la semana o del mes anterior, no se debería percibir ninguna tendencia. Si la tendencia no es nula, entonces se pueden cuestionar las habilidades funcionales y cognitivas del individuo. Se puede por lo tanto simplificar el análisis asumiendo que la serie temporal se puede estudiar como un conjunto de datos bidimensional. El tiempo sería entonces la variable independiente, que se puede reemplazar por una serie de valores enteros 1, 2, 3, ..., n, y la observación sería la variable dependiente.

En el análisis de tendencias de conjuntos de datos bidimensionales, destacan el método de los mínimos cuadrados y el método de las dos medias. Son métodos muy sencillos y

¹⁰⁰ Comportamiento de la serie temporal a largo plazo.

¹⁰¹ Periodicidad de la serie temporal, que puede ser diaria, mensual o anual, por ejemplo.

¹⁰² Gráficamente significa que las medidas oscilan alrededor de una media constante en el tiempo y que la variabilidad con respecto a esa media también permanece estable en el tiempo.

fáciles de implementar puesto que consideran que la tendencia es una simple recta. El tiempo se puede introducir como una serie de valores enteros. El método de los mínimos cuadrados permite calcular los valores m y b que mejor ajustan un conjunto de N pares de datos (x, y) mediante una recta que se expresa como: $y = m \cdot x + b$. Mediante los pares de datos (x, y) y utilizando la expresión general de m y b , la recta de tendencia es muy sencilla de extraer.

$$m = \frac{n \cdot \sum(x \cdot y) - \sum x \cdot \sum y}{n \cdot \sum x^2 - |\sum x|^2}$$

$$b = \frac{\sum y \cdot \sum x^2 - \sum x \cdot \sum(x \cdot y)}{n \cdot \sum x^2 - |\sum x|^2}$$

Para este caso, el valor de mayor interés es m puesto que es la pendiente de la recta de regresión ajustada, es decir, la tendencia de la serie temporal. Si m no es muy próxima a 0, quiere decir que se está observando un cambio en la tendencia de una variable de entrada y que, por lo tanto, puede que el usuario esté sufriendo cambios en sus habilidades motoras y cognitivas.

Por otra parte, en el largo plazo, el análisis de la tendencia es un poco más complejo puesto que sí que se esperan cambios según vaya envejeciendo el usuario. En este caso 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 estacionalidad de los datos. En el caso de las variables que se miden con este sistema, algunas pueden ser diarias, como por ejemplo el sueño o las relacionadas con la actividad física, o semanales, como los desplazamientos del usuario al lugar de trabajo o a casa de algún familiar. Para poder llevar a cabo los análisis necesarios sobre las series temporales, es imprescindible entender qué elementos relevantes la componen y cómo se formula.

De manera general, una serie temporal se puede expresar de dos maneras diferentes, según si se trata de un modelo aditivo o de un modelo multiplicativo. El modelo aditivo se emplea cuando la magnitud de las fluctuaciones estacionales no varía con el tiempo, mientras que el modelo multiplicativo es más interesante para series económicas puesto que suelen tener variaciones estacionales que incrementan con el tiempo. El modelo aditivo se formula de la siguiente manera:

$$y(t) = \tau(t) + \sigma(t) + \varepsilon(t)$$

siendo $\tau(t)$ la tendencia en función del tiempo t , $\sigma(t)$ la componente estacional en t y $\varepsilon(t)$ la componente aleatoria en t . Dada esta definición, se puede descomponer una serie temporal y representar gráficamente las tres componentes por separado para identificar patrones y valores atípicos.

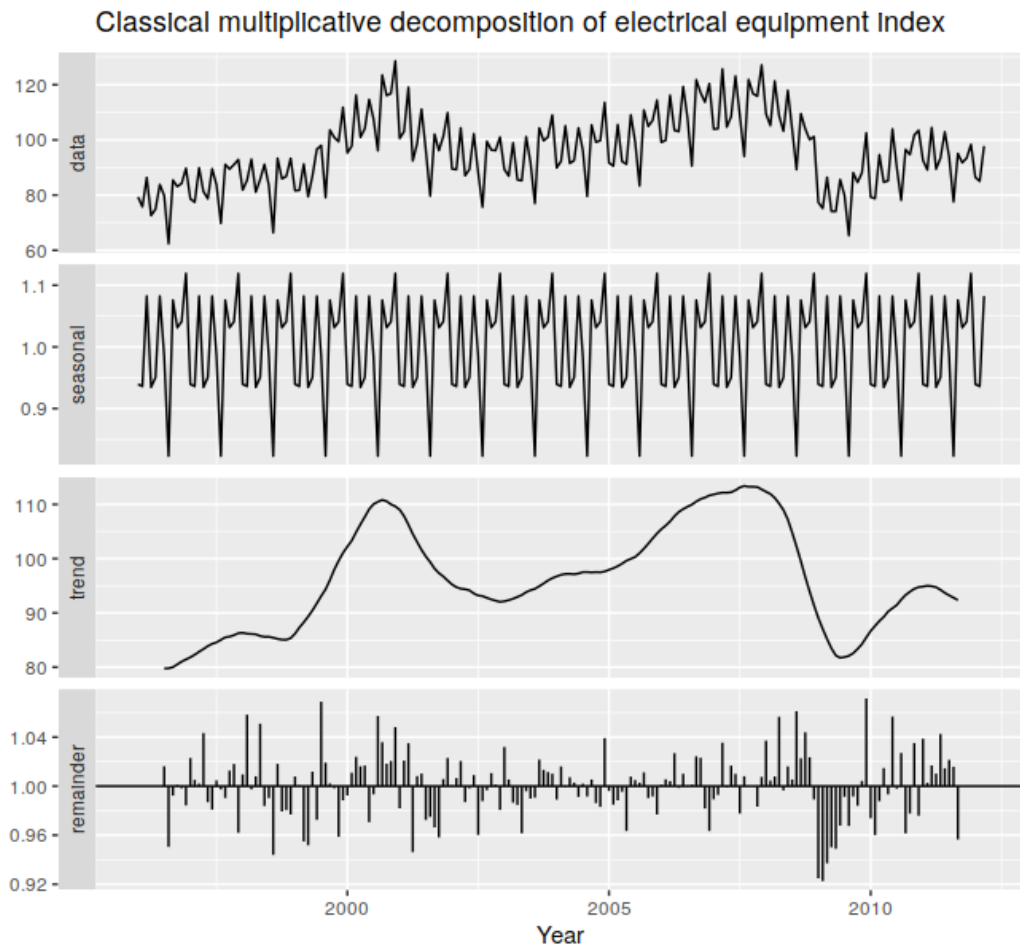


Figura 3. Descomposición una serie temporal. Fuente: Hyndman, R., Athanasopoulos, G., 2018.

Sin embargo, no basta con visualizar la serie temporal gráficamente poder evaluar si se está produciendo un cambio relevante. 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 no son muy diferentes de 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.

El cálculo de predicciones de una serie temporal se realiza generalmente mediante modelos ARIMA, que se puede realizar mediante la metodología de Box-Jenkins¹⁰³, esquematizada en la Figura 3. De manera breve, aplicar un modelo ARIMA¹⁰⁴ consiste

¹⁰³ Box, G., Jenkins, G., Reinsel, G., Ljung, G., 2015.

¹⁰⁴ Autoregressive Integrated Moving Average Model.

en encontrar los valores numéricos de los parámetros (p, d, q) que representan las componentes autorregresiva, integrada y de media móvil respectivamente, que más se adaptan a la serie temporal. El proceso es iterativo, es decir que se van probando valores según ciertas características de la serie y se verifica que los residuos del modelo parezcan ruido blanco. Una vez se ha determinado el modelo ARIMA óptimo, se pueden predecir las observaciones que irían después del final de la serie temporal. En el caso de series temporales que tengan una clara componente estacionaria, se emplea el modelo SARIMA¹⁰⁵, que se determina mediante el mismo proceso que el modelo ARIMA.

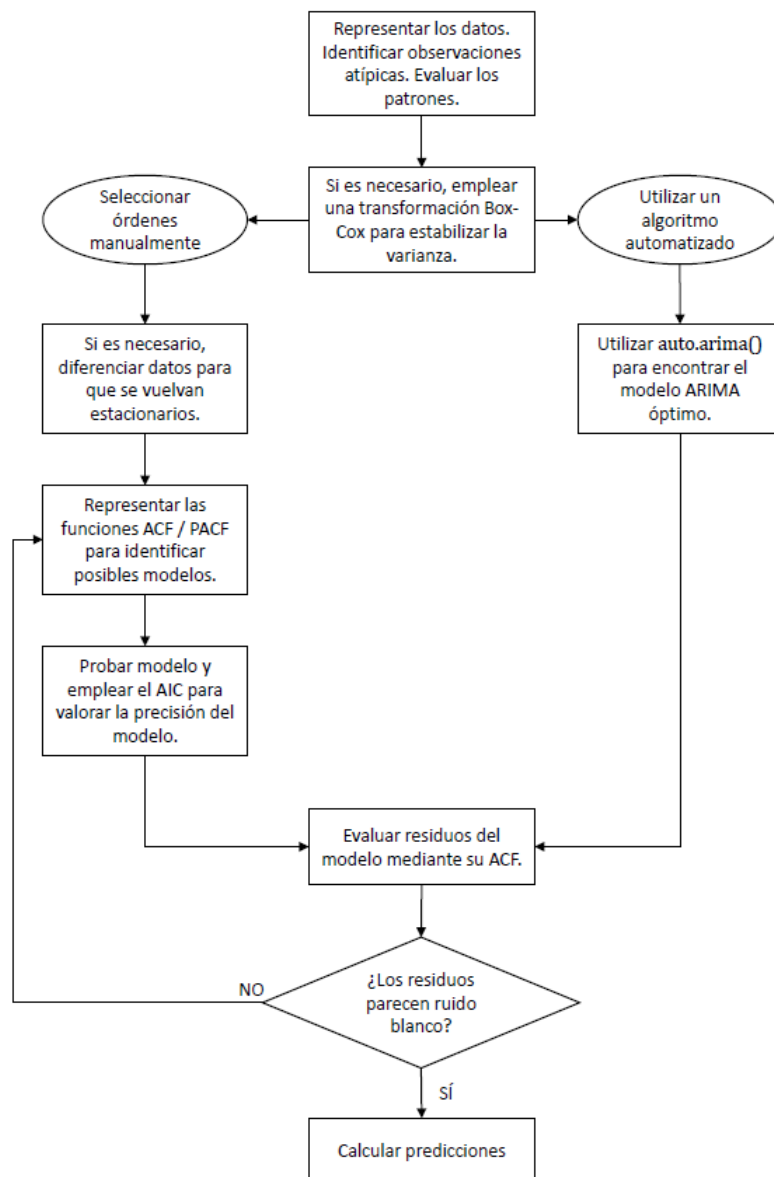


Figura 4. Metodología Box-Jenkins para el empleo de modelos ARIMA. Fuente: Box, G., Jenkins, G., et al., 2015.

¹⁰⁵ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average model.

Para la predicción de series temporales, también suele ser interesante aplicar ciertas transformaciones y ajustes en el calendario, como la duración de un mes o las vacaciones, puesto que son fechas donde las observaciones pueden ser diferentes de manera justificada.

Sin embargo, el análisis que se ha propuesto hasta ahora sólo tiene en cuenta el efecto de las observaciones anteriores de una variable a la hora de predecir nuevos valores. Pero, como es lógico, muchas de las variables relativas a la salud de un individuo están estrechamente relacionadas, por lo que es necesario tener en cuenta las interdependencias que existen entre las diferentes variables que se recogen para el sistema. En resumen, el valor de una cierta variable en el instante t no sólo depende de las observaciones anteriores de esa misma variable, sino que también depende de los valores anteriores del resto de variables. Para poder tener en cuenta la componente multidimensional es necesario encontrar otra herramienta que permita modelizar diferentes interdependencias entre variables, sea cual sea la función que las relaciona.

Se ha demostrado en varios estudios que el perceptrón multicapa es un aproximador universal^{106,107}, es decir, que cualquier función continua en un espacio \mathbb{R}^n puede aproximarse con un perceptrón multicapa. Se trata por lo tanto de un modelo matemático muy útil a la hora de aproximar relaciones no lineales, y es por ello por lo que se ha seleccionado en este Trabajo para realizar los análisis multidimensionales.

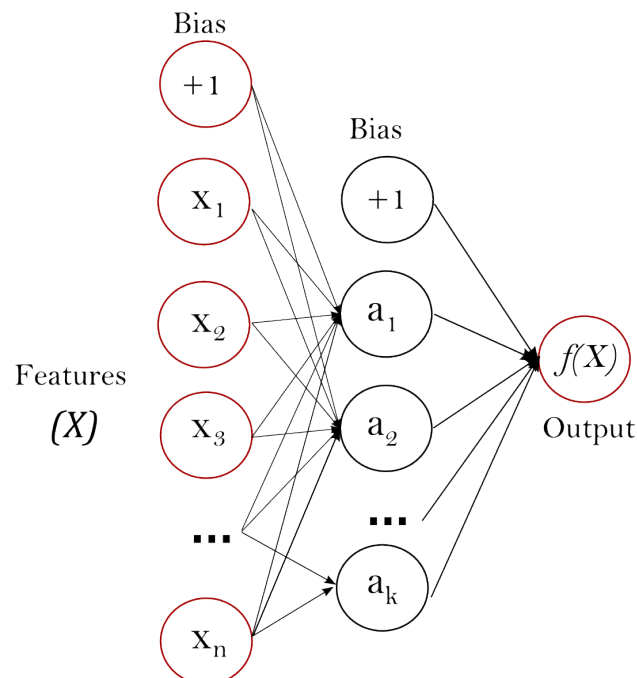


Figura 5. Estructura de un perceptrón multicapa en el caso de una capa oculta. Fuente: Scikit-Learn.

¹⁰⁶ El teorema de Aproximación Universal establece que una sola capa intermedia es suficiente para aproximar, con una precisión arbitraria, cualquier función del espacio \mathbb{R}^n .

¹⁰⁷ Csáji, B.C., 2001.

Un perceptrón multicapa es un tipo de red neuronal artificial formada por varias capas: la capa de entrada, una o varias capas ocultas y la capa de salida. Se trata de una generalización del perceptrón simple, y surge como consecuencia de las limitaciones de este último en cuanto a la separabilidad de los datos. Así, la principal ventaja de un perceptrón multicapa es que permite distinguir conjuntos de datos que no son linealmente separables¹⁰⁸.

Para su entrenamiento, el perceptrón multicapa emplea un método de aprendizaje supervisado llamado retropropagación. La retropropagación consiste en aplicar un patrón a la entrada y propagarla a través de las capas hasta obtener una salida. Dicha salida se compara con la salida esperada y se genera una función de error para cada una de las salidas. A su vez, éstas se propagan hacia atrás para asignar a cada neurona su contribución relativa al error total. A medida que se entrena la red probando diferentes patrones en la entrada, las neuronas de las capas ocultas empiezan a reconocer las características de las diferentes entradas.

El proceso de ajuste del perceptrón es iterativo, en el que hay que optimizar el RSME o raíz del error cuadrático medio, intentando obtener un mínimo local. Como conjunto de datos de entrenamiento para el modelo se utilizará el histórico del paciente y como conjunto de validación, los nuevos valores que se incorporan al histórico de manera regular. Así, se podrá verificar que las observaciones nuevas de una cierta variable tienen sentido con respecto a los valores anteriores de todas las variables disponibles en el conjunto de datos.

En resumen, para la identificación de cambios en las tendencias de las series temporales que se generan para cada una de las variables que se monitorizan se propone distinguir dos cuestiones diferentes.

En el corto y medio plazo, los cambios en las capacidades motoras y cognitivas no deberían ser perceptibles, por lo que se asume que, en el corto plazo, la tendencia de las series temporales debe ser nula. Se simplifica el modelo asumiendo que es un conjunto de datos bidimensional y se ajusta una recta mediante el método de mínimos cuadrados, recta que se puede equiparar a la tendencia de la serie temporal en el corto plazo.

Sin embargo, en el largo plazo, se esperan deterioros naturales en las capacidades cognitivas provocados por el envejecimiento, por lo que es necesario un análisis menos simplificado de la serie temporal. Se propone hacer una predicción de las observaciones de las variables de entrada y una vez se actualicen, comparar los valores esperados con los reales. Si ambos valores son muy diferentes, entonces se puede suponer que el patrón de uso del teléfono móvil se ha modificado y, por lo tanto, habrá que hacer una evaluación más profunda del usuario y de sus habilidades cognitivas. Es necesario llevar a cabo el

¹⁰⁸ Propiedad de dos conjuntos de datos para los cuales existe por lo menos una línea en el plano que permita separar ambos conjuntos.

análisis en dos pasos: el estudio de una cierta variable con los valores anteriores de esa misma variable, y el estudio de una variable con respecto a los valores anteriores de todas las demás variables. Esto es fundamental para poder tener en cuenta las interdependencias que existen entre las diferentes variables.

3.3.2. Detección de valores discordantes

La detección de valores discordantes, o *outliers*, es una parte fundamental del análisis exploratorio de datos¹⁰⁹, es decir, un estudio de una muestra de datos que permite extraer sus características principales para a posteriori, llevar a cabo los tests que se consideren necesarios. La principal limitación de muchas técnicas de detección de outliers, como en el caso del test de Grubbs¹¹⁰ o el test de Tietjen-Moore¹¹¹, es la necesidad de especificar el número de *outliers* buscados, ya que no se especifica correctamente, se pueden rechazar medidas de manera errónea. En el caso de este sistema, no se puede conocer este número, por lo que hace falta encontrar otro método.

Rosner¹¹² propone una técnica denominada “Procedimiento para muchos valores atípicos con la generalización extrema de la desviación de Student (GESD)” 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. Una vez se ha determinado un máximo r , la prueba se lleva a cabo en r pruebas sucesivas. Esto puede requerir una alta intensidad computacional teniendo en cuenta que se van almacenando cada vez más y más observaciones en cada una de las series temporales. Sin embargo, dado que el análisis de detección de valores atípicos se pretende hacer de manera progresiva, con cada actualización del histórico, la prueba se puede llevar a cabo únicamente sobre las observaciones nuevas, lo que reduce significativamente el número de cálculos a realizar.

El test propuesto por Rosner se define con mediante las siguientes hipótesis y se realiza siguiendo los pasos que se describen más adelante.

H_0 : No hay valores atípicos en el conjunto de datos

H_a : Hay hasta r valores atípicos en el conjunto de datos

Estadístico: $R_i = \frac{\max_i |x_i - \bar{x}|}{s}$

siendo \bar{x} y s la media de la muestra y la desviación estándar de la muestra, respectivamente.

¹⁰⁹ Tukey, J. 1961.

¹¹⁰ Grubbs, F., 1969.

¹¹¹ Tietjen, G., Moore, R., 1972.

¹¹² Rosner, B., 1983.

En primer lugar, se debe identificar el estadístico con un valor máximo, designarlo como R_{1max} y eliminar la observación asociada a este estadístico del conjunto de datos. A continuación, se debe repetir este procedimiento con $n - 1$ observaciones, hasta que se haya obtenido el conjunto de r estadísticos $R_{1max}, R_{2max}, R_{3max}, \dots, R_{rmax}$. Después se calculan los r valores críticos según la siguiente fórmula:

$$\lambda_i = \frac{(n-i)t_{p,n-i-1}}{\sqrt{(n-i-1+t_{p,n-i-1}^2)(n-i+1)}}, \quad i = 1, 2, 3, \dots, r$$

siendo $t_{p,n}$ el valor de la función de distribución t de Student¹¹³ con g grados de libertad, $p = 1 - \frac{\alpha}{2(n-i+1)}$ y α el nivel de significación. El número de *outliers* se determina identificando en cuántas observaciones se da la siguiente condición $R_i > \lambda_i$.

El método de detección de valores atípicos que se propone para este sistema es el propuesto por Rosner, que funciona para distribuciones normales y que no necesita introducir un número exacto de valores que se desea identificar, sino un límite máximo. En el marco de este estudio, ese valor límite será el número de nuevas observaciones que se introducen cada día al actualizar el histórico del paciente.

En resumen, se puede decir que la lógica que emplea el sistema para detectar cambios en los patrones de uso del teléfono móvil se compone de dos pilares fundamentales: el análisis de tendencias y la detección de valores atípicos. El primero permite analizar la evolución de ciertas variables a lo largo del tiempo y de monitorizar el desarrollo de las funciones cognitivas de un individuo, ya sea en el corto o en el largo plazo. El segundo permite detectar valores inesperados que, si se vuelven recurrentes, pueden revelar que el usuario está sufriendo cambios en sus capacidades cognitivas y motoras. En cualquier caso, esta lógica permite notificar al médico responsable o al individuo, que se ha producido un cambio inesperado y que, por ello, debe someterse a una prueba rápida de evaluación de capacidades cognitivas para verificar si todo va realmente bien.

¹¹³ En estadística, una prueba t de Student es aquella en la cual el estadístico utilizado sigue una distribución t de Student si la hipótesis nula es cierta. Se suele emplear en el caso de poblaciones que siguen distribuciones normales y cuando el tamaño de la muestra es demasiado pequeño como para que el estadístico esté normalmente distribuido.

3.4. ARQUITECTURA DEL SISTEMA

A continuación, se describirá la arquitectura del sistema, es decir, los elementos que lo forman, tanto los dispositivos hardware como las conexiones que se establecen entre dichos dispositivos.

En primer lugar, se deben identificar los diferentes elementos de hardware que componen el sistema y qué módulos contienen (Figura 6). El módulo de recogida de datos es diferente según si se emplean los sensores propios del teléfono móvil o los de los diferentes *wearables*, aunque se recuerda que estos últimos no son indispensables para el buen funcionamiento del sistema. La información recogida se centralizará en el terminal móvil como tal, puesto que es el dispositivo con mayor capacidad de procesamiento y almacenamiento. Así, es necesario un módulo que asegure la transmisión de la información desde los periféricos hasta el teléfono móvil. Cabe suponer que todos estos aparatos se encuentran relativamente cerca en todo momento, por lo que el módulo de transmisión puede emplear un protocolo bastante sencillo como, por ejemplo, el Bluetooth. Una vez se han almacenado todas las medidas recogidas en el teléfono móvil, surge el siguiente problema: dado que se pretende recoger datos de manera continua y sobre periodos de tiempo muy largos, el almacenamiento del teléfono móvil no es suficiente para cargar con todas las medidas recopiladas. Por ello se extrae la información del móvil y se transmite a una base de datos en la nube. Es en la nube donde también se realiza el procesamiento de los datos y la generación de informes. Estos módulos también se implantan en la nube por fiabilidad de los datos y comodidad del usuario. Actualmente, la capacidad de computación de los teléfonos es bastante elevada, pero puede limitar la velocidad de otras muchas funciones del teléfono móvil. Finalmente, los resultados del análisis de los datos se mantienen en la nube, hasta que se envía un informe actualizado con los nuevos parámetros y las sugerencias pertinentes.

