

XXIII Congreso Nacional de Informática de la Salud

2020

Infors@IUD

"Transformando nuestro Sistema de Salud"

Organiza



Hotel NH Collection Madrid Eurobuilding
c/ Alberto Alcocer 8
28036 Madrid

MADRID - 3, 4 y 5 de marzo



Síguenos en twitter
@SEIS_Salud

LIBRO DE COMUNICACIONES, PÓSTERS Y
PROYECTOS DE INNOVACIÓN

SOCIO TECNOLÓGICO PRINCIPAL



SOCIO TECNOLÓGICO COLABORADOR



Primera Edición, Marzo 2019

Queda rigurosamente prohibida, sin la autorización escrita de los titulares del "copyright", bajo las sanciones establecidas por las leyes, la reproducción parcial o total de esta obra por cualquier medio o procedimiento, comprendidos la reprografía y el tratamiento informático y la distribución de ejemplares de ella mediante alquiler o préstamos públicos.

SEIS, Sociedad Española de Informática de la Salud, 2019

<http://www.seis.es>

Secretaría Técnica, CEFIC S.L
C/ Enrique Larreta nº 5 Bajo izquierda
28036 MADRID Telf. : 913889478

Printed in Spain-Impreso en España

ISBN: 978-84-09-08784-6

Editor General:
Saez Ayerra, Luciano

Editor Científico:
Monteagudo Peña, José Luis

Editor técnico:
Begoña Oleaga, Martín

ISBN: 978-84-09-09250-5

Editor:
Parra Calderón, Carlos Luis

COMITÉ CIENTÍFICO

Presidente

José Luis Monteagudo Peña

Coordinadores

Carlos García Codina
Inmaculada Castejón Zamudio

Miembros

M. Begoña Oleaga
M. A. Cisneros Martín
J. Clavero Mur
M.L. De los Mártires
M. Escudero Sánchez
M^a C. Ferrer Ripollés
S. García Blanco
J. A. Gómez Palomeque
E. Gutiérrez Riaño
Y. Lopez Mínguez
A. I. Martínez Albarrán
M. J. Millán Muñoz
L. Morell Baladrón
C. Moreno Gutierrez
J. F. Muñoz Montalvo
P. Pérez i Sust
B. Rosón Calvo
M. Sagüés García

Area Profesional

Coordinadores

Guillermo Vázquez González
Javier López Cavero

Miembros

L. M. Bejar Prado
A. Blanco Rubio
M. Chavarría Díaz
M. Estupiñán Ramírez
C. Gallego Pérez
A. Gomez Lafón
C. M. Hernández Marín
C. Hernández Salvador
A. Martínez Aparisi
J. Moreno González
A. Muñoz Carrero
C. Parra Calderón
A. Peña González
A. Poncel Falcó
J. Reig Redondo
J. Sacristan Paris

Área Enfermería

Coordinadora
I. Moro Casuso

Miembros

C. González del Pino
M^a. T. Moreno Casbas
C. Moreno -Chocano Gutiérrez
N. Moro Tejedor

Área Farmacia

Coordinadora
L. Fidalgo García

Miembros

C. Carmona
J. L. Ceruelo Bermejo
R. Fonseca Alvarez
M^a. A. Giménez Ferrer
A. T. López Navarro
L. Muñoz Fernández
F. Pérez Hernández
A. Smits Cuberes

La app EDUCA ha sido desarrollada por el personal de la Unidad de Investigación en Salud Digital del Instituto de Salud Carlos III, utilizando tecnologías Web (HTML, CSS y Javascript) sobre framework Apache Cordova [2]. Se ha utilizado el estándar Web SQL Database para la persistencia de datos en el dispositivo, así como diferentes plugins para la gestión de contenido multimedia y la lectura/escritura sobre tarjetas SD (cordova-diagnostic-plugin, cordova-plugin-file y cordova-plugin-inappbrowser).

Para llevar a cabo el estudio de evaluación se ha elaborado un CRD sobre RedCAP [3] y la asignación aleatoria a través de un servicio web voip “on-line” de aleatorización, ambos servicios proporcionados por la Unidad de Investigación en Salud Digital del Instituto de Salud Carlos III. El estudio será iniciado en febrero de 2020.

DISCUSIÓN

Las TIC se manifiestan como una herramienta prometedora para la capacitación de los pacientes en la auto-gestión de las condiciones de salud [4]. El e-learning se ha mostrado como una herramienta innovadora de gran relevancia para la transmisión de información y conocimiento, aunque la utilización de programas dirigidos a pacientes para la mejora de la adhesión al tratamiento es escasa. EDUCA contribuye a incrementar la escasa base de evidencia en el uso de programas de autogestión de la salud para la educación y adherencia al tratamiento en el colectivo de pacientes trasplantados pulmonares [5]. Además, EDUCA es una solución sencilla, autocontenida y que apenas requiere de recursos relevantes. También es importante destacar que aunque el tipo de solución propuesta y la metodología utilizada han sido enfocadas hacia el colectivo de pacientes trasplantados pulmonares, tanto el tipo de solución como la metodología resultarían válidas para el resto de colectivos de pacientes trasplantados, y en otros ámbitos de cuidados.