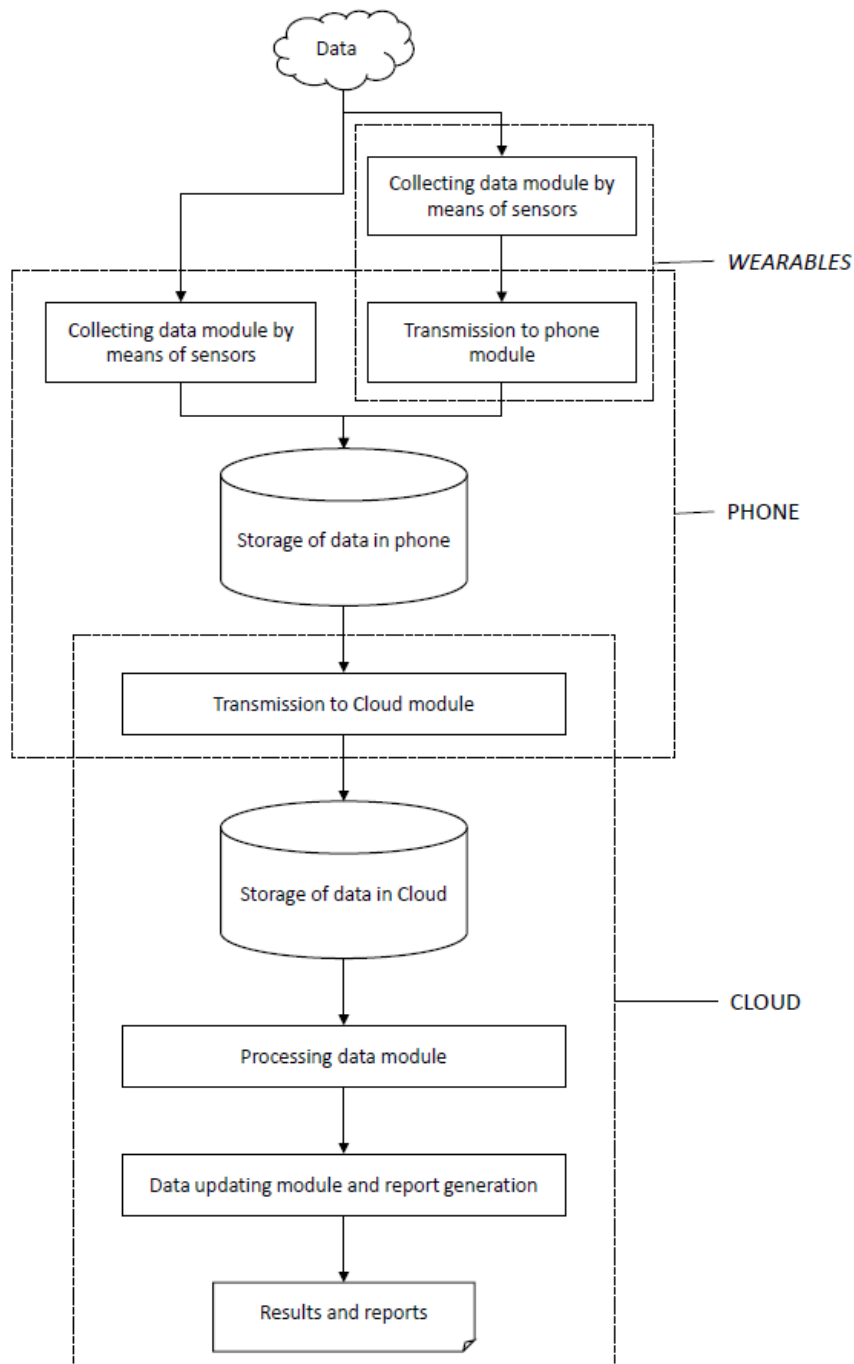


Figura 6. Estructura del sistema y elementos hardware que lo componen. Fuente: elaboración propia.

La transmisión de los datos a la nube no es continua, puesto que supone mucha capacidad de procesamiento y puede ralentizar otras funciones del teléfono móvil. Se pretende por lo tanto actualizar los datos en la nube cuando se detecte una conexión a una red Wi-Fi¹¹⁴, como se muestra en la Figura 7. También se puede configurar el sistema de

¹¹⁴ Como ya se hace para la descarga de actualizaciones de software o de aplicaciones.

manera que la actualización se haga todos los días a una cierta hora como, por ejemplo, todas las noches mientras que el usuario duerme.

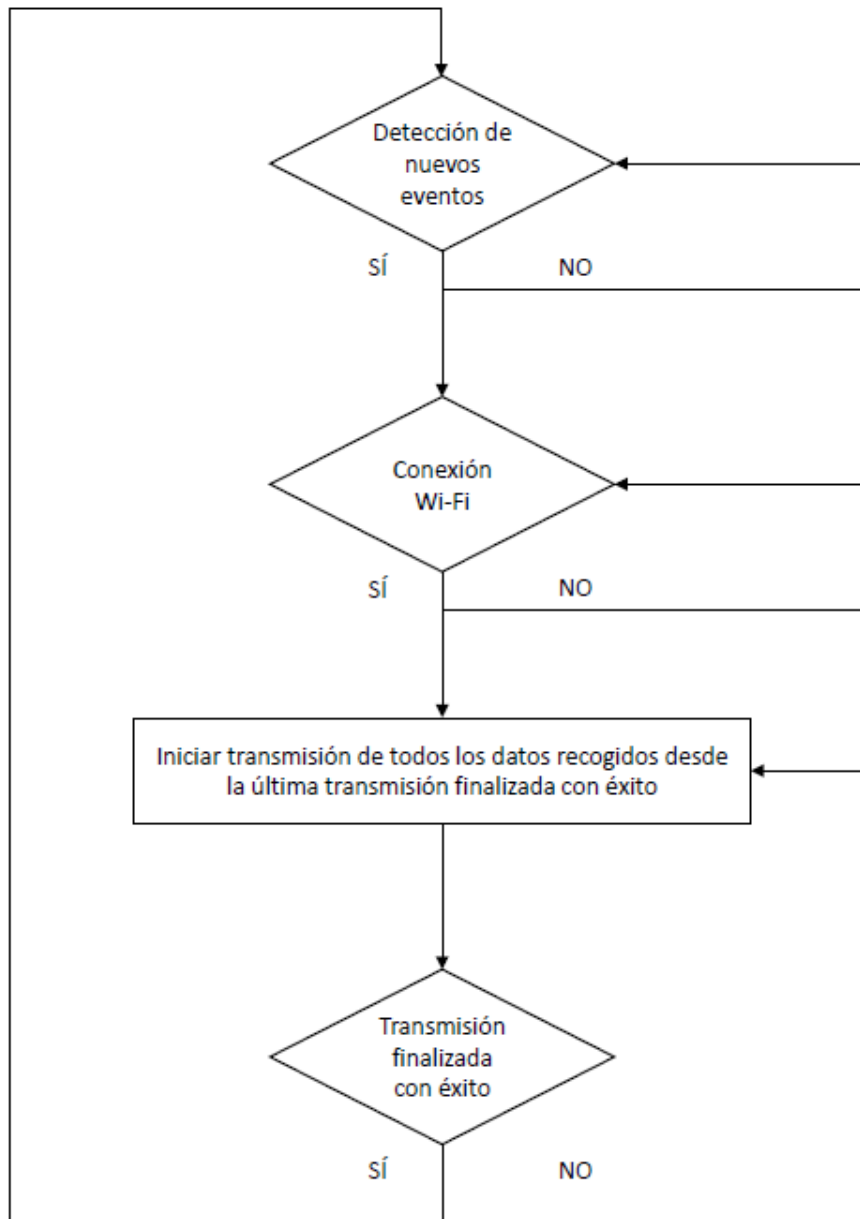


Figura 7. Funcionamiento del módulo de transmisión de datos a la nube. Fuente: elaboración propia.

Por último, el envío de los resultados y de los informes se hace mediante envíos automatizados de emails, ya sea al usuario, a un familiar o al médico asignado.

En este Capítulo 3 se ha desarrollado un sistema de detección de deterioro cognitivo fiable y no invasivo, basado en un conjunto de datos que se recogen casi exclusivamente mediante los diferentes sensores que se encuentran en los terminales móviles y los *wearables* de manera automatizada.

El objetivo del sistema es notificar al usuario y al médico responsable que se ha producido un cambio significativo en sus patrones de utilización del móvil, o en sus hábitos rutinarios. El sistema también proporciona informes personalizados recurrentes donde se integra toda la información para informar al paciente de su estado de salud y, en caso de que fuera necesario, se le recomiendan ciertas modificaciones en su rutina.

La obtención de estos resultados se realiza mediante dos estudios principales de las variables de entrada. Por una parte, se hace un análisis de las tendencias de las diferentes variables para identificar cambios en ellas y, por otra, se implementa un método de detección de valores atípicos que permita evaluar si se producen cambios repentinos en ciertas variables.

Finalmente, también se ha descrito la arquitectura del sistema a nivel hardware y conexiones, enumerando los elementos que componen el sistema y detallando cómo se comunican entre ellos.

4. VALIDACIÓN DEL MODELO

Tras el diseño del sistema de detección de deterioro cognitivo expuesto en el Capítulo anterior, se pretende llevar 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 realizará en varias simulaciones con diferentes conjuntos de datos, todos ellos generados manualmente. En cada una de las simulaciones se propondrán diferentes hipótesis iniciales.

En primer lugar, se llevará a cabo una validación unidimensional del modelo, es decir, que se empleará una única variable de entrada, seleccionada de la lista de variables propuesta en el Capítulo anterior.

A continuación, se generará un conjunto de datos multidimensional que tenga en cuenta todos los grupos de variables en los que se han clasificado anteriormente. Por ejemplo, se empleará una variable relacionada con parámetros fisiológicos, otra relativa a la actividad física del usuario, y así hasta cubrir todos los tipos de variables propuestos.

4.1. CONJUNTO DE DATOS UNIDIMENSIONAL

Para esta primera simulación se ha decidido emplear 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 $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$, siendo μ la media y σ la desviación típica de la distribución. Se ha generado un conjunto de datos de manera aleatoria¹¹⁵. Este 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.

Como ya se venía adelantando en el Capítulo anterior, el análisis de tendencia se debe llevar a cabo en dos partes, en el corto plazo y en el largo plazo. Se recuerda que para que un individuo se considere como sano, la serie temporal debe ser estacional en el corto plazo, es decir, que su media y su variabilidad son constantes a lo largo del tiempo. Por otra parte, en el largo plazo se debe verificar que los nuevos valores son una continuación esperada o lógica del histórico del paciente.

¹¹⁵ Mediante la herramienta de Análisis de Datos de Excel.

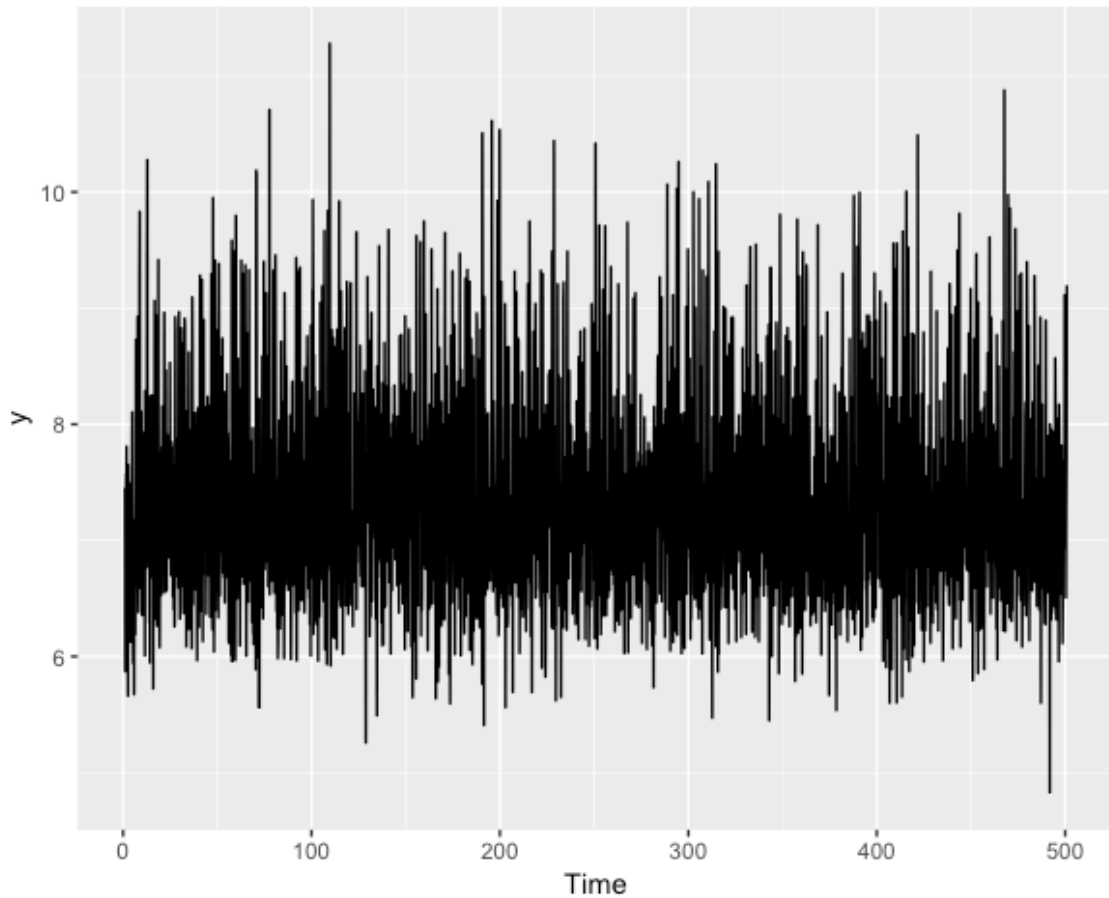


Figura 8. Horas de sueño del usuario por día, durante 500 semanas. Fuente: elaboración propia.

Aunque a simple vista se puede decir que los datos de la Figura 8 son estacionales a lo largo de todo el horizonte temporal, se determinará el valor numérico de la tendencia del conjunto de datos generado en el corto plazo. En este caso, dado que la estacionalidad de la serie es semanal, se ha decidido utilizar las cuatro últimas semanas como muestra para calcular la tendencia.

Se recuerda que la pendiente de una recta de un conjunto de datos bidimensionales se calcula según la siguiente fórmula:

$$m = \frac{n \cdot \sum(x \cdot y) - \sum x \cdot \sum y}{n \cdot \sum x^2 - |\sum x|^2}$$

Empleando las cuatro últimas semanas, se obtiene una pendiente $m = 6,21 \cdot 10^{-3}$, comprobándose que no existe un cambio de tendencia y se puede afirmar que el individuo está sano.

Por otra parte, para estudiar si los nuevos valores recogidos por los sensores constituyen una continuación lógica en la serie temporal, es necesario ajustar un modelo

de tipo SARIMA¹¹⁶. Para ajustar el modelo, se seguirá la metodología Box-Jenkins, también expuesta en el Capítulo anterior.

Primero es necesario evaluar si hace falta emplear una transformación de tipo Box-Cox para estabilizar la varianza. Sin embargo, como se puede observar en la Figura 8, la varianza de la serie generada es constante, por lo que en este caso no haría falta.

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) [7]. 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. En este caso, tal y como se muestra en la Figura 9, los residuos se comportan como ruido blanco. Además, el test de Ljung-Box que se muestra en la Figura 10 confirma que el modelo empleado es significativo, puesto que su p-valor es menor que 0,05.

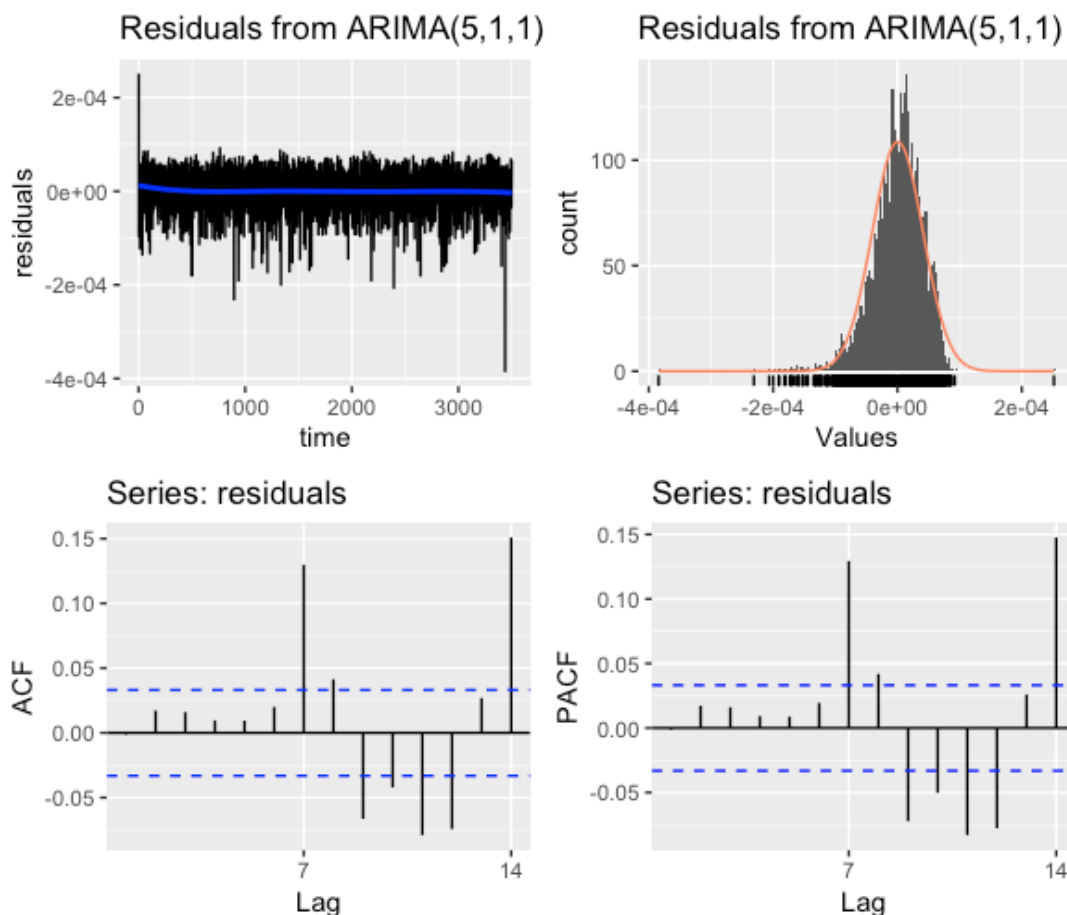


Figura 9. Análisis de residuos. Fuente: elaboración propia.

¹¹⁶ Seasonal Autorregressive Integrated Moving Average.

Ljung-Box test

```
data: Residuals from ARIMA(5,1,1)
Q* = 214.77, df = 8, p-value < 2.2e-16

Model df: 6. Total lags used: 14
```

Figura 10. Test de Ljung-Box para el modelo ARIMA(5,1,1)(0,0,0)[7]. Fuente: elaboración propia.

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 7 siguientes días, como se muestra en azul en la Figura 11. También se pueden determinar los límites de un intervalo de confianza del 80% para estas predicciones, como se muestra en la Figura 12.

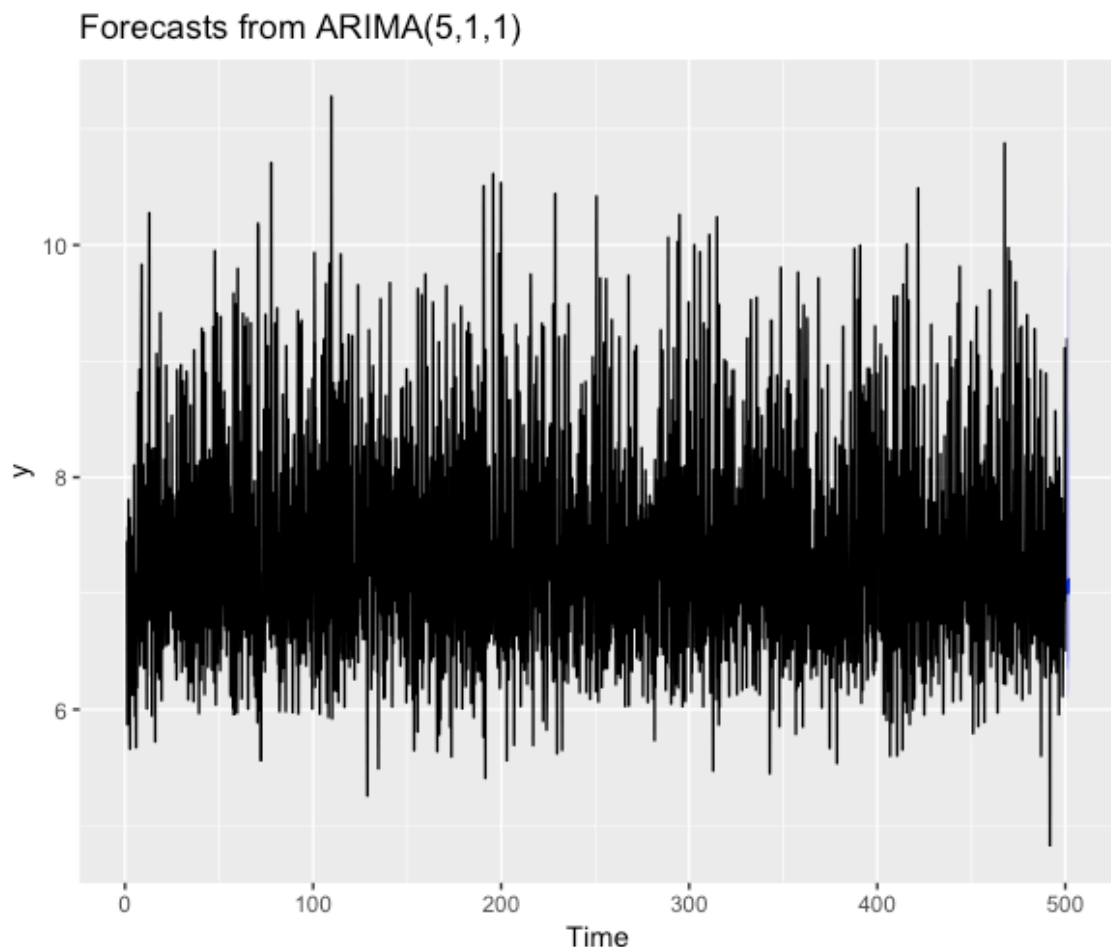


Figura 11. Predicciones para la serie temporal, en azul. Fuente: elaboración propia.

| | Point Forecast | Lo 80 | Hi 80 |
|----------|----------------|----------|----------|
| 501.0000 | 7.111569 | 6.415176 | 8.493050 |
| 501.1429 | 7.018585 | 6.358632 | 8.276223 |
| 501.2857 | 7.002347 | 6.345916 | 8.249694 |
| 501.4286 | 6.998784 | 6.342958 | 8.244500 |
| 501.5714 | 7.011548 | 6.350070 | 8.276061 |
| 501.7143 | 7.119464 | 6.413320 | 8.539242 |
| 501.8571 | 7.131482 | 6.420434 | 8.569169 |

Figura 12. Predicciones e intervalos para un nivel de confianza del 80%. Fuente: elaboración propia.

Se puede por lo tanto decir que, 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.

4.2. 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 en el Capítulo anterior:

- 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 $\mathcal{N}(8000, 3000)$,
- De tipo ubicación, el número de horas que se ha pasado en el lugar de trabajo en los días de diario, según una normal $\mathcal{N}(6, 0.5)$,
- De tipo uso del teléfono, la velocidad de uso del teclado, contada en número de caracteres por minuto, distribuida según una normal $\mathcal{N}(180, 18)^{117,118,119}$,
- De tipo concentración, la velocidad de lectura, medida en número de palabras por minuto, distribuida según una normal $\mathcal{N}(200, 20)^{120,121}$,
- De tipo búsquedas web, el número de horas diarias pasadas en redes sociales, distribuida según una normal $\mathcal{N}(2,1)^{122}$ y teniendo en cuenta que los valores no pueden ser negativos,
- De tipo voz, el tono de la voz, distribuida según una normal $\mathcal{N}(200, 2)^{123}$,
- 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 $\mathcal{N}(55, 0.5)$.

¹¹⁷ Según un estudio, la velocidad media de tecleo es de 36,2 palabras por minuto. Para pasar de palabras por minuto (WPM) a caracteres por minuto (CPM), basta con multiplicar por 5. De esta manera, la velocidad media de tecleo es de 181 caracteres por minuto. Se redondea a 180 por simplicidad.

¹¹⁸ Palin, K., Feit, A., Kim, S., Kristensson, P., Oulasvirta, A., 2019.

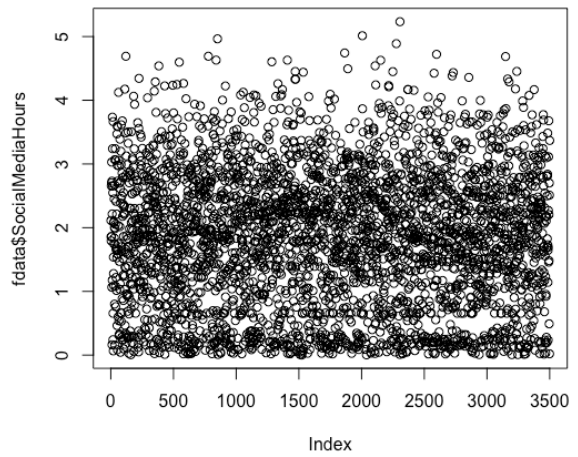
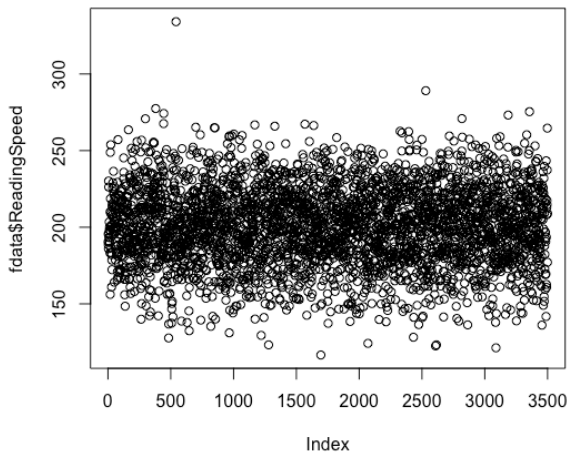
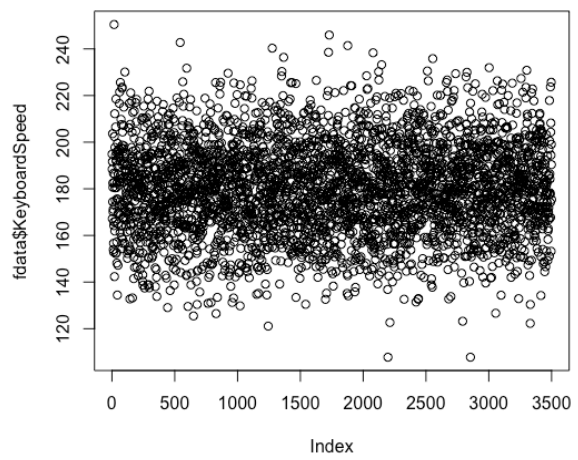
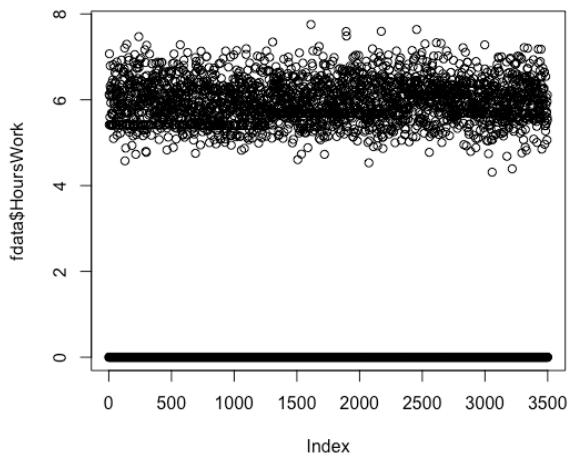
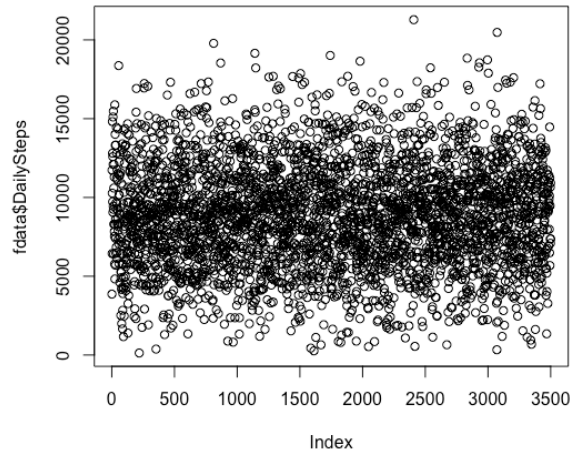
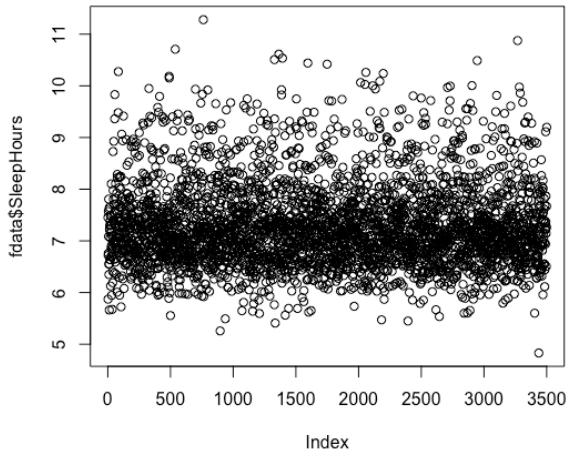
¹¹⁹ Se asume una variabilidad de los datos del 10%.

¹²⁰ Según la prueba de velocidad de lectura de ReadingSoft, una persona lee una media de 200 palabras por minuto.

¹²¹ Se asume una variabilidad de los datos del 10%.

¹²² Estimado en base a encuestas a familiares y amigos.

¹²³ Según Vozalía, la frecuencia de la voz femenina es de 193 Hz, con un rango de 137 Hz a 634 Hz.



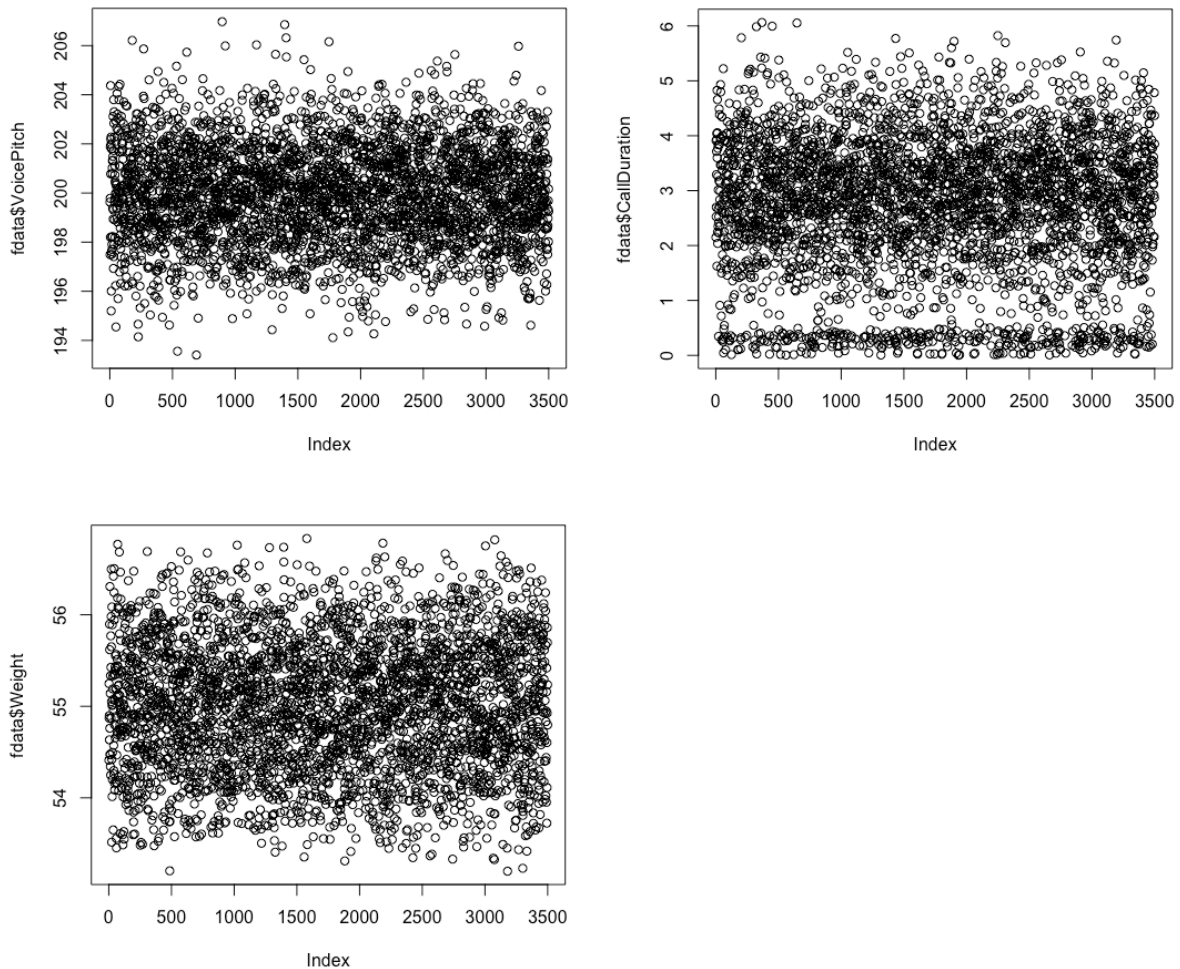


Figura 13. Conjuntos de datos creados para cada una de las variables enumeradas anteriormente. De arriba abajo y de izquierda a derecha: el número de horas de sueño, el número de pasos diarios, el número de horas en el lugar de trabajo, la velocidad de tecleo, la velocidad de lectura, el número de horas en redes sociales, el tono de la voz, la duración de las llamadas, el peso. Fuente: elaboración propia.

Como ya se comentaba en el Capítulo anterior, se va a tratar de predecir el valor de una de las variables en función de las demás, para así poder comprobar si los nuevos valores que se van añadiendo concuerdan con los que se pueden esperar. Esta predicción se hará empleando un perceptrón multicapa.

Para poder ajustar el perceptrón es necesario indicar qué 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.

$$\begin{aligned}
 \text{SleepHours} \sim & \text{SleepHours_lag1} + \text{SleepHours_lag7} + \text{KeyboardSpeed_lag1} \\
 & + \text{DailySteps_lag1} + \text{HoursWork_lag1} + \text{ReadingSpeed_lag1} \\
 & + \text{SocialMediaHours_lag1} + \text{VoicePitch_lag1} \\
 & + \text{CallDuration_lag1} + \text{Weight_lag1}
 \end{aligned}$$

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. En una primera iteración se obtiene el gráfico que se muestra en la Figura 14. El mínimo obtenido para los valores de *weight decay* y número de elementos no son un mínimo local, por lo que hay que reajustar hasta obtener algo similar al gráfico de la Figura 15.

De esta manera, puede construir una red neuronal de 2 unidades en la capa oculta, como se muestra en la Figura 16.

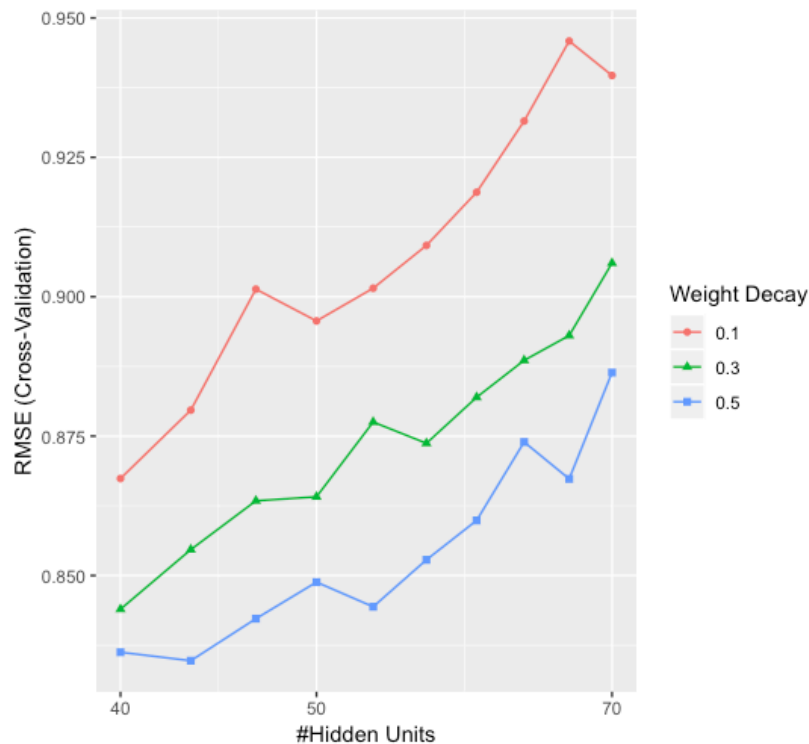


Figura 14. Primera iteración en el proceso de ajuste del perceptrón multicapa. Fuente: elaboración propia.

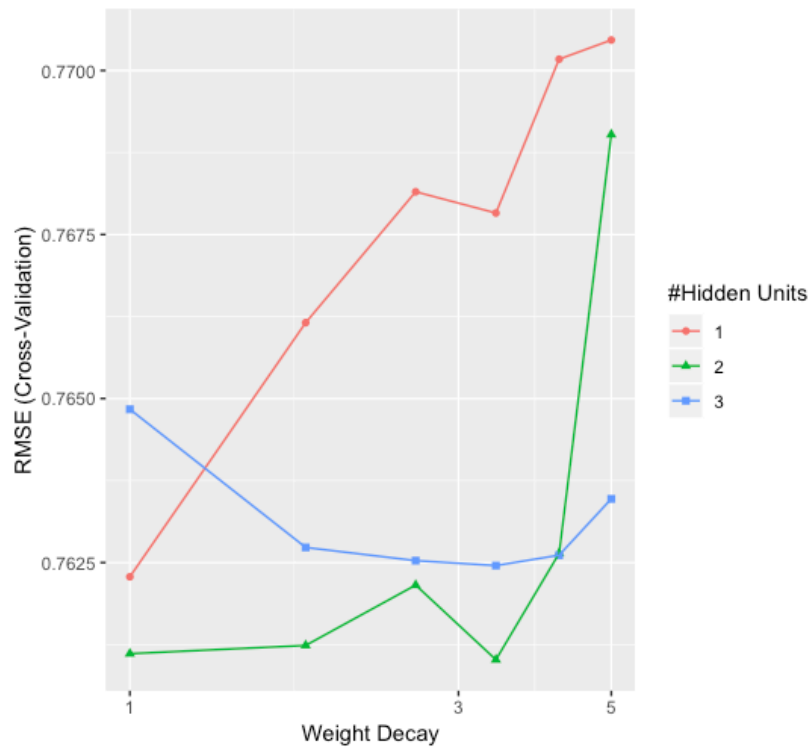


Figura 15. Obtención de un mínimo local para la raíz del error cuadrático medio. Fuente: elaboración propia.

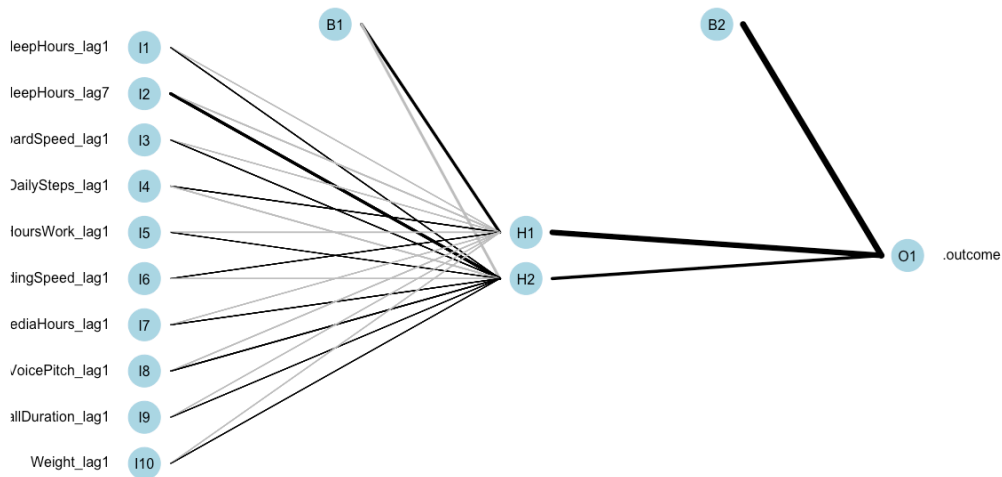


Figura 16. Estructura del perceptrón multicapa. Fuente: elaboración propia.

También es importante poder determinar cuáles son las variables más relevantes para la predicción. Como se muestra en la Figura 17, el análisis de sensibilidad estadístico muestra que la variable más relevante es el lag de 7 días de la misma variable de horas de

sueño, cosa que tiene sentido puesto que ya se ha explicado que el conjunto de datos tiene una componente estacional de periodo semanal.

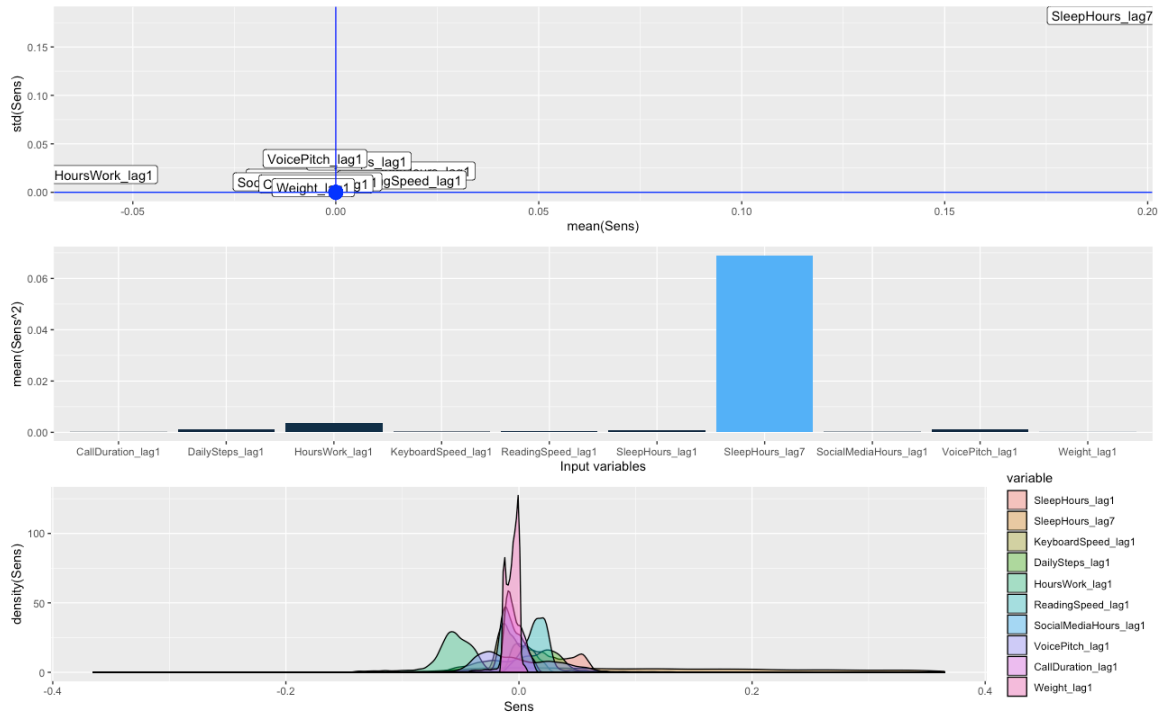


Figura 17. Análisis de sensibilidad. Fuente: elaboración propia.

Por otra parte, el análisis de residuos que se muestra en la Figura 18 también revela que todos los residuos se distribuyen alrededor de 0 y, por lo tanto, se puede dar por válido el modelo ajustado.

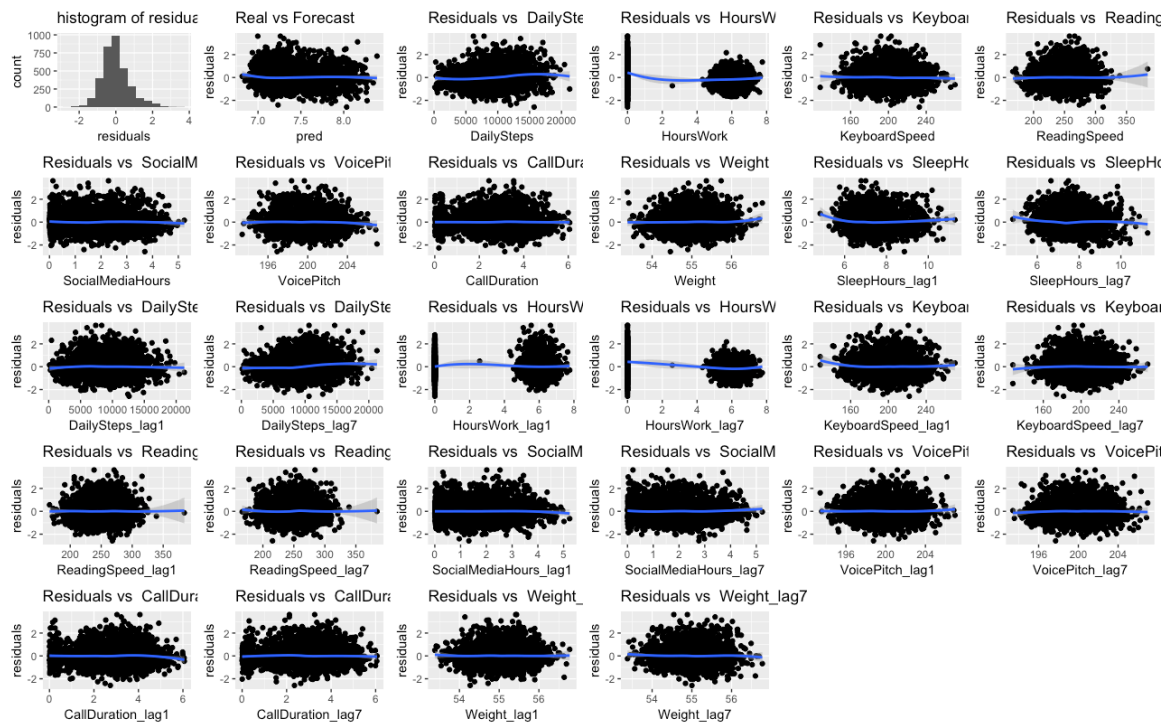


Figura 18. Análisis de residuos del modelo. Fuente: elaboración propia.

4.3. 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 realizará una tercera simulación. En ella, se supondrá que el usuario comienza a padecer la enfermedad de Párkinson, una enfermedad neurodegenerativa crónica que provoca síntomas motores¹²⁴ como son el temblor en reposo, la rigidez¹²⁵, la bradicinesia¹²⁶ y la inestabilidad postural¹²⁷. 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 19. 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.

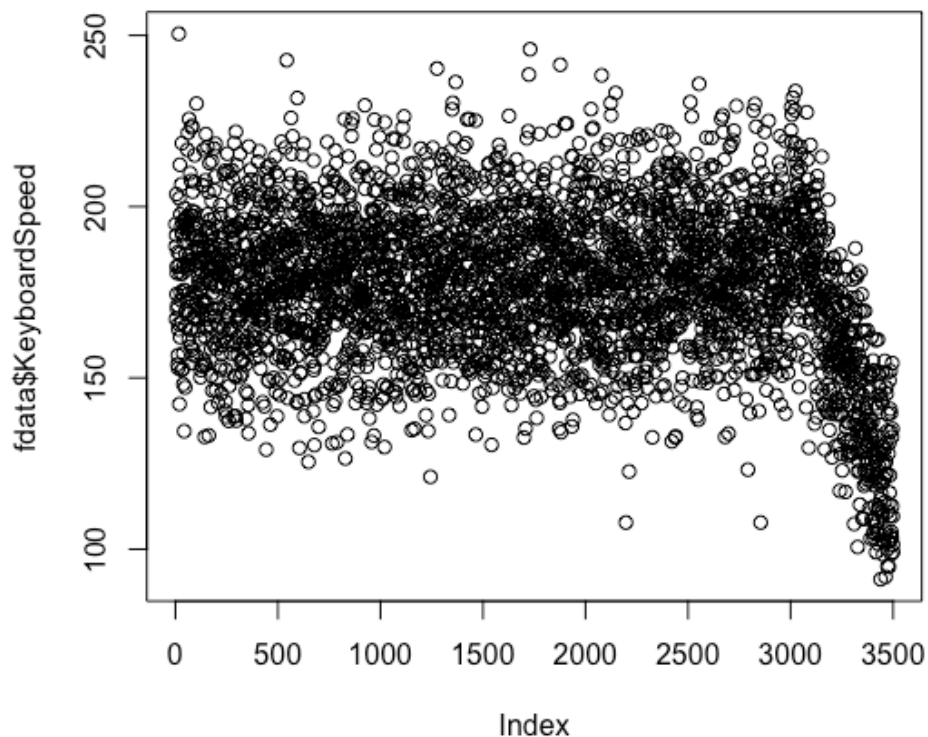


Figura 19. Conjunto de datos para la variable de velocidad de uso del teclado. Fuente: elaboración propia.

¹²⁴ Federación Española de Párkinson, Síntomas del Párkinson.

¹²⁵ Aumento del tono muscular que provoca resistencia en la movilidad de músculos y articulaciones.

¹²⁶ 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.

¹²⁷ Dificultad para mantener la postura y el equilibrio.

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 los valores que se recogen en la Tabla 19 al histórico del paciente.

Para llevar a cabo un análisis completo del conjunto de datos, se seguirán los pasos que se han propuesto anteriormente en el Capítulo:

- el análisis de tendencia en el corto plazo,
- la comprobación de que se trata de una continuación lógica de la serie temporal
- el análisis multivariable.

| | Horas de sueño | Pasos diarios | Horas en el trabajo | Velocidad uso teclado (caract/min) | Velocidad lectura (palabras/min) | Horas en redes sociales | Tono de la voz (Hz) | Duración de las llamadas (min) | Peso (kg) |
|----------|----------------|---------------|---------------------|------------------------------------|----------------------------------|-------------------------|---------------------|--------------------------------|-----------|
| L | 6,69 | 9.725 | 5,4 | 98,66 | 216,04 | 3,03 | 199,74 | 0,35 | 54,2 |
| M | 7,90 | 12.586 | 5,4 | 97,86 | 169,07 | 1,07 | 198,82 | 2,42 | 54,7 |
| X | 6,71 | 9.057 | 7,3 | 97,29 | 196,79 | 2,73 | 198,96 | 2,52 | 55,7 |
| J | 6,55 | 15.107 | 5,7 | 95,49 | 192,29 | 0,16 | 203,71 | 3,18 | 55,7 |
| V | 6,61 | 12.098 | 5,4 | 95,16 | 190,60 | 2,21 | 199,57 | 2,23 | 54,6 |
| S | 7,67 | 9.447 | - | 93,76 | 218,33 | 1,18 | 198,75 | 4,49 | 54,8 |
| D | 9,20 | 15.471 | - | 93,58 | 169,52 | 3,73 | 196,88 | 3,83 | 54,9 |

Tabla 19. Nuevos valores que añadir al histórico. Fuente: elaboración propia.

4.3.1. Análisis de tendencia en el corto plazo

En primer lugar, se debe comprobar que la tendencia en el corto plazo¹²⁸ es nula o casi nula pero como bien se ve en la Figura 19, la tendencia de la serie es descendente con una pendiente de alrededor del 2%.

De esta manera, el sistema puede determinar que se está produciendo una ralentización del uso del teclado del usuario, lo que constituye un cambio en cuanto a las habilidades de motricidad fina y, por lo tanto, el sistema deberá notificar dicho cambio mediante una alerta por email tanto al usuario como a su médico responsable.

¹²⁸ Cuatro últimas semanas del histórico.

4.3.2. Comprobación de la continuidad de la serie temporal

Para comprobar si los nuevos valores que se quieren incorporar en el histórico del usuario (Tabla 19) son una continuación esperada de la serie temporal hasta entonces, se ajusta un modelo ARIMA. En este caso, el ejercicio se ha hecho para la variable de velocidad de uso del teclado, que se ha ajustado mediante un modelo ARIMA(0,1,1)(1,1,0)[7]. Como bien muestra el test de Ljung-Box de la Figura 20, se trata de un modelo significativo para el conjunto de datos.

```
Ljung-Box test

data: Residuals from ARIMA(0,1,1)(1,1,0)[7]
Q* = 537.35, df = 12, p-value < 2.2e-16

Model df: 2. Total lags used: 14
```

Figura 20. Test de Ljung-Box para el modelo ARIMA(0,1,1)(1,1,0)[7]. Fuente: elaboración propia.

Dado que las nuevas observaciones de la variable de velocidad de uso del teclado que se quieren añadir al histórico del usuario no están siempre dentro de los intervalos para un nivel de confianza del 80% mostrados en la Figura 21, no se puede afirmar que los nuevos valores de dicha variable no se corresponden con los esperados, por lo que no se podrá suponer que se está produciendo un cambio en las capacidades cognitivas del usuario y no se notificará.

| | Point Forecast | Lo 80 | Hi 80 |
|----------|----------------|----------|----------|
| 502.0000 | 114.39624 | 88.40780 | 142.3984 |
| 502.1429 | 104.62290 | 79.42079 | 131.9070 |
| 502.2857 | 123.34791 | 96.68061 | 151.9732 |
| 502.4286 | 113.70070 | 87.76658 | 141.6532 |
| 502.5714 | 101.79538 | 76.83061 | 128.8635 |
| 502.7143 | 97.16733 | 72.60152 | 123.8734 |
| 502.8571 | 96.04496 | 71.57797 | 122.6615 |

Figura 21. Predicciones e intervalos para un nivel de confianza del 80%. Fuente: elaboración propia.

4.3.3. Análisis multivariable

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.

$$\begin{aligned}
 \text{KeyboardSpeed} \sim & \text{SleepHours_lag1} + \text{KeyboardSpeed_lag1} \\
 & + \text{KeyboardSpeed_lag7} + \text{DailySteps_lag1} + \text{HoursWork_lag1} \\
 & + \text{ReadingSpeed_lag1} + \text{SocialMediaHours_lag1} \\
 & + \text{VoicePitch_lag1}
 \end{aligned}$$

Tras encontrar un mínimo local para el RSME en la Figura 22, se construye el perceptrón para los parámetros óptimos determinados, como se muestra en la Figura 23.

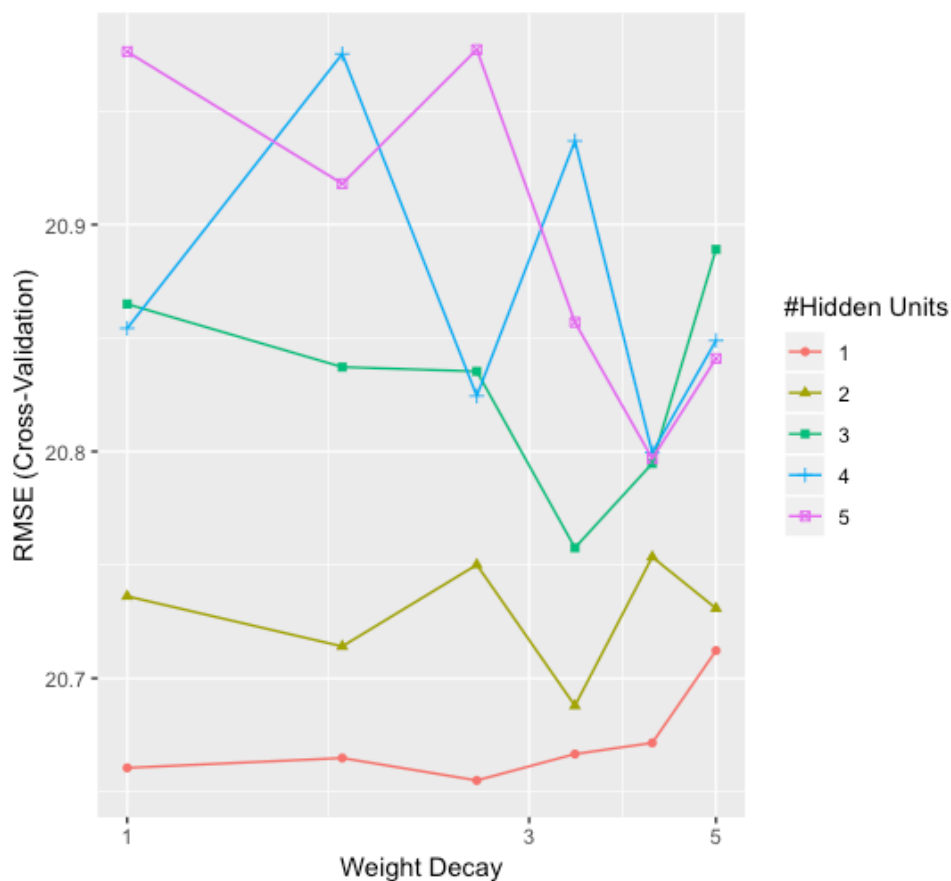


Figura 22. Optimización del RMSE. Fuente: elaboración propia.

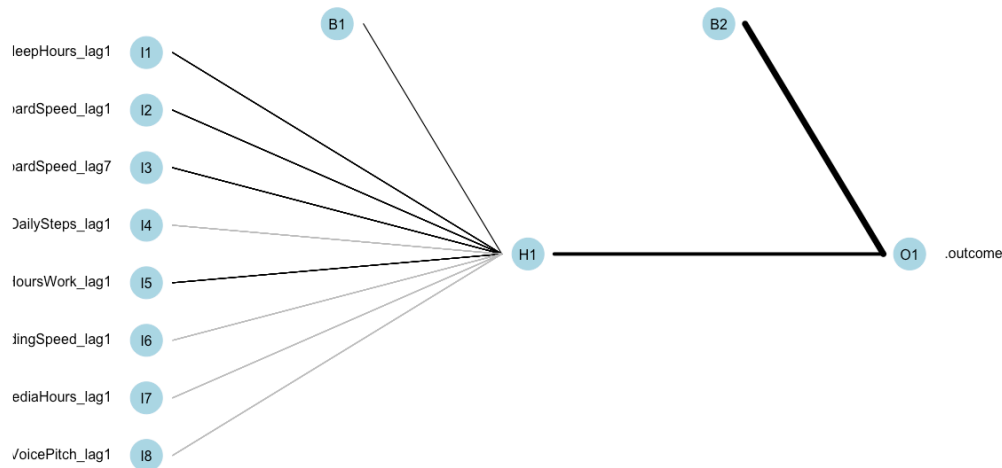


Figura 23. Estructura del perceptrón. Fuente: elaboración propia.

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 X. 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/ min) | 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 20. Comparación entre los valores reales y las predicciones de las velocidades de uso del teclado. Fuente: elaboración propia.

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.

Para comprobar el buen funcionamiento de los métodos propuestos en el Capítulo anterior, se ha propuesto una breve validación del modelo mediante un conjunto de datos generado manualmente.

Los análisis de tendencia son imprescindibles para comprobar que las capacidades cognitivas permanecen intactas a lo largo del tiempo o que, al menos, el deterioro detectado se puede justificar como parte del proceso normal de envejecimiento.

Para llevar a cabo estos análisis, es necesario comprobar dos cosas: que los nuevos valores de una variable tienen sentido con respecto a los variables anteriores y que los nuevos valores tienen sentido con respecto al resto de variables. Se realizan dos simulaciones para cada uno de estas comprobaciones, una mediante un conjunto de datos unidimensional y otra utilizando un conjunto de datos multidimensional.

Además, se propone además una simulación para un caso en el que el usuario empieza a sufrir cambios en la velocidad a la que usa el teclado. Se llevan a cabo los diferentes análisis y se comprueba que los modelos propuestos funcionan correctamente puesto que detectan dicho cambio.

Entre los trabajos futuros que se propondrán en el último Capítulo, destaca la validación de estos métodos mediante conjuntos de datos real, obtenido mediante los sensores de un dispositivo móvil. Otra tarea pendiente importante es la selección de las pruebas cortas de evaluación de capacidades cognitivas, que se enviarán al usuario según qué variable se haya visto alterada. Sin embargo, esta última labor será responsabilidad de profesionales del ámbito de la salud.

En el próximo Capítulo se evalúa la relevancia del sistema de detección de deterioro cognitivo en el contexto actual, teniendo en cuenta la lenta digitalización del sector sanitario, la importancia de la privacidad y la necesidad de desarrollar el sistema en colaboración con muchos otros equipos.

5. ALCANCE DEL SISTEMA

Tras describir el funcionamiento del sistema de deterioro cognitivo en los últimos capítulos, es necesario plantear cuál es su alcance real. Es decir, dado el contexto legislativo actual y el bajo nivel de digitalización del sector sanitario, cuáles son las principales problemáticas que aparecen a la hora de implantar el sistema.

En primer lugar, se subraya la falta de un marco regulatorio claro y específico para la incorporación de las nuevas tecnologías en el ámbito sanitario. El principal obstáculo a la hora de implantar este marco no es tanto la dificultad tecnológica, sino la complejidad del sector sanitario. Es un sector altamente regulado, que plantea numerosas cuestiones éticas aún sin resolver, que gestiona información muy personal sobre los pacientes y que trata un tema tan delicado e importante como es la salud.

En efecto, la recogida y la gestión de la información personal es uno de los grandes problemas que aparecen ya que los usuarios necesitan sentir que sus datos están protegidos y que no se está poniendo fin a su privacidad cuando utilizan el sistema. Así, los requisitos de privacidad, seguridad y confidencialidad se consideran fundamentales para el sistema.

Finalmente, se subraya la necesidad de diseñar el sistema mediante un enfoque *bottom up*, es decir, partiendo de las necesidades concretas y requisitos de los usuarios. También es necesario constituir equipos interdisciplinarios que permitan gestionar y desarrollar de manera óptima los diferentes aspectos del sistema: el conocimiento médico, el desarrollo técnico, la legislación, etc.

5.1. LA 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.

Para la elaboración de un marco regulatorio, se deben plantear las cuestiones que se representan en la Figura 24. En primer lugar, los expertos deben evaluar si el uso de las nuevas tecnologías en el sector sanitario puede suponer mejoras en el cuidado de los pacientes, en su salud, o en la eficiencia de los tratamientos. A continuación, en caso de que sí existan potenciales mejoras, se deben preguntar si existen riesgos en la relación médico-paciente y si los hay, si son gestionables. Finalmente, se debe evaluar si los beneficios superan a los riesgos, o si al revés, los riesgos superan a los beneficios.

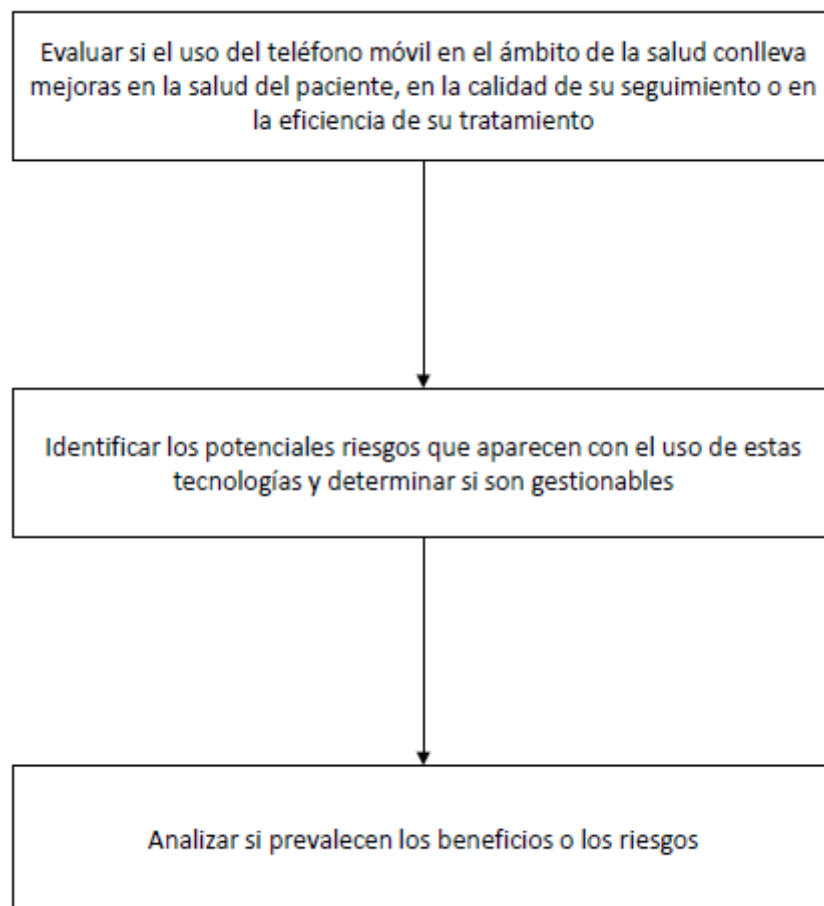


Figura 24. Procedimiento para la elaboración de un marco regulador. Fuente: elaboración propia.

5.2. 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 individuo¹²⁹. 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 confidencialidad¹³⁰, la integridad¹³¹ y la disponibilidad¹³². 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

¹²⁹ Como es el caso de los informes sobre lugares visitados de Google Maps.

¹³⁰ Acceso a la información limitado a las personas autorizadas.

¹³¹ Estabilidad y consistencia de la información a lo largo del tiempo a pesar de accidentes o intentos maliciosos.

¹³² Continuidad del acceso a la información, sin interrupciones no autorizadas.

emplear el marco NIST¹³³, 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 5 funciones principales y 23 categorías (ver Figura XX):

- 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.

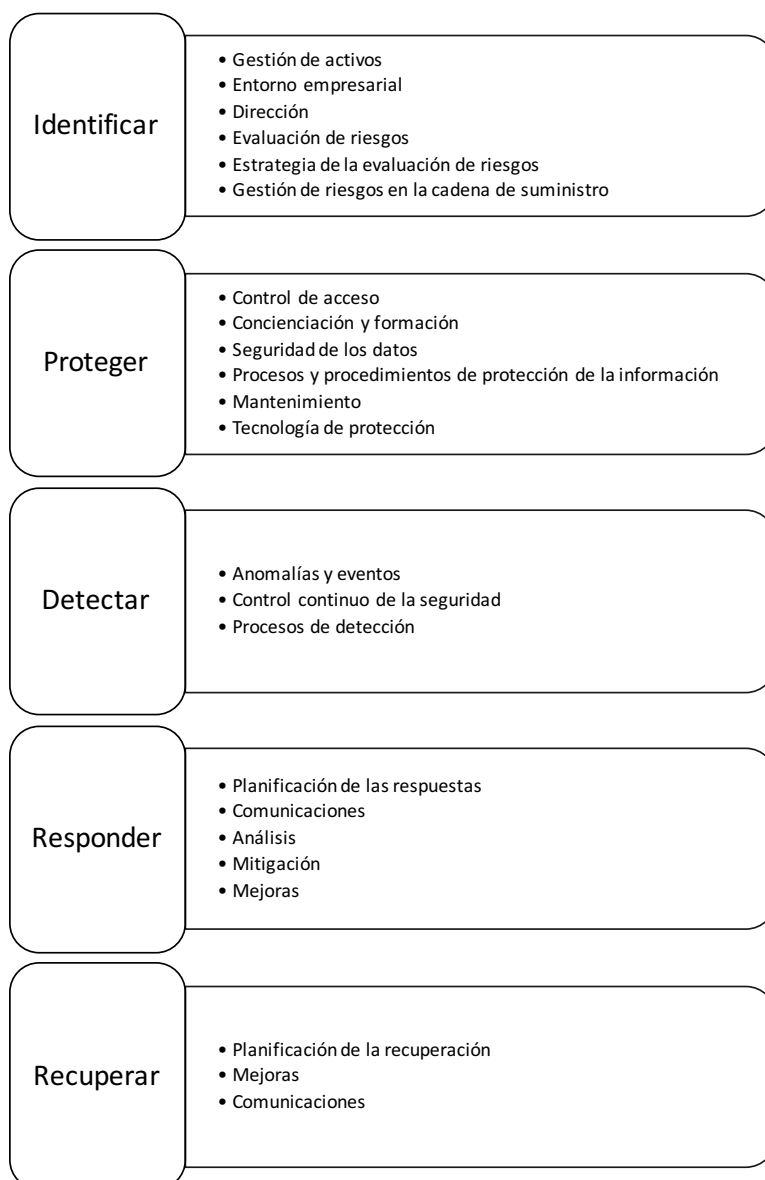


Figura 25. Funciones y categorías del marco NIST. Fuente: NIST, 2018.

¹³³ National Institute of Standard and Technology, version 1.1., 2018.

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-1¹³⁴, 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 26. 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.

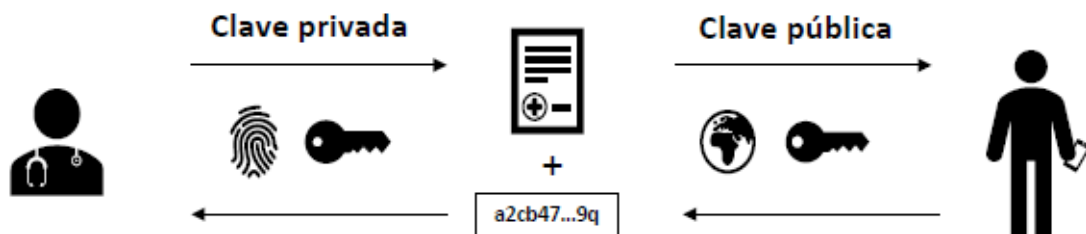


Figura 26. Sistema de firma digital. Fuente: elaboración propia.

A pesar de los aspectos positivos que se pueden extraer de compartir información personal, como la mejora de servicios o productos personalizados o los hallazgos científicos, también existen riesgos asociados a la falta de control del uso y destino de los datos y a la creciente accesibilidad y facilidad para tratarlos. Por ello es importante que la normativa reconozca la importancia de la privacidad de los datos. De esta manera, la Constitución Española dispone que la protección de las personas físicas en relación con el tratamiento de los datos personales es un derecho fundamental y establece que la ley limitará el uso de la informática para garantizar el honor y la intimidad personal y familiar de los ciudadanos y el pleno ejercicio de sus derechos¹³⁵. Este derecho amparado por la Constitución se ejercerá con arreglo a lo establecido en el Reglamento (UE) 2016/679 del Parlamento Europeo y el Consejo, de 27 de abril de 2016 y en la Ley Orgánica 3/2018, de 5 de diciembre, de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales. Se debe hacer especial mención a la disposición adicional decimoséptima de esta última, referida específicamente al tratamiento de datos de salud.

¹³⁴ Secure Hash Algorithm 1, 1995.

¹³⁵ Artículo 18.4, Constitución Española.

A continuación, se resumen los aspectos más relevantes del marco normativo actual en materia de protección de datos desde una perspectiva sanitaria, destacando aquellos que presenten un especial interés para el sistema de detección de deterioro cognitivo que se desarrolla en este Trabajo. En primer lugar, se establece que el tratamiento de los datos personales está sometido al deber de confidencialidad por parte de todas las personas que intervengan en éste¹³⁶. Este deber se complementa con las obligaciones deontológicas de los profesionales sanitarios, cuyo incumplimiento puede conllevar incurrir en delitos tipificados en el Código Penal español, como por ejemplo el delito de descubrimiento y revelación de secreto¹³⁷. También se exige la obtención de un consentimiento previo, explícito y registrado por escrito, de la persona de la que se van a recoger y tratar datos relativos a su salud. Finalmente, se destaca la necesidad de que los datos recopilados sigan unos estándares de calidad y de exactitud especificados en la normativa¹³⁸, con el fin de garantizar una asistencia sanitaria correcta a las personas.

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.

En definitiva, los principales desafíos que se plantean están relacionados con la privacidad, seguridad y confidencialidad de los datos, tanto de los propios usuarios como de otras personas ajenas al sistema. Es fundamental establecer un proceso de ciberseguridad holístico para poder trasladar una sensación de confianza al usuario e impulsar el uso del sistema.

¹³⁶ Artículo 5.1, Ley Orgánica 3/2018, de 5 de diciembre, de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales.

¹³⁷ Artículo 197, Ley Orgánica 10/1995, de 23 de noviembre, del Código Penal.

¹³⁸ Artículo 5.1, Reglamento (UE) 2016/679 del Parlamento Europeo y el Consejo, de 27 de abril de 2016.

5.3. 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.

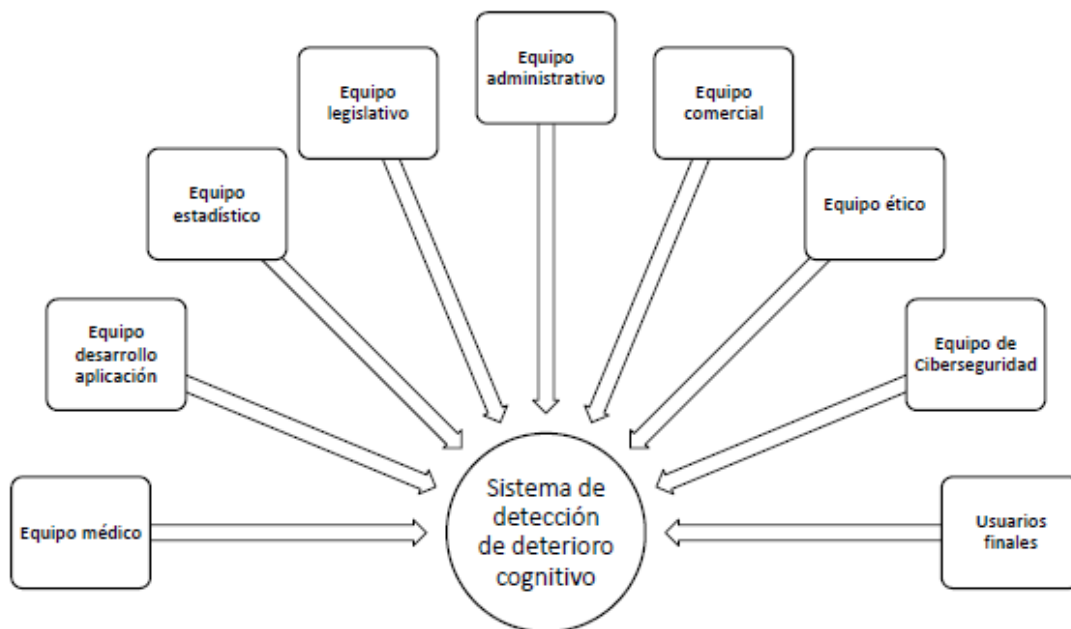


Figura 27. Conjunto no exhaustivo de partes que colaboran en el desarrollo del sistema de detección de deterioro cognitivo. Fuente: elaboración propia.

En pocas palabras, la participación de los usuarios finales y el criterio de equipos interdisciplinarios que permiten la intervención de múltiples actores son esenciales para el diseño y desarrollo de soluciones de Salud móvil. La colaboración entre actores permite considerar todos los intereses particulares y maximiza la transmisión de conocimientos entre expertos.

Para resumir este capítulo, se dirá que, una vez se ha diseñado el sistema de detección de deterioro cognitivo, se debe analizar cuál es el contexto en el que se va a implementar para poder determinar cuál es el alcance esperado.

El sector sanitario sigue siendo muy tradicional en su estructura y en las herramientas que emplea, aunque se hayan realizado avances y se hayan integrado nuevas tecnologías en sus procesos. Debida a esta lenta digitalización y a las diferencias legislativas entre países, no se ha desarrollado un marco regulatorio específico para este ámbito, lo que puede dificultar la implementación del sistema.

Además, surgen cuestiones éticas sobre la privacidad de los datos de los usuarios puesto que contienen información muy sensible como pueden ser conversaciones o lugares frecuentados. Por eso es fundamental establecer un proceso de ciberseguridad que proporcione una sensación de tranquilidad y confianza al usuario, mediante la aplicación del NIST. También se propone que incluya certificados digitales para cumplir con el criterio de autenticidad.

Finalmente, para el desarrollo y mantenimiento del sistema de detección de deterioro cognitivo es necesaria la colaboración de equipos especialistas en diferentes ámbitos, desde medicina hasta legislación. También es fundamental la participación del usuario final para que el sistema responda a una necesidad concreta y cumpla con los requisitos establecidos.

Tras analizar todas estas cuestiones, muy relevantes para la implantación del sistema, en el próximo Capítulo se estudia cómo comercializar el sistema como producto y quiénes son los potenciales clientes. Por otra parte, también se evalúa el interés de solicitar algún tipo de protección de Propiedad Industrial para esta invención.

6. PROPIEDAD INDUSTRIAL Y MODELO DE NEGOCIO

Para poder implementar el sistema y comercializarlo, es necesario plantear un modelo de negocio adecuado para el sistema de detección de deterioro cognitivo que se viene desarrollando en el presente Trabajo.

Sin embargo, antes de estudiar cómo se debe comercializar, es necesario plantearse la opción de obtener protección de Propiedad Industrial para el sistema. En este Capítulo se evalúan las diferencias entre una Patente y un Modelo de Utilidad y se estudia qué opción parece más viable dado el sistema que se pretende proteger.

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. Con la digitalización aparecer 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 motivos que se han expuesto en el Capítulo 1, 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.

6.1. PROPIEDAD INDUSTRIAL

Para poder comercializar este producto es necesario estudiar la viabilidad de obtener algún tipo de protección de Propiedad Industrial sobre el objeto del presente Trabajo.

Una primera opción sería vía Patente. De acuerdo con la normativa vigente, son patentables¹³⁹ aquellas invenciones que cumplan los tres requisitos siguientes:

- (a) novedad¹⁴⁰, es decir, que no esté comprendida en el estado de la técnica,
- (b) actividad inventiva¹⁴¹, es decir, que la misma no resulte del estado de la técnica de una manera evidente para un experto en la materia,
- (c) aplicación industrial¹⁴², es decir, que pueda ser fabricado en cualquier tipo de industria.

Alternativamente, se podría obtener protección vía Modelo de Utilidad, conforme a lo establecido en el artículo 137 de la Ley española de Patentes. Aunque los requisitos que se piden para uno y otro caso son similares, lo cierto es que son menos estrictos para los Modelos de Utilidad, por lo que éstos se utilizan, en la práctica, para proteger invenciones de menor rango inventivo que las Patentes.

Qué duda cabe que la opción preferible sería intentar obtener una Patente ya que otorga un derecho de exclusividad de 20 años frente al Modelo de Utilidad que sólo lo otorga por un periodo de 10 años. No obstante, el proceso para obtener una Patente siempre es mucho más complejo y costoso que el de un Modelo de Utilidad.

Para solicitar tanto una Patente como un Modelo de Utilidad, es necesario incluir una o varias reivindicaciones¹⁴³, que podrían ser las siguientes:

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,

¹³⁹ Artículo 4.1, Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

¹⁴⁰ Artículo 6.1, Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

¹⁴¹ Artículo 8.1, Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

¹⁴² Artículo 9, Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

¹⁴³ Artículo 23.1.c y artículo 141.1, Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

- 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.

El sistema que se quiere proteger parte de sensores y de procedimientos de recogida de datos ya existentes y empleados para otros fines no relacionados con la salud. Lo novedoso de este sistema es el empleo de estos procedimientos para una aplicación tan importante como es la detección precoz de deterioro cognitivo. Así, teniendo en cuenta el objeto de este Trabajo, parece razonable pensar que la opción más viable en este caso sería intentar obtener una protección vía Modelo de Utilidad.

En el Anexo 4 se incluye toda la documentación preparada y presentada en la solicitud de un Modelo de Utilidad a la Oficina Española de Patentes y Marcas.

6.2. MODELO DE NEGOCIO

Para plantear el modelo de negocio y planificar la comercialización de esta invención, es necesario considerar que ésta se puede ofrecer como dos productos diferentes. En primer lugar, se puede incorporar en una aplicación cuyo objetivo único será la detección de deterioro cognitivo, pero también se puede vender la lógica del modelo para integrarla en otra aplicación de terceros.

Para cada uno de estos dos casos, los potenciales clientes y el modelo de precios óptimo no serán exactamente los mismos.

6.2.1. Potenciales clientes

Son muchas las partes potencialmente interesadas por este sistema por diversos motivos, desde el usuario hasta el sistema público de salud, por lo que es importante identificar quiénes son los potenciales clientes que se beneficiarían directa o indirectamente de esta invención.

Los pacientes, que en este Capítulo se denominan clientes por ser un término más apropiado en este contexto, son los usuarios finales del sistema, aunque no son necesariamente los responsables de hacerse cargo de los costes del servicio. Todos los elementos que componen el sistema a nivel del almacenamiento, gestión y procesamiento de datos o de la privacidad, seguridad y protección legal de la información y de las transmisiones entre elementos conllevan unos costes altísimos que un cliente de manera individual no podría asumir. Además, los usuarios finales del sistema no saben si realmente van a padecer deterioro cognitivo o no, por lo que es muy difícil vender un servicio que no tiene una utilidad real en el corto plazo.

Los médicos responsables de los pacientes necesitan acceso a sus históricos y a su información personal, de manera que el sistema se convierte en una herramienta más para el desempeño de su trabajo. Sin embargo, los beneficios extraídos del sistema son muy difíciles de valorar y cuantificar: no se trata de un ahorro directo en tratamientos o en tiempo de trabajo del personal sanitario, sino que reduce los recursos que se emplearían en el tratamiento de un futuro paciente enfermo. Sin embargo, en el sistema sanitario actual estos recursos no dependen únicamente del médico, por lo que el cliente real sería más bien el cuerpo médico al que pertenece.

Los cuerpos médicos son clientes potenciales del sistema puesto que, gracias a él, aligerarían la carga de trabajo de su personal y podría dedicarlo a realizar otras tareas. Además, al dar acceso a numerosos pacientes en el sistema, éste funcionaría mejor puesto que se dispondría de más información para llevar a cabo las comparaciones. También cabe destacar que son estos cuerpos quienes disponen de más conocimiento sobre el tema como para poder aportar información relevante y para participar en las mejoras del sistema. Teniendo en cuenta todo esto, es inevitable pensar que el sistema sanitario es en

realidad el cliente más interesante: comprende a un gran número de gente con diferentes antecedentes y diferentes rutinas, incluye a todo el personal y expertos del ámbito sanitario, y puede asumir los costes del sistema gracias a las economías de escala.

Por otra parte, también es interesante mencionar a las aseguradoras, una pieza muy importante en el sistema sanitario. Sin embargo, éstas sólo serían responsables de comercializar el servicio, puesto que tienen los recursos económicos para ofrecerlo, pero no los recursos humanos como para implantarlo. Además, el mercado se reduce considerablemente, puesto que no todo el mundo dispone de seguro de sanidad privado.

Sin embargo, si se considera que se va a comercializar únicamente la lógica del sistema, surge un grupo adicional de clientes potencialmente interesados. Las empresas tecnológicas incorporan cada vez más funciones novedosas a sus productos para ofrecer un valor añadido que pueda convertirse en una ventaja competitiva a la hora de comercializar sus productos. Por ejemplo, Apple o Android podrían estar interesados en incorporar esa función en su aplicación de salud ya existente en sus teléfonos móvil para poder diferenciarse de sus competidores y ganar cuota de mercado.

6.2.2. Modelo de precios

A la hora de comercializar un servicio, existen numerosos modelos de negocio para comercializarlo. Es un servicio que combina aspectos del sector sanitario, un sector muy tradicional, y el sector tecnológico, mucho más novedoso. Asumiendo que el sector sanitario va a continuar con la tendencia de estos últimos años de adoptar nuevas tecnologías e integrarlas en su operación normal, se ha optado por estudiar modelos de precios más comunes en el mundo de las aplicaciones informáticas.

El modelo *freemium*¹⁴⁴ se emplea cuando el servicio base se puede mejorar con funcionalidades extra que permiten aumentar su precio. En el caso de este sistema, las funcionalidades extra pueden ser informes más extensos, visualizaciones de los datos más estética, o procesamiento rápido de los datos. También se podría plantear que las notificaciones de cambios fuesen el servicio base, y que los informes y sugerencias fueran la funcionalidad añadida. Sin embargo, dado que es difícil convencer a alguien de pagar por un servicio que no le va a ser de utilidad en el corto o medio plazo, no se considera que este modelo sea óptimo. Por otra parte, el modelo por suscripción también es muy común en el mundo de las aplicaciones informáticas. Una vez más, el problema es que el sistema se debe emplear durante largos periodos para ser efectivo y proporcionar resultados interesantes, por lo que el cliente final quizás no esté dispuesto a pagar por un servicio durante tanto tiempo, ya que no se percibe como un bien de primera necesidad.

Con todo esto se corrobora lo anteriormente supuesto: se trata de un sistema que resulta más interesante para instituciones y administraciones que reúnen ellos mismos los

¹⁴⁴ Del inglés *free* y *premium*.

usuarios finales potenciales. Habría por lo tanto que estudiar un modelo de precios adaptado a la venta masiva de servicios.

En este ámbito destacan el precio fijo y los precios por lotes. En el primer caso, el comprador paga una cantidad fija por usuario final que emplee el servicio y en el segundo, se paga una cantidad normalmente menor por paquetes de usuarios finales que empleen el sistema. Para el caso de este sistema, como ocurre con la mayoría de las aplicaciones de móvil, el coste marginal de añadir un nuevo usuario al sistema es prácticamente nulo, puesto que lo significativamente costoso en el sistema es la infraestructura y la lógica que viene por detrás y éstas no dependen del número de usuarios que la emplean. De esta manera se justifica que se pueden proponer ambos modelos de precio a la hora de comercializar el servicio.

Por otra parte, en el caso de comercializar únicamente la lógica del modelo para que otras empresas la integren en sus servicios, se plantea la necesidad de vender el algoritmo y los derechos de uso en un solo pago o de alquilar del derecho de uso durante un periodo estipulado.

6.2.3. Viabilidad económica y proyección de flujos de caja

Para estudiar la viabilidad económica y el valor cuantitativo del sistema de detección de deterioro cognitivo, se realiza una proyección de los flujos de caja. Para ello, se supone un horizonte temporal de 10 años, que se corresponde con la duración del Modelo de Utilidad que se ha propuesto solicitar anteriormente en este Capítulo. Para simplificar el análisis, también se asume que el sistema sólo se va a vender a aseguradoras en España, con un precio por usuario preestablecido.

En primer lugar, es necesario estimar el tamaño del mercado potencial. En España, un 20% de la población tiene seguro médico privado¹⁴⁵, lo que nos deja un mercado potencial de 9,4 millones de personas¹⁴⁶. Sin embargo, asumimos que sólo un 50% serán realmente usuarios del sistema y que se van captando de manera progresiva¹⁴⁷. Los 4,7 millones de usuarios superan con creces el número de personas que sufren deterioro cognitivo en España¹⁴⁸. Dado que el sistema es un valor marginal añadido al servicio ofrecido por las aseguradoras, no puede tener un precio muy elevado, por lo que en este modelo se supone un precio de 50 céntimos de euro por año por usuario conectado. Se supone una erosión de precio del 0% ya que el sistema estaría patentado y que no habría entrada de nuevos competidores en el mercado que obliguen a bajarlo.

¹⁴⁵ Redacción Médica, 2018.

¹⁴⁶ La población española es de 47 millones de personas en 2020.

¹⁴⁷ Según una curva en S que sigue la fórmula $f(x) = \frac{p_{max}}{(1+e^{-s(i-i_m)})}$, para $i = 2020, \dots, 2030$. $p_{max} = 50\%$

es el porcentaje máximo de usuarios captados, $s = 1$ es la pendiente con la que aumenta el porcentaje de usuarios captados, $i_m = 2025$ es el año en el que se alcanza la mitad de usuarios, es decir, el 25%.

¹⁴⁸ i_m Del orden de 40 mil personas padecen depresión según los datos del Instituto Nacional de Estadística

Como costes de producción se incluyen el mantenimiento el alquiler del espacio de almacenamiento en la nube, el mantenimiento de la aplicación y la atención al cliente, todos ellos imprescindibles para el buen funcionamiento del sistema y, por lo tanto, de su comercialización. También se añade como coste de mantenimiento las anualidades que debe abonar para mantener en vigor el Modelo de Utilidad solicitado¹⁴⁹.

Se asume una erosión de precio del almacenamiento Cloud del 2% dado la creciente demanda de memoria de almacenamiento. Como costes fijos, es decir, los costes de venta, administrativos y de carácter general, se consideran el alquiler de las oficinas y el sueldo de los equipos comercial y administrativo.

La inversión inicial comprende los costes de la solicitud del Modelo de Utilidad, los equipos y el desarrollo de la aplicación, que realmente es el sueldo que perciben los programadores que ponen la aplicación en marcha. Estas inversiones se deprecian¹⁵⁰ en una duración de 10 años en el caso del Modelo de Utilidad y el desarrollo de la aplicación por ser su duración, y en 5 años en el caso de los equipos puesto que se asume que es su periodo de vida útil.

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% (ver Anexo 5).

¹⁴⁹ Artículo 184, Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.

¹⁵⁰ Según el modelo de depreciación en línea recta.

En definitiva, tras el desarrollo del sistema de detección de deterioro cognitivo y el estudio de su alcance, se debe determinar cómo se va a comercializar. Para ello, se debe proteger la invención mediante la solicitud de un Modelo de Utilidad y a continuación, establecer a quién y cómo se va a comercializar.

Se cree que la implementación óptima de este modelo es que el sistema sanitario, ya sea público o privado, asuma los costes principales y que lo ofrezca como valor añadido de su oferta de servicios ya existente. Así, se recogerían más datos, la información extraída sería más precisa y los resultados más fiables. También se podría hacer frente a los grandes costes fijos que supone operar y mantener el sistema de detección.

Asumiendo que los principales clientes interesados son las aseguradoras, se puede estimar el tamaño del mercado potencial. Por otra parte, fijando un precio por usuario conectado y determinando los costes que se espera tener durante los primeros 10 años de comercialización del servicio, se puede establecer una proyección de flujos de caja.

Después de valorar un modelo de negocio adaptado para este sistema, en el próximo Capítulo se resumen las principales conclusiones extraídas durante la elaboración del Trabajo y se propone una serie de trabajos futuros que se podrían ejecutar para completar el sistema.

7. CONCLUSIONES Y DESARROLLOS FUTUROS

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. Así, los recientes trabajos en el ámbito de la Salud Móvil sugieren que los teléfonos móviles pueden aportar grandes avances en el sector que el sector sanitario puede modificar la manera en la que lleva a cabo ciertos procesos, en particular, el diagnóstico de deterioro cognitivo.

El deterioro cognitivo leve suele ser una fase incipiente de enfermedades como la demencia, y afecta a numerosas capacidades cognitivas como son la memoria, la atención, el uso del lenguaje o la capacidad de razonamiento. Todas ellas son fundamentales en el día a día, por lo que un diagnóstico precoz proporcionaría mejoras sustanciales en la calidad de vida de las personas mayores y consolidaría su independencia. Sin embargo, y a pesar de la importancia de la precocidad de estos diagnósticos, los estudios y los avances que se han realizado al respecto siguen siendo escasos.

El principal objetivo de este Trabajo era el desarrollo de un sistema que facilite la detección temprana de trastornos neuropsiquiátricos, siendo este sistema un método complementario a los tradicionales de diagnóstico. Para lograr este objetivo, primero es necesario identificar y entender los avances que se han llevado a cabo en el ámbito hasta ahora, para determinar sus ventajas y sus limitaciones. Es entonces, tras estudiar el Estado del Arte, cuando se puede plantear un diseño y una lógica adecuada para el sistema que se propone desarrollar en este Trabajo.

El análisis de la literatura científica y técnica al respecto revela la necesidad de nuevos sistemas de detección de deterioro cognitivo. En efecto, la mayoría de las aplicaciones e invenciones que se han analizado están pensadas para facilitar el seguimiento de las enfermedades y facilitar la tarea del médico a la hora de tratar a sus pacientes. Sin

embargo, muy pocos sistemas se centran en detectar de manera precoz la aparición de deterioro cognitivo.

El sistema de detección de deterioro cognitivo debe identificar cambios en los patrones de uso del teléfono móvil, como la velocidad de uso del teclado, o en los patrones de ejecución de actividades del día a día, como comer, para poder alertar al médico responsable en caso de potencial deterioro de las capacidades cognitivas. Todos los cambios detectados deben basarse fundamentalmente en medidas recogidas mediante sensores de los dispositivos móviles, por lo que éstos deben cumplir unos requisitos mínimos de fiabilidad de los datos. Además, la recogida automática asegura una continuidad en los datos, puesto que la introducción de los datos no depende del usuario.

Para poder determinar cuándo se está produciendo un cambio, es necesario crear un histórico de referencia para cada usuario, histórico que recoge la evolución de todas las variables de entrada que el usuario haya decidido compartir. La introducción de nuevas observaciones en el histórico del usuario viene acompañada de un análisis en el que se evalúa si los nuevos valores son una continuación lógica con respecto al histórico del usuario. También se comparan con otros usuarios que puedan ser similares en edad, por ejemplo, o con parámetros de medicina general ya preestablecidos.

Los métodos escogidos para determinar si se está produciendo un cambio o no se basan en los análisis de series temporales, puesto que permiten tener en cuenta el orden y la estacionalidad de los datos mientras que el resto de los métodos estadísticos no. Se pretende emplear modelos de tipo SARIMA, que se ajustan a cada serie temporal según sus características, para hacer predicciones futuras y compararlas con los nuevos datos medidos. Es necesario hacer un análisis de la tendencia tanto a corto como a largo plazo, para tener en cuenta que las capacidades cognitivas se van deteriorando naturalmente con el paso del tiempo según envejece una persona.

Además de las notificaciones de cambios en las variables de entrada, el sistema propuesto envía informes mensuales con la información más relevante sobre la salud del usuario, mediante KPIs y gráficos explicativos. Si fuese necesario, el sistema también genera sugerencias personalizadas para la mejora de la rutina del usuario como, por ejemplo, en el caso de un usuario especialmente sedentario, recordarle la actividad física mínima diaria recomendada. Para que el sistema tenga una utilidad real, el usuario debe comprometerse con la aplicación, es decir, incorporar los resultados del sistema en su vida cotidiana. Es por esto por lo que es tan importante que el método de recogida de datos sea no invasivo, para no entorpecer el día a día del usuario y no cansarlo hasta el punto de que se desentienda del sistema. Por otra parte, también son fundamentales la síntesis de los datos y la visualización en los informes mensuales, para facilitar la comprensión de los datos y evitar que el usuario dedique demasiado tiempo a leerlos si no es estrictamente necesario.

Tras el desarrollo del sistema, se han validado los métodos de detección mediante una simulación con un conjunto de datos aleatorio, manualmente generado. Se ha probado que el ajuste de modelos SARIMA es adecuado para hacer análisis estadísticos sobre históricos de variables, y se ha determinado en qué casos se consideraría que el usuario

está sufriendo un deterioro de sus capacidades cognitivas. También se han tenido en cuenta las interdependencias que existen naturalmente entre las variables recogidas mediante el empleo de un perceptrón multicapa, una red neuronal considerada como aproximador universal.

Después se ha examinado el alcance del sistema, teniendo en cuenta las características tan particulares que tiene el sector de la salud. Al ser un sector muy tradicional y al tratar con información muy sensible, es normal que su digitalización esté siendo mucho más lenta que en otros sectores. En efecto, todavía no existe una normativa clara y específica sobre los nuevos procesos y métodos que se están desarrollando poco a poco y que se basan en tecnología. El principal motivo es que la información con la que trabaja el sector tiene un carácter privado, por lo que es más sensible de tratar y gestionar. Todas las fases de almacenamiento y procesamiento de datos de este sistema deben por lo tanto estar sujetos a un proceso muy específico de ciberseguridad para garantizar la privacidad, confidencialidad y autenticidad de la información. Para ello, se propone emplear el marco NIST, que contiene de manera estructurada los estándares para establecer una estrategia de protección.

El último paso para cubrir el desarrollo del sistema de detección de deterioro cognitivo es la elaboración de un modelo de negocio. Previamente, para asegurar la protección del sistema, es interesante valorar la posibilidad de solicitar protección de Propiedad Industrial. En este caso se ha optado por solicitar un Modelo de Utilidad, cuyo alcance es similar al de una Patente, siendo la duración de éste más corta. De esta manera, se ha preparado y enviado toda la documentación necesaria para presentar en la Oficina Española de Patentes y Marcas. Una vez protegido, se puede elaborar un modelo de negocio que considera que el sistema es el único en el mercado que ofrece estos resultados. En primer lugar, hay que identificar a los usuarios finales y así, a los clientes que podrían estar potencialmente interesados en adquirir este producto. También es necesario establecer un modelo de precios según el volumen de usuarios que se pretende conectar en cada compra. Tras asumir que las aseguradoras médicas pueden estar especialmente interesadas en ofrecer este servicio como valor añadido de sus productos ya existentes y tras determinar el tamaño del mercado potencial en España, se realiza una proyección de flujos de caja en la que se estima el valor del sistema, que supera los 3 millones de euros.

Sin embargo, para poder aterrizar todos estos análisis y lanzar el sistema como tal, quedarían por desarrollar ciertos aspectos, como se cuenta a continuación.

Como ya se venía adelantando en el Capítulo 4, 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. También es necesario simular el procesamiento de todas las variables que se propone evaluar en el Capítulo 3. Para poder determinar su relevancia real para el modelo y priorizarlas, se puede emplear un Análisis de Componentes Principales (PCA).

Por otra parte, también quedaría pendiente desarrollar 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. Además, sería interesante considerar otras utilidades posibles para el sistema, como la detección en tiempo real de emergencias.

Finalmente, se recuerda que la selección de las pruebas cortas de evaluación cognitiva y la elaboración de la lista de parámetros generales de salud es una tarea que deberán necesariamente realizar profesionales sanitarios. Esto confirma la necesidad de colaboración de equipos multidisciplinares, como ya se comentaba en el Capítulo 5.

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.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Abraha, I., Rimland, JM., Trotta, FM., Dell'Aquila, G., Cruz-Jentoft, A., Petrovic, M., et al., 2017. Systematic review of systematic reviews of non-pharmacological interventions to treat behavioural disturbances in older patients with dementia. The SENATOR-OnTop series. *BMJ Open* 16;7(3):e012759
- Allard, M., Husky, M., Catheline, G., Pelletier, A., Dilharreguy, B., Amieva, H., Swendsen, J., 2014. Mobile technologies in the early detection of cognitive decline. *PLoS One*, 9(12), e112197.
- Ballard, C., Gauthier, S., Corbett, A., Brayne, C., Aarsland, D., et al., 2011. Alzheimer's disease. *Lancet* 377: 1019–1031.
- Bateman, D., Srinivas, B., Emmett, T., Schleyer, T., Holden, R., Hendrie, H., Callahan, C., 2017. *Categorizing Health Outcomes and Efficacy of mHealth Apps for Persons With Cognitive Impairment: A Systematic Review*. *J Med Internet Res*.
- Bayen, E., Jacquemot, J., Netscher, G., Agrawal, P., Tabb Noyce L., Bayen, A., 2017. "Reduction in fall rate in dementia managed care through video incident review: pilot study," *Journal of Medical Internet Research*, vol. 19, no. 10, p. e339.
- 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*.
- Carneiro, D., Castillo, J., Novais, P., Fernández-Caballero, A., Neves, J., 2012. Multimodal behavioral analysis for non-invasive stress detection. *Expert Systems with Applications*. 39. 13376–13389.
- Constitución Española, 1978.
- Csáji, B.C., 2001. *Approximation with Artificial Neural Networks*; Faculty of Sciences; Eötvös Loránd University, Hungary
- Dagum, P., 2017. Method and system for assessment of cognitive function based on electronic device usage. Patente N° US 9,693,724 B2.
- Erickson, KI., Voss, MW., Prakash, RS., Basak, C., Szabo, A., Chaddock, L., et al., 2011. Exercise training increases size of hippocampus and improves memory. *Proc Natl Acad Sci U S A*;108(7):3017-3022.
- Espay, A.J., Hausdorff, J.M., Sánchez-Ferro, Á., et al., 2019. A roadmap for implementation of patient-centered digital outcome measures in Parkinson's disease obtained using mobile health technologies. *Movement Disorders*;34(5):657-663.
- Eyben, F., Wöllmer, M., Schuller, B., 2010. Opensmile: the munich versatile and fast open-source audio feature extractor. In: *Proceedings of the international conference on multimedia*, ACM, pp 1459–1462

- Folstein, M.F., Folstein, S.E., McHugh, P.R., 1975. "Mini-mental state": a practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician. *J Psychiatric Res* 12(3):189–198.
- George, L.K., Blazer, D.G., Hughes, D.C., Fowler, N., 1989. Social support and the outcome of major depression. *Br J Psychiatry* 154(4):478–485
- Ghajar, J., 2008. Cognition and motor timing diagnosis and training system and method. Patente N° US 7,384,399 B2.
- Giancardo, L., Sanchez, A., Butterworth, I., Sanchez, C., 2015. Apparatus and method for motor function characterization. Patente N° US 2015 0272504 A1.
- Gravenhorst, F., Muaremi, A., Bardram, J. et al., 2015. Mobile phones as medical devices in mental disorder treatment: an overview. *Pers Ubiquit Comput* 19, 335–353.
- Grubbs, F., 1969. Procedures for Detecting Outlying Observations in Samples, *Technometrics*, 11(1), pp. 1-21.
- Gunn, J.F., Lester, D., 2013. Using google searches on the internet to monitor suicidal behavior. *J Affect Disord.*;148(2-3):411-412.
- Hettinga M, De Boer J, Goldberg E, Moelaert F., 2009. Navigation for people with mild dementia. *Stud Health Technol Inform*
- Hyndman, R.J., Athanasopoulos, G., 2018. Forecasting: principles and practice, OTexts: Melbourne, Australia. OTexts.com/fpp2.
- Isaacs, B., Kenne, AT., 1973. The Set test as an aid to the detection of dementia in old people. *Br J Psychiatry* 123: 467–470.
- Kolanowski, AM., Litaker, M., Buettner, L., 2005. Efficacy of theory-based activities for behavioral symptoms of dementia. *Nurs Res*;54(4):219-228.
- Krystek, P., Stevens, M., Wilson, J., 2014. Utilizing appliance operating patterns to detect cognitive impairment. Patente N° US 2014/0370469 A1
- Lauronen, E., Veijola, J., Isohanni, I., Jones, P.B., Nieminen, P., Isohanni, M., 2004. Links between creativity and mental disorder. *Psychiatry: Interpers Biol Process* 67(1):81–98
- Leng, FY., Yeo, D., George, S., Barr, C., 2014. Comparison of iPad applications with traditional activities using person-centred care approach: impact on well-being for persons with dementia. *Dementia (London)* 01;13(2):265-273.
- Ley 24/2015, de 24 de julio, de Patentes.
- Ley Orgánica 10/1995, de 23 de noviembre, del Código Penal.
- Ley Orgánica 3/2018, de 5 de diciembre, de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales.
- Li, I., Dey, A.K., Forlizzi, J., 2010. A stage-based model of personal informatics systems. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '10)*. ACM, New York, pp. 557–566.
- Meyer, B., Zivin, J., 2015. Device and methods for mobile monitoring and assessment of clinical function through sensors and interactive patient responses. Patente N° US 9,171,131 B2.
- Michael, D., Chen, S., 2005. *Serious Games: Games That Educate, Train, and Inform*. Mason, OH: Course Technology
- Muaremi, A., Gravenhorst, F., Grünerbl, A., Arnrich, B., Tröster, G., 2014. Assessing bipolar episodes using speech cues derived from phone calls. In: *4th international symposium on pervasive computing paradigms for mental health (MindCare)*
- Muñoz, R.F., McQuaid, J.R., González, G.M., Dimas, J., Rosales, V.A., 1999. Depression screening in a women's clinic: using automated Spanish-and English-language voice recognition. *J Consult Clin Psychol* 67(4):502

- 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.
- O'Rourke, J., Tobin, F., O'Callaghan, S., Sowman, R., Collins, DR., 2011 'YouTube': a useful tool for reminiscence therapy in dementia?
- 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.
- Patrick, K., Raab, F., Adams, M., et al., 2009. A text message-based intervention for weight loss: randomized controlled trial. *J Med Internet Res* 2009;11(1):1–9.
- Peak, D., Amigo, A., Borden, R., Busque, K., Graham C., Walters, E., 2016. *System for Mobile Device Enabled Biometric Monitoring*. Patente N° US 2016/0196391 A1.
- Plarre, K., Raij, A.B., Hossain, M., et al., 2011. Continuous inference of psychological stress from sensory measurements collected in the natural environment. In Proceedings of ACM/IEEE Conference on Information Processing in Sensor Networks 2011;97–108.
- Prince, M., Bryce, R., Albanese, E., Wimo, A., Ribeiro, W., Ferri, C. P., 2013. "The global prevalence of dementia: a systematic review and metaanalysis," *Alzheimer's & Dementia*, vol. 9, no. 1, pp. 63– 75.
- Quinn, C.C., Shardell, M., Terrin, M., Barr, E., Ballew, S., Gruber-Baldini, A.L., Cluster, A., 2011. Randomized trial of a mobile phone personalized behavioral intervention for blood glucose control. *Diabetes Care* 2011;34:1934–42.
- Rapp, A., Cena, F., 2016. Personal Informatics for Everyday Life: How Users without Prior Self-Tracking Experience Engage with Personal Data. *International Journal of Human-Computer Studies*.
- Rau, H., Rau, N., Baskaran, V., Inguva, R., 2016. Real time biometric recording, information analytics and monitoring systems for behavioral health management. Patente N° US 2016/0022193 A1.
- 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*.
- Reglamento (UE) 2016/679 del Parlamento Europeo y el Consejo, de 27 de abril de 2016.
- Rooksby, J., Rost, M., Morrison, A., Chalmers M., 2015. Pass the Ball: enforced turn-taking in activity tracking. In: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '15). ACM, New York, pp. 2417–2426.
- Rosner, B., 1983. Percentage Points for a Generalized ESD Many-Outlier Procedure, *Technometrics*, 25(2), pp. 165-172.
- Ruano, L., Sousa, A., Severo, M., Alves, I., Colunas, M., Barreto, R., 2016. Development of a self-administered web-based test for longitudinal cognitive assessment. *Scientific Reports*, 6, 19114.
- Shoaib, M., Bosch, S., Incel, O.D., Scholten, H., Havinga, P.J.M., 2016. Complex Human Activity Recognition Using Smartphone and Wrist-Worn Motion Sensors. *Sensors*, 16, 426.
- Shuster, G., Shuster, B. Curry, C., 2019. Detecting medical status and cognitive impairment utilizing ambient data. Patente N° US 10,342,463 B2.
- Sindi, S. Calov, E. Fokkens, J. et al, 2015. "The CAIDE Dementia Risk Score App: the development of an evidence-based mobile application to predict the risk of dementia," *Alzheimer's and Dementia: Diagnosis, Assessment and Disease Monitoring*, vol. 1, no. 3, pp. 328–333.
- Stevens, M., Wilson, J., 2104. Detecting cognitive impairment indicators. Patente N° US 2014/0121559 A1.

- Tadaka, E., Kanagawa, K., 2007. Effects of reminiscence group in elderly people with Alzheimer disease and vascular dementia in a community setting.
- Teasdale, J.D., Fogarty, S.J., Williams, J.M.G., 1980. Speech rate as a measure of short-term variation in depression. *Br J Soc Clin Psychol* 19(3):271–278
- Tietjen, G., Moore, R., 1972. Some Grubbs-Type Statistics for the Detection of Outliers, *Technometrics*, 14(3), pp. 583-597.
- Tukey, J., 1961. *The Future of Data Analysis*.
- Vidoni, ED., Watts, AS., Burns, JM., Greer, CS., Graves, RS., Van Sciver, A., et al., 2016. Feasibility of a memory clinic-based physical activity prescription program. *J Alzheimers Dis*;53(1):161-170.
- Wall, D., 2019. Enhancing diagnosis of disorder through artificial intelligence and mobile health technologies without compromising accuracy. Patente N° US 2019/038202 A1
- Wimo, A., Jönsson, L., Bond, J., Prince, M., Winblad, B., 2013. “The worldwide economic impact of dementia 2010,” *Alzheimer’s & Dementia*, vol. 9, no. 1, pp. 1.e3–11.e3
- Wimo, A., Jönsson, L., Winblad, B., 2006. “An estimate of the worldwide prevalence and direct costs of dementia in 2003,” *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders*, vol. 21, no. 3, pp. 175–181, 2006.
- Wohlfahrt-Laymann, J., Hermens, H., Villalonga, C. et al., 2019. MobileCogniTracker. *J Ambient Intell Human Comput* 10, 2143–2160.
- Xu, W., Liu, Y., 2015. “mHealthApps: a repository and database of mobile health apps,” *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 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.
- Yoon, DH., Kang, D., Kim, H., Kim, J., Song, HS., Song, W., 2017. Effect of elastic band-based high-speed power training on cognitive function, physical performance and muscle strength in older women with mild cognitive impairment. *Geriatr Gerontol Int*;17(5):765-772.
- 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.
- Zygouris, S., Giakoumis, D., Votis, K., Doumpoulakis, S., Ntovas, K., Segkouli, S., et al., 2015. *Can a virtual reality cognitive training application fulfill a dual role? Using the virtual supermarket cognitive training application as a screening tool for mild cognitive impairment*. *Journal of Alzheimer’s Disease*, 44(4), 1333–1347.

9. ANEXOS

1. Objetivos de desarrollo sostenible

En 2015, Naciones Unidas fija 17 objetivos globales como parte de una nueva agenda de desarrollo sostenible. Este compromiso tiene sentido únicamente si todo el mundo colabora, desde los gobiernos hasta los civiles. Los objetivos de este Trabajo están alineados directa o indirectamente con algunos de los propuestos.

El sistema de detección de deterioro cognitivo que se ha desarrollado en este Trabajo tiene como objetivo principal facilitar el diagnóstico precoz de enfermedades mentales, haciéndolo más riguroso, accesible y menos costoso. Todas estas ventajas contribuyen directamente a cumplir el tercer objetivo de Naciones Unidas, que dice que hay que “garantizar una vida sana y promover el bienestar en todas las edades”. Como ya se ha comentado anteriormente en el Trabajo, los trastornos neuropsiquiátricos limitan considerablemente la calidad de vida de los enfermos, por lo que es primordial dedicar recursos a intentar diagnosticarlas cuanto antes para así mejorar la vida tanto de los enfermos, como de sus familiares y cuidadores.

Por otra parte, los objetivos del sistema propuesto también contribuyen de manera indirecta a otros objetivos fijados por Naciones Unidas. En primer lugar, promueve la digitalización sostenible del sector sanitario e impulsa la innovación, ambas acciones comprendidas en el noveno objetivo que pretende “construir infraestructuras resilientes, promover la industrialización sostenible y fomentar la innovación”. Por otra parte, al ser un sistema que se integra fácilmente en el día a día del usuario y que permite hacer evaluaciones rápidas de las capacidades cognitivas del usuario sin necesidad de desplazamientos, ayuda a “combatir el cambio climático y sus efectos”, que se corresponde con el objetivo número 13.

Este Trabajo se ha elaborado durante la crisis sanitaria mundial provocada por la COVID-19, enfermedad que ha recordado a la sociedad contemporánea lo importante que es la salud y lo catastróficas que pueden llegar a ser las consecuencias si no se garantiza en una sociedad. En resumen, este sistema no sólo contribuye directamente a mejorar el bienestar de la sociedad, sino que también promueve la innovación y limita los desplazamientos, todas ellas acciones que van en la misma dirección que los objetivos establecidos por Naciones Unidas.

2. Código de ajuste de modelo SARIMA

```

library(MLTools)
library(fpp2)
library(ggplot2)
library(readxl)
library(lmtest)
library(tseries)

## Set working directory -----
-----

## Load dataset -----
-----
fdata <- read_excel("bdd1.xlsx")
# Convert to time series object
y <- ts(fdata$Horas, start = 1, frequency = 7)
#for daily data
autoplot(y)
ggtsdisplay(y, lag.max = 100)

## Identification and fitting process -----
-----

# Box-Cox transformation
# Lambda <- BoxCox.lambda.plot(y, 7)
# Lambda <- BoxCox.lambda(y)
# z <- BoxCox(y, Lambda)
# autoplot(z)

# Differentiation
ggtsdisplay(y, lag.max = 100)
Bz <- diff(z, differences = 1) # differences contains the order of
differentiation
ggtsdisplay(Bz, lag.max = 100)

# Seasonal Differentiation
B12Bz <- diff(y, lag = 7, differences = 10)
ggtsdisplay(B12Bz, lag.max = 100)

# Fit seasonal model with estimated order
arima.fit <- Arima(y,
                  order = c(5,1,1),
                  seasonal = list(order = c(0,0,0), period = 7),
                  lambda = Lambda,
                  include.constant = FALSE)
summary(arima.fit) # summary of training errors and estimated coefficients
coefstest(arima.fit) # statistical significance of estimated coefficients
autoplot(arima.fit) # root plot

```

```
# Check residuals
CheckResiduals.ICAI(arima.fit, bins = 100)
# If residuals are not white noise, change order of ARMA
ggtsdisplay(residuals(arima.fit), lag.max = 100)

## Forecast -----
-----

# Check fitted forecast
autoplot(y, series = "Real") +
  forecast::autolayer(arima.fit$fitted, series = "Fitted")

# Perform future forecast
y_est <- forecast(arima.fit, h = 7)
autoplot(y_est)
```

3. Código de perceptrón multicapa

```

library(MLTools)
library(fpp2)
library(lmtest)
library(tseries)
library(TSA)
library(caret)
library(kernlab)
library(nnet)
library(NeuralNetTools)
library(Hmisc)

## Load dataset -----
fdata_tot <- readxl::read_excel("bdd3.xlsx")
fdata_tot <- as.data.frame(fdata_tot)
fdata <- fdata_tot[c(1:3500),]

plot(fdata$KeyboardSpeed)

#Initialize output and input variables
fdata.Reg <- fdata[,c(2:10)]

plot(fdata$SleepHours)
plot(fdata$DailySteps)
plot(fdata$HoursWork)
plot(fdata$KeyboardSpeed)
plot(fdata$ReadingSpeed)
plot(fdata$SocialMediaHours)
plot(fdata$VoicePitch)
plot(fdata$CallDuration)
plot(fdata$Weight)

#Include lagged variables
fdata.Reg$SleepHours_lag1 <- Lag(fdata$SleepHours,1)
fdata.Reg$SleepHours_lag7 <- Lag(fdata$SleepHours,7)
fdata.Reg$DailySteps_lag1 <- Lag(fdata$DailySteps,1)
fdata.Reg$DailySteps_lag7 <- Lag(fdata$DailySteps,7)
fdata.Reg$HoursWork_lag1 <- Lag(fdata$HoursWork,1)
fdata.Reg$HoursWork_lag7 <- Lag(fdata$HoursWork,7)
fdata.Reg$KeyboardSpeed_lag1 <- Lag(fdata$KeyboardSpeed,1)
fdata.Reg$KeyboardSpeed_lag7 <- Lag(fdata$KeyboardSpeed,7)
fdata.Reg$ReadingSpeed_lag1 <- Lag(fdata$ReadingSpeed,1)
fdata.Reg$ReadingSpeed_lag7 <- Lag(fdata$ReadingSpeed,7)
fdata.Reg$SocialMediaHours_lag1 <- Lag(fdata$SocialMediaHours,1)
fdata.Reg$SocialMediaHours_lag7 <- Lag(fdata$SocialMediaHours,7)
fdata.Reg$VoicePitch_lag1 <- Lag(fdata$VoicePitch,1)
fdata.Reg$VoicePitch_lag7 <- Lag(fdata$VoicePitch,7)
fdata.Reg$CallDuration_lag1 <- Lag(fdata$CallDuration,1)
fdata.Reg$CallDuration_lag7 <- Lag(fdata$CallDuration,7)
fdata.Reg$Weight_lag1 <- Lag(fdata$Weight,1)
fdata.Reg$Weight_lag7 <- Lag(fdata$Weight,7)

```

```

#Remove missing values
fdata.Reg.tr <- fdata.Reg
fdata.Reg.tr <- na.omit(fdata.Reg.tr)
head(fdata.Reg.tr)

## Initialize trainControl -----
-----
#Use resampling for measuring generalization error
#K-fold with 10 folds
ctrl_tune <- trainControl(method = "cv",
                           number = 10,
                           summaryFunction = defaultSummary,
                           savePredictions = TRUE)

#----- Neural network -----
-----
set.seed(150) #For replication
mlp.fit = train(form = KeyboardSpeed ~ SleepHours_lag1 + KeyboardSpeed_lag1
+ KeyboardSpeed_lag7 + DailySteps_lag1 + HoursWork_lag1 + ReadingSpeed_lag1
+ SocialMediaHours_lag1 + VoicePitch_lag1, #Use formula method to account
for categorical variables
                data = fdata.Reg.tr,
                method = "nnet",
                linout = TRUE,
                #tuneGrid = data.frame(size = 50, decay = 0.00505),
                tuneGrid = expand.grid(size = seq(1,5, length.out = 5),
decay = seq(1, 5, length.out=6)),
                maxit = 200,
                preprocess = c("center","scale"),
                trControl = ctrl_tune,
                metric = "RMSE")
mlp.fit #information about the resampling settings
ggplot(mlp.fit)+scale_x_log10()
plotnet(mlp.fit$finalModel) #Plot the network
SensAnalysisMLP(mlp.fit) #Statistical sensitivity analysis

# Predict training data
mlp_pred = predict(mlp.fit, newdata = fdata.Reg.tr)

PlotModelDiagnosis(fdata.Reg.tr[,-1], fdata.Reg.tr[,1], mlp_pred, together =
TRUE)

#Error measurements
accuracy(fdata.Reg.tr[,1],mlp_pred)

plot(fdata.Reg.tr[,4],type="l")
lines(mlp_pred,col = "red")

## Forecast for new data with h = 7

fdata.Reg.tv <- readxl::read_excel("bdd3.xlsx")
fdata.Reg.tv <- as.data.frame(fdata.Reg.tv)

fdata.Reg.new <- fdata.Reg.tv[c(3501:3507),c(2:10)]

```

```
#create auxiliary output variable
fdata.Reg.new$KeyboardSpeed <- rep(NA,length(fdata.Reg.new[,4]))

#join the datasets
fdata.join <- rbind(fdata[,c(2:10)],fdata.Reg.new)

#create lagged variables
fdata.join$SleepHours_lag1 <- Lag(fdata.join$SleepHours,1)
fdata.join$SleepHours_lag7 <- Lag(fdata.join$SleepHours,7)
fdata.join$DailySteps_lag1 <- Lag(fdata.join$DailySteps,1)
fdata.join$DailySteps_lag7 <- Lag(fdata.join$DailySteps,7)
fdata.join$HoursWork_lag1 <- Lag(fdata.join$HoursWork,1)
fdata.join$HoursWork_lag7 <- Lag(fdata.join$HoursWork,7)
fdata.join$KeyboardSpeed_lag1 <- Lag(fdata.join$KeyboardSpeed,1)
fdata.join$KeyboardSpeed_lag7 <- Lag(fdata.join$KeyboardSpeed,7)
fdata.join$ReadingSpeed_lag1 <- Lag(fdata.join$ReadingSpeed,1)
fdata.join$ReadingSpeed_lag7 <- Lag(fdata.join$ReadingSpeed,7)
fdata.join$SocialMediaHours_lag1 <- Lag(fdata.join$SocialMediaHours,1)
fdata.join$SocialMediaHours_lag7 <- Lag(fdata.join$SocialMediaHours,7)
fdata.join$VoicePitch_lag1 <- Lag(fdata.join$VoicePitch,1)
fdata.join$VoicePitch_lag7 <- Lag(fdata.join$VoicePitch,7)
fdata.join$CallDuration_lag1 <- Lag(fdata.join$CallDuration,1)
fdata.join$CallDuration_lag7 <- Lag(fdata.join$CallDuration,7)
fdata.join$Weight_lag1 <- Lag(fdata.join$Weight,1)
fdata.join$Weight_lag7 <- Lag(fdata.join$Weight,7)

#loop for forecasting
tstart = dim(fdata)[1]
for (i in (tstart+1):(tstart+7)){
  #Predict and substitute in output variable so it can be used in following
  forecasts
  fdata.join$KeyboardSpeed[i] <- predict(mlp.fit, newdata = fdata.join[i,])
  #Recalculate lagged variables using the estimated value
  fdata.join$KeyboardSpeed_lag1 <- Lag(fdata.join$KeyboardSpeed,1)
  fdata.join$KeyboardSpeed_lag7 <- Lag(fdata.join$KeyboardSpeed,7)
}

#forecasts
fdata.join$KeyboardSpeed[(tstart+1):(tstart+7)]
```

4. Solicitud de Modelo de Utilidad – documentación

A continuación se incluye toda la documentación elaborada por la solicitud del Modelo de Utilidad: descripción, reivindicaciones y figuras.

DESCRIPCIÓN

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 los trastornos neuropsiquiátricos, ninguno de ellos los cura o revierte, simplemente los retrasa y atenúan sus consecuencias. Estas enfermedades son, por lo tanto, una amenaza clara a la calidad de vida de los enfermos y de sus cuidadores, puesto que suponen muchas limitaciones en el desempeño de actividades del día a día. Por otra parte, este tipo de tratamientos consume un gran número de recursos y tiene altos costes. Así, el desarrollo de sistemas de diagnóstico precoz de deterioro cognitivo es un desafío mundial que permitiría limitar las consecuencias de estas enfermedades en la sociedad y asegurar el bienestar de las futuras generaciones mayores.

Se propone un sistema que permite detectar cambios en las funciones cognitivas de manera precisa y no invasiva empleando dispositivos móviles, ya sean terminales telefónicos o dispositivos portátiles (conocidos como *wearables* en inglés), todos ellos en adelante referidos como dispositivos móviles. El sistema debe proporcionar una detección temprana para garantizar un mayor margen para la administración de tratamientos, y utilizar un proceso de recogida de datos no invasivo para no interferir con las actividades diarias del usuario, fomentando su interés y compromiso en el uso del sistema.

Este sistema no pretende en ningún caso sustituir los métodos tradicionales de detección, sino complementarlos para permitir la monitorización continua del paciente, acelerar el proceso de recogida de datos y aumentar la densidad de los datos, mejorar el procesamiento de los datos de manera que sea más automatizado y preciso, proporcionar resultados contrastados y por lo tanto más fiables y aligerar la carga de trabajo de los profesionales de la salud.

Los teléfonos móviles son el dispositivo idóneo para la implementación de este sistema por tres motivos principales: la democratización del teléfono móvil que se ha producido en los últimos años ha aumentado la penetración de esos dispositivos a nivel mundial, las mejoras tecnológicas son sustanciales y cada vez más rápidas, ofreciendo nuevas funciones que nunca antes habían estado al alcance de todo el mundo y finalmente, se trata de un dispositivo que acompaña a su propietario a todas partes, por lo que se puede rastrear y caracterizar su rutina.

El objetivo del método es detectar deterioro cognitivo mediante los datos recogidos durante la utilización de un teléfono móvil. Algunas de las enfermedades que se pueden detectar de manera precoz con el sistema son la demencia, el Párkinson, el autismo, la depresión o la anorexia.

El sistema recoge de manera automatizada una serie de variables que se extraen de los sensores de un conjunto de dispositivos móviles (FIG 1). Estos dispositivos pueden ser tanto terminales telefónicos como otros dispositivos portátiles (conocidos como *wearables* en inglés). El sistema también permite introducir otras variables de manera manual, como, por ejemplo, datos introducidos por un médico u otra persona, o parámetros generales que puedan ser de interés para el sistema y cuyos valores se pueden ir actualizando cuando fuera necesario.

Los datos recogidos se suben a la nube para almacenarlos (FIG 1), aunque también pueden mantenerse almacenados en el mismo dispositivo. La subida recurrente de

datos permite la creación de un histórico de referencia para cada conjunto de dispositivos, que pueden pertenecer a uno o más usuarios.

El procesamiento del histórico, que puede realizarse tanto en la nube como en el mismo dispositivo, permite establecer si se ha producido algún cambio relevante con respecto a los datos anteriores y generar informes que incluyan, por ejemplo, los parámetros y características de los datos almacenados. Los resultados del procesamiento se comunican al usuario y a otras personas de interés como, por ejemplo, el médico vía email, SMS o correo postal (FIG 1).

El sistema de detección se introduce en una red que puede comprender algunos de los siguientes elementos (FIG 2): disco de almacenamiento, unidad de procesamiento, terminal móvil, reloj inteligente, alarma inteligente, balanza electrónica, micrófono, gafas inteligentes, ordenador u algún dispositivo de un profesional de la salud como por ejemplo, un ordenador.

Algunas de las variables de recogida automática (FIG 3) que se proponen para el sistema son el pulso, la duración y la calidad del sueño, el ritmo cardiaco, el nivel de oxígeno en sangre, el número de pasos diarios, la distancia diaria recorrida, la velocidad media de marcha, el número de pisos subidos equivalentes, el tiempo de pie, el equilibrio, la detección de la acción de fumar, los lugares frecuentados y el tiempo que se pasa en ellos, la velocidad de uso del teclado, la frecuencia de borrado/corrección de texto, la frecuencia de introducir errores en la contraseña, el uso de emoticonos, el número y precisión de los desliza (*swipes*), la estabilidad en la sujeción del dispositivo, la velocidad de lectura, el tipo y la dificultad de las lecturas, el texto introducido en las búsquedas en Internet, las páginas web visitadas, las horas de visitas de las páginas web, contenido semántico de los audios, el tono de la voz, el ritmo del habla, el temblor de la voz, el número de llamadas entrantes, salientes y perdidas diarias, la duración de las llamadas, el número de SMS enviados y recibidos diarios, el contenido del SMS, el número de emails diarios, el contenido del mail, los contactos con los que se contacta, los gestos faciales o el tamaño de la pupila. Algunas variables que se pueden introducir manualmente son el peso del usuario, las calorías ingeridas, los litros de aguas bebidos, la frecuencia y dosis de medicación. Algunas de estas variables también se pueden

incluir gracias a otros dispositivos como, por ejemplo, el peso del usuario mediante una balanza electrónica inteligente o las calorías ingeridas mediante una nevera inteligente.

Algunos de los sensores empleados para recoger automáticamente alguna de las variables anteriores u otras que no se hayan mencionado son el giroscopio, el acelerómetro, barómetro, GPS, sensor de luz, sensor de proximidad o sensor de ritmo cardiaco. Según los dispositivos que se empleen, se podrán emplear unos u otros.

El conjunto de variables recogido automáticamente es personalizable según las preferencias del usuario. El sistema puede disponer de un proceso de ciberseguridad riguroso que permita garantizar la privacidad, confidencialidad y autenticidad de los datos y de los informes.

Si se detecta un cambio relevante en alguna de las variables anteriores o en otra que no se haya mencionado, el sistema propone una prueba de evaluación de deterioro cognitivo (FIG 3) seleccionada en base al cambio detectado. El sistema puede contener una base de datos de pruebas de evaluación o extraerlas de alguna base de datos externa. Los resultados de la prueba también se pueden incluir en el histórico de referencia o enviarse al usuario, al médico o a otra persona de interés.

Si se detecta un cambio relevante en alguna de las variables anteriores o en otra que no se haya mencionado de manera recurrente, el sistema puede optar por derivar el seguimiento del usuario a un profesional que realice una evaluación presencial (FIG 3).

El procesamiento de los datos del histórico se puede hacer cada vez que se generen o incorporen nuevos datos a dicho histórico (FIG 4). Algunas de las comprobaciones que se pueden hacer con los nuevos datos son: compararlos con el histórico propio del usuario, compararlos con el histórico de otros usuarios que sean similares en edad o en rutina, por ejemplo, o compararlos con parámetros preestablecidos y relacionados con la salud y el bienestar.

Para comparar los nuevos datos con el histórico propio del usuario, se puede emplear alguno de los siguientes métodos o herramientas, o una combinación de varios: un análisis de tendencia de las observaciones, una detección de valores atípicos (*outliers*), también se puede considerar el conjunto de datos como una serie temporal y aplicar modelos autorregresivos o redes neuronales para establecer las interdependencias entre las diferentes variables.

Los datos que componen el histórico de referencia del usuario en la nube se pueden actualizar de manera periódica. Por ejemplo, se puede esperar a disponer de una conexión Wi-Fi para actualizar los datos (FIG 5). También se puede personalizar el momento del día o las condiciones bajo las cuales el histórico se debe actualizar como, por ejemplo, por la noche si se está en el lugar de residencia.

El sistema emite una señal de alarma ante la detección de un cambio en alguna de las variables anteriormente mencionadas o en otra que no se haya mencionado. Dicha señal se puede notificar de manera local en el propio dispositivo empleado, por satélite, vía email, vía SMS o por otro método predeterminado por el usuario. La señal se puede enviar a alguno de los siguientes: el propio usuario, un médico asignado, el tutor, la residencia o la aseguradora. El sistema también puede generar informes y sugerencias personalizados mensualmente. La frecuencia con la que se generan los informes y sugerencias también es personalizable. La notificación de dichos informes y sugerencias también se puede hacer de manera local en el propio dispositivo empleado, por satélite, vía email, vía SMS o por otro método predeterminado por el usuario. Los informes y sugerencias se pueden enviar a alguno de los siguientes: el propio usuario, un médico asignado, el tutor, la residencia o la aseguradora.

REIVINDICACIONES

1. Método de diagnóstico mediante el análisis de los datos recogidos durante la utilización de un dispositivo móvil, que comprende los siguientes pasos:
 - a. 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,
 - b. almacenar dichos datos,
 - c. determinar unos intervalos de valores patrón y unos parámetros de tendencia para dichos datos,
 - d. recoger nuevos datos para establecer sus propios intervalos de valores y parámetros de tendencia,
 - e. valorar si los nuevos datos suponen un cambio con respecto a los datos iniciales,
 - f. 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 dispositivo 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.

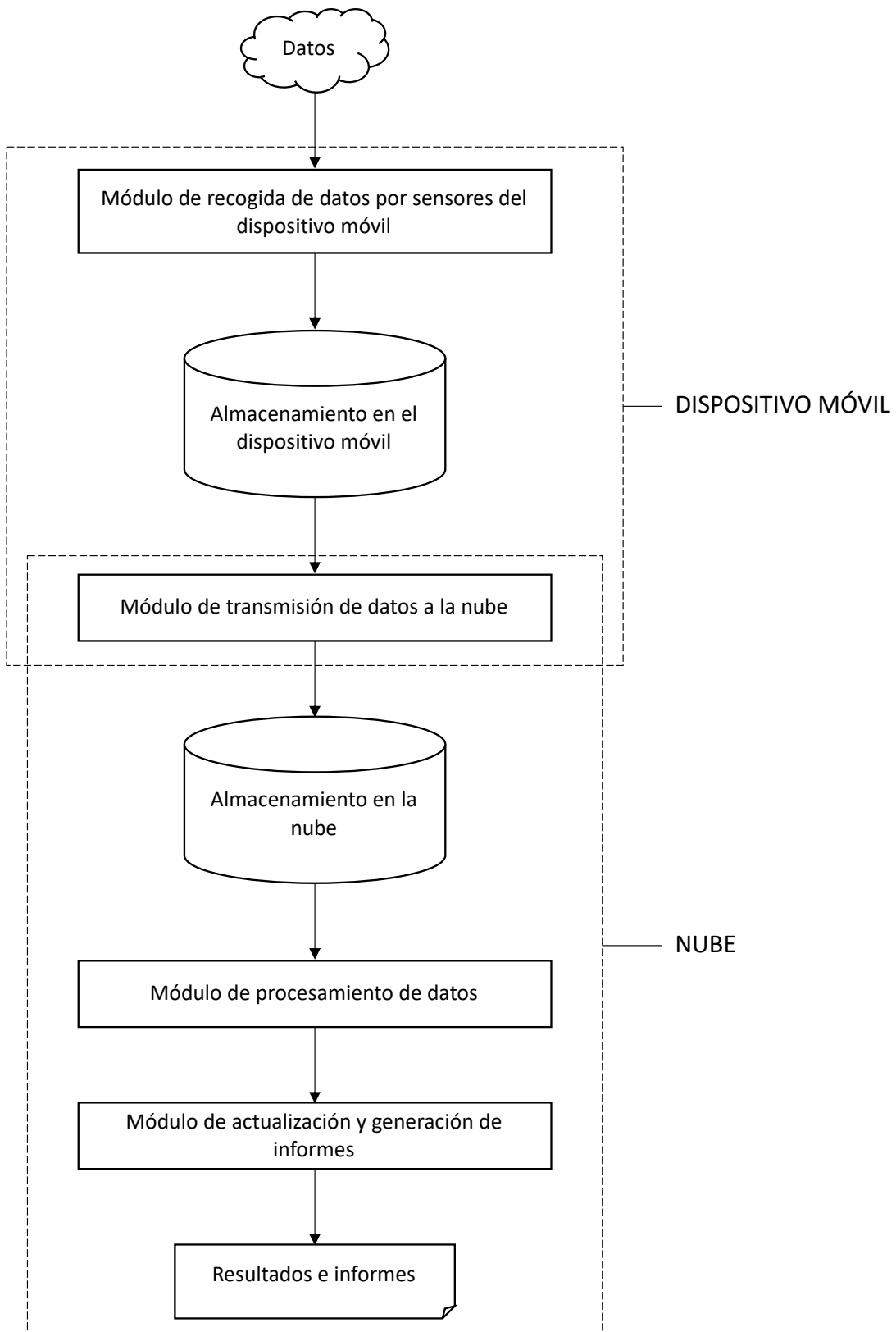


FIG 1

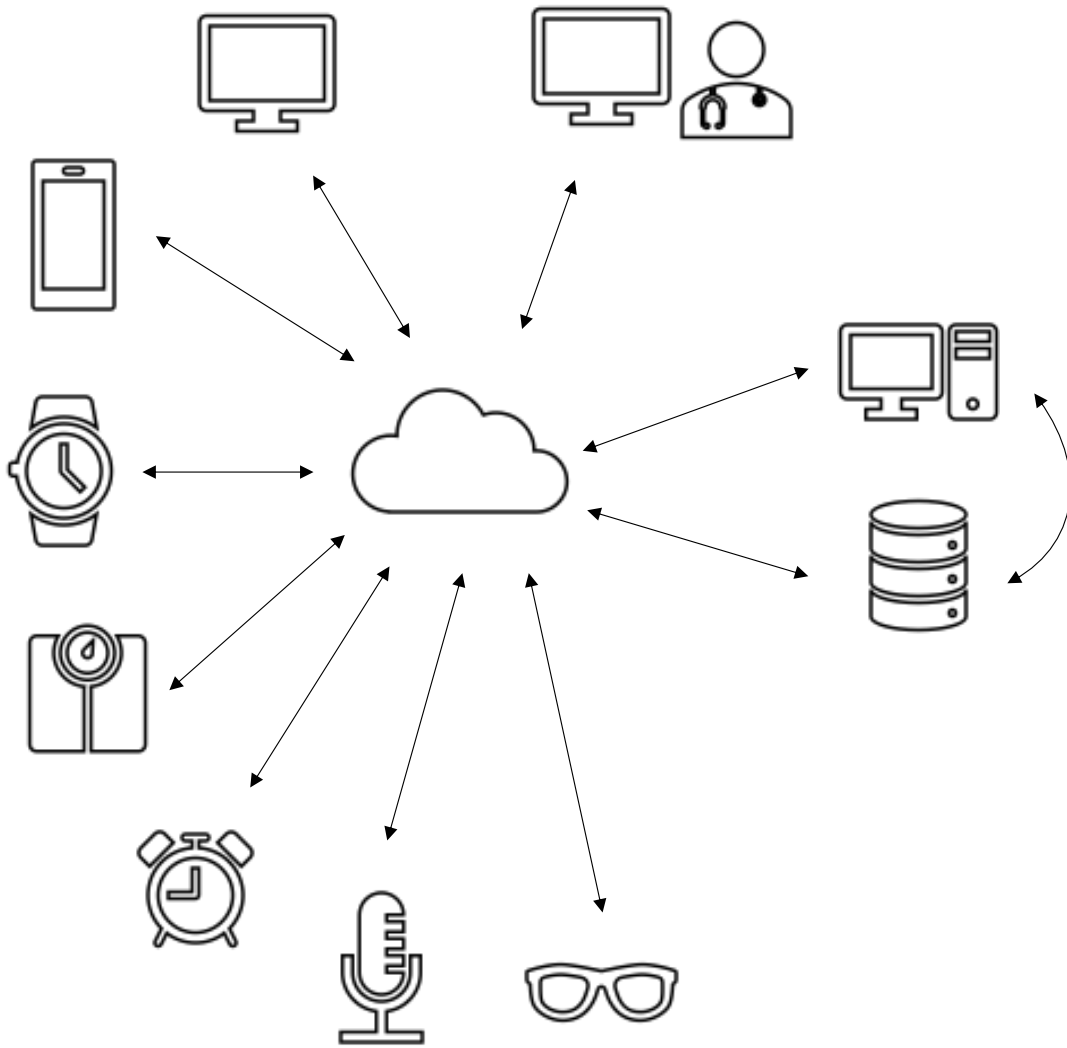


FIG 2

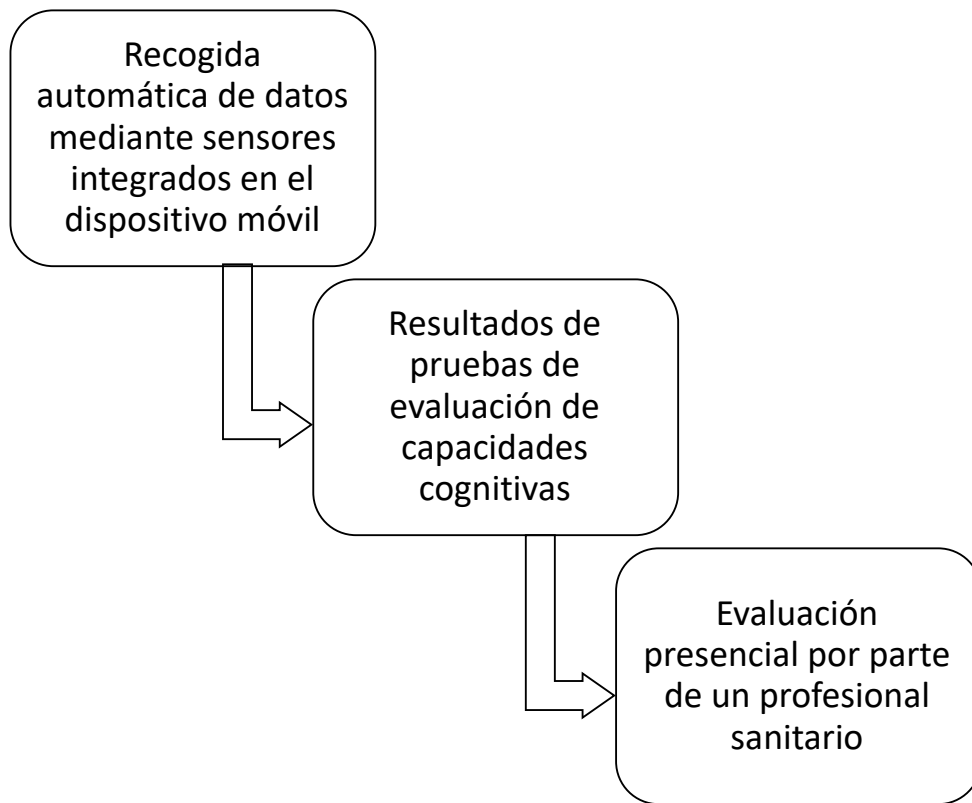


FIG 3

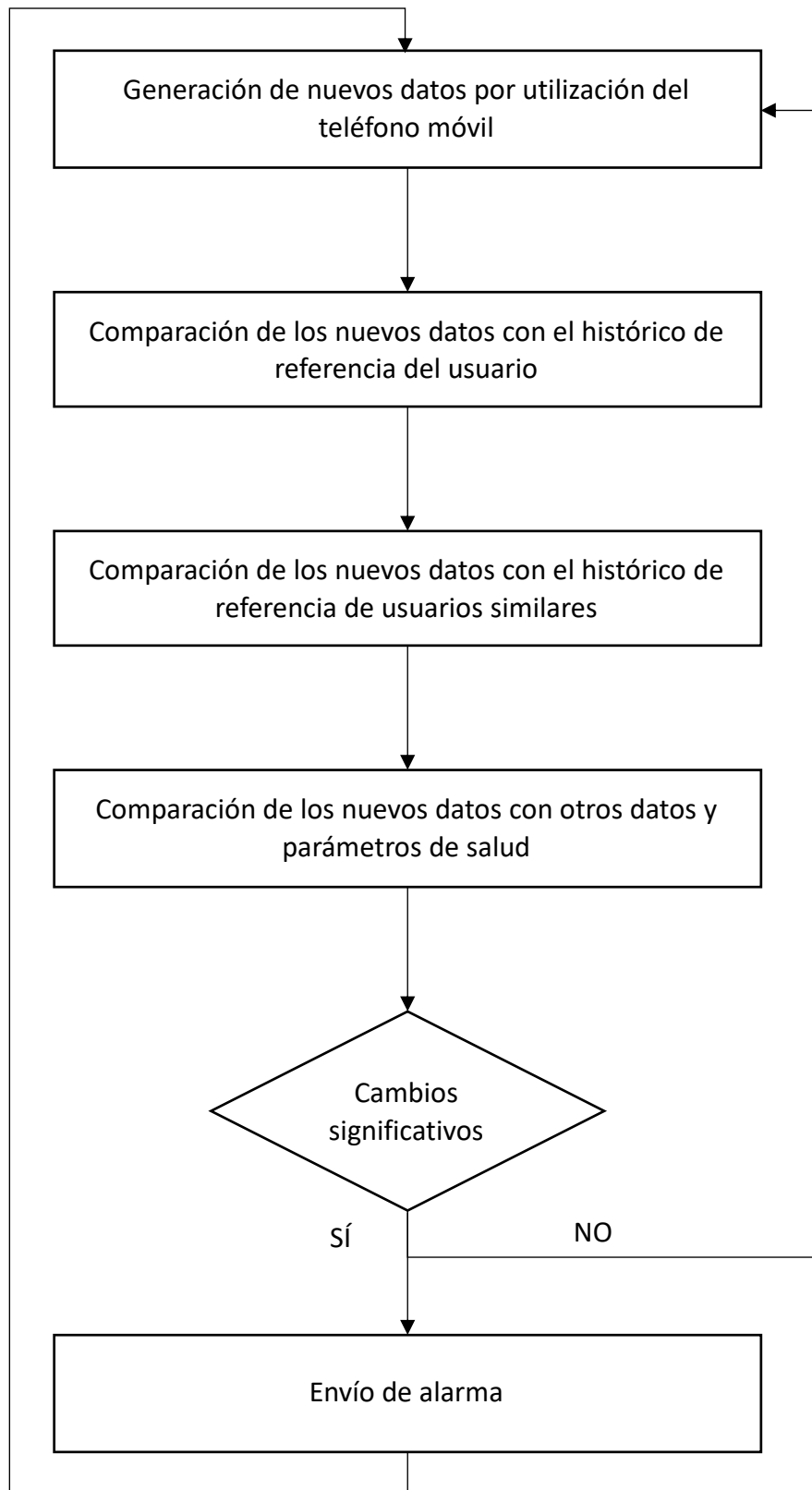


FIG 4

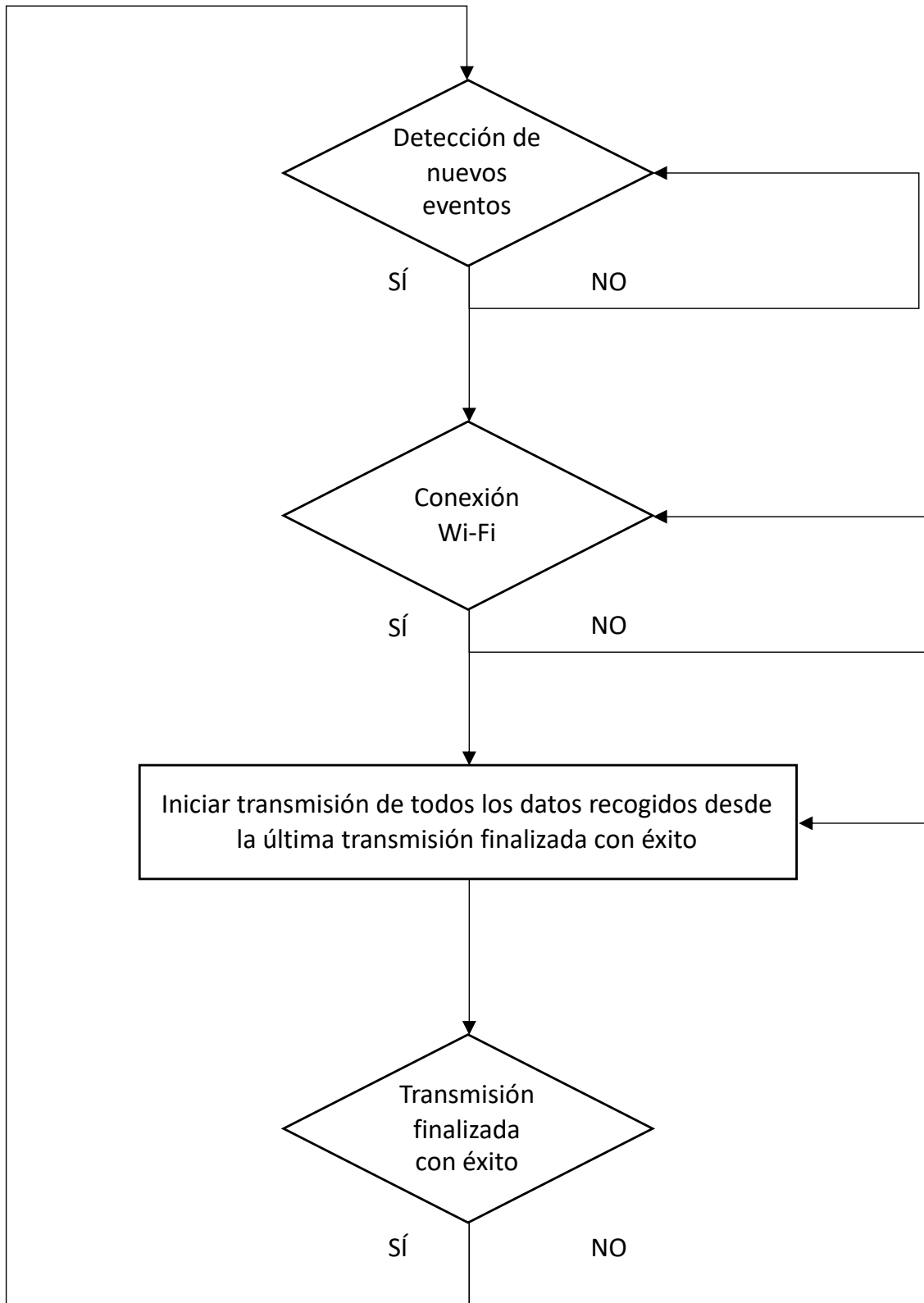


FIG 5

DESCRIPCIÓN DE LAS FIGURAS

FIG 1. Diagrama de flujo de un sistema de detección de modificaciones en los datos recogidos por los sensores de un teléfono móvil.

FIG 2. Diagrama de bloques de la red de elementos que componen el sistema.

FIG 3. Diagrama de flujo de los diferentes niveles de variables de entrada para un sistema de detección de deterioro cognitivo.

FIG 4. Diagrama de flujo de algunas comprobaciones en los nuevos datos que se pueden realizar en el sistema para la detección de un posible cambio en el histórico médico de un usuario.

FIG 5. Diagrama de flujo de un posible proceso de actualización del histórico médico del usuario.

5. Proyección de Flujos de Caja

| P&L | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024 | 2025 | 2026 | 2027 | 2028 | 2029 | 2030 |
|--------------------------------------|--------|--------|---------|---------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Usuarios conectados (%) | 0% | 1% | 2% | 6% | 13% | 25% | 37% | 44% | 48% | 49% | 50% |
| Usuarios conectados (abs) | - | 84,535 | 222,902 | 560,254 | 1,264,025 | 2,350,000 | 3,435,975 | 4,139,746 | 4,477,098 | 4,615,465 | 4,668,544 |
| Ingresos | - | 21,134 | 76,859 | 195,789 | 456,070 | 903,506 | 1,446,494 | 1,893,930 | 2,154,211 | 2,273,141 | 2,321,002 |
| Por usuarios | - | 21,134 | 76,859 | 195,789 | 456,070 | 903,506 | 1,446,494 | 1,893,930 | 2,154,211 | 2,273,141 | 2,321,002 |
| COGS | 5,000 | 80,000 | 79,818 | 79,627 | 79,456 | 79,289 | 79,147 | 78,992 | 78,849 | 78,724 | 78,337 |
| Alquiler de espacio Cloud | 5,000 | 10,000 | 9,800 | 9,604 | 9,412 | 9,224 | 9,039 | 8,858 | 8,681 | 8,508 | 8,337 |
| Mantenimiento del Modelo de Utilidad | - | - | 18,48 | 23,06 | 44,11 | 65,10 | 107,47 | 133,78 | 167,88 | 216,06 | - |
| Mantenimiento de la aplicación | - | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 |
| Atención al cliente | - | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 | 35,000 |
| Margen bruto | - | 58,866 | 2,959 | 116,162 | 376,614 | 824,217 | 1,367,347 | 1,814,938 | 2,075,362 | 2,194,417 | 2,242,665 |
| SG&A | 41,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 | 82,000 |
| Alquiler oficinas | 6,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 | 12,000 |
| Equipo comercial y administrativo | 35,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 | 70,000 |
| EBITDA | - | 46,000 | 140,866 | 84,959 | 34,162 | 742,217 | 1,285,347 | 1,732,938 | 1,993,362 | 2,112,417 | 2,160,665 |
| D&A | 7,259 | 12,509 | 12,509 | 12,509 | 12,509 | 14,509 | 14,509 | 14,509 | 14,509 | 14,509 | 16,509 |
| 2020 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 | 7,259 |
| 2021 | - | 5,250 | 5,250 | 5,250 | 5,250 | 5,250 | 5,250 | 5,250 | 5,250 | 5,250 | 5,250 |
| 2022 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 2023 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 2024 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 2025 | - | - | - | - | - | 2,000 | 2,000 | 2,000 | 2,000 | 2,000 | 2,000 |
| 2026 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 2027 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 2028 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 2029 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| 2030 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | 2,000 |
| EBIT | - | 53,259 | 153,375 | 97,468 | 21,653 | 727,709 | 1,270,839 | 1,718,430 | 1,978,853 | 2,097,909 | 2,144,156 |
| IT | - | - | - | 5,413 | 70,526 | 181,927 | 317,710 | 429,607 | 494,713 | 524,477 | 536,039 |
| Beneficio neto | - | 53,259 | 153,375 | 16,240 | 211,579 | 545,782 | 953,129 | 1,288,822 | 1,484,140 | 1,573,431 | 1,608,117 |

| Cashflows | 2020 | 2021 | 2022 | 2023 | 2024 | 2025 | 2026 | 2027 | 2028 | 2029 | 2030 | | | |
|----------------------------------|------------------|------------------|-----------------|---------------|----------------|----------------|----------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-----------|-----------|---------------|
| EBITDA | - | 46,000 | - | 140,866 | - | 84,959 | 34,162 | 294,614 | 742,217 | 1,285,347 | 1,732,938 | 1,993,362 | 2,112,417 | 2,160,665 |
| tax | - | - | - | 5,413 | 70,526 | 181,927 | 317,710 | 429,607 | 494,713 | 524,477 | 536,039 | | | |
| Δ WC | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| CAPEX | 62,585 | 52,500 | - | - | - | 10,000 | - | - | - | - | - | - | - | 10,000 |
| Obtención del Modelo de Utilidad | 85.32 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| Equipos | 10,000 | - | - | - | - | 10,000 | - | - | - | - | - | - | - | 10,000 |
| Desarrollo de la aplicación | 52,500 | 52,500 | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| Cashflow | - 108,585 | - 193,366 | - 84,959 | 28,748 | 224,087 | 550,290 | 967,637 | 1,303,331 | 1,498,649 | 1,587,940 | 1,614,626 | | | |
| Tasa de descuento | | | | | | | | | | | | | | |
| Inflación | | | | | | | | | | | | | | |
| NPV ingresos | | | | | | | | | | | | | | |
| TIR | | | | | | | | | | | | | | |