AGRADECIMIENTOS

Trabajo financiado por: proyecto de investigación PI15CIII-00003 de la Acción Estratégica de Salud Intramural 2015; y RETIC REDISSEC RD16/0001/0016.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Chambers DC, Yusen RD, Cherikh WS, Goldfarb SB, Kucheryavaya AY, Khusch K, Levvey BJ, Lund LH, Meiser B, Rossano JW, Stehlik J; International Society for Heart and Lung Transplantation. The Registry of the International Society for Heart and Lung Transplantation: Thirty-fourth Adult Lung And Heart-Lung Transplantation Report-2017; Focus Theme: Allograft ischemic time. J Heart Lung Transplant. 2017 36(10):1047-1059.
- [2] Apache Cordova. URL: <https://cordova.apache.org/>
- [3] RedCAP. URL: <https://projectredcap.org/>
- [4] Barr PJ, Scholl I, Bravo P, Faber MJ, Elwyn G, McAllister M. Assessment of patient empowerment--a systematic review of measures. PLoS One. 2015;10(5):e0126553.
- [5] Dew MA, DeVito Dabbs AJ, DiMartini AF. Gaining ground in efforts to promote medication adherence after organ transplantation. J Heart Lung Transplant. 2017;36(5):488-490.

MODULEN: MODELO PREDICTIVO EN PROCESOS DE FRAGILIZACIÓN BASADO EN ACTIVIDADES COTIDIANAS

RICARDO SÁNCHEZ DE MADARIAGA¹, M. PASCUAL-CARRASCO¹, F. LÓPEZ RODRÍGUEZ¹, CASADO-RAMÍREZ², TEXEIRA-SANTOS³, BONMATI-CARRIÓN MARÍA ÁNGELES⁴, A. MUÑOZ CARRERO¹, MORENO-CASBAS²

- 1 Unidad de Investigación en Salud Digital. Instituto de salud Carlos III. Madrid (España)
- 2 Unidad de Investigación en Cuidados y Servicios de Salud, Instituto de Salud Carlos III (España). CIBERFES
- 3 Unidade de Investigaçã em Ciências da Saúde: Enfermagem (UICISA:E), Escola Superior de Enfermagem de Coimbra (Portugal)
- 4 Laboratorio de Cronobiología de la Universidad de Murcia. IMIB Arrixaca. Murcia (España)

INTRODUCCIÓN

La expectativa de vida libre de discapacidad (HLY) está condicionada principalmente por el deterioro en el desempeño de actividades de la vida diaria (AVD), y se asocia con la fragilidad. Incrementar HLY requiere implementar estrategias innovadoras de gestión de la fragilidad preventivas, objetivas y proactivas [1] que deben afrontar diversos retos:

- Retos en prevención: la sintomatología de un proceso incipiente de fragilidad se manifiesta por alteraciones complejas de detectar, asociadas a la realización de actividades cotidianas; es poco habitual que el propio individuo las identifique, especialmente si vive solo o con escaso soporte sociofamiliar, o si es requerida valoración profesional
- Retos en objetivación: las herramientas de diagnóstico de fragilidad se basan en cuestionarios y entrevistas clínicas durante las visitas (en entorno sanitario), e incorporan componentes subjetivos basados en gran medida en la percepción que el propio paciente tiene de su comportamiento
- Retos en proactividad: es un hecho la discontinuidad de evaluación (reactiva) que son precipitadas por crisis o realizadas con insuficiente frecuencia, acompañado de la dificultad para disponer de información detallada sobre las actividades, tendencias y rutinas del individuo

Para abordar estos retos, se pone de manifiesto la conveniencia de desplazar los “eventos centinela” en fragilidad desde el entorno sanitario hacia el propio entorno de vida del individuo, y fundamentarlos o complementarlos en torno a las actividades cotidianas. En este sentido, las tecnologías de sensorización en el entorno del paciente-ciudadano y de análisis masivo de datos, posibilitan la generación de perfiles-modos del continuo salud-enfermedad y vida cotidiana, basados en datos objetivos de la vida real, aportando valiosas oportunidades para afrontar los retos de prevención, objetivación y proactividad en el campo de la fragilidad y de otras condiciones de salud prevalentes.

En este trabajo se plantea el desarrollo de un modelo predictivo que pudiera formar parte de sistemas de ayuda a la decisión dirigidos a individuos no frágiles, para contribuir en la propuesta de estrategias proactivas de actuación ante la posible detección de signos incipientes de fragilización (ver figura 1).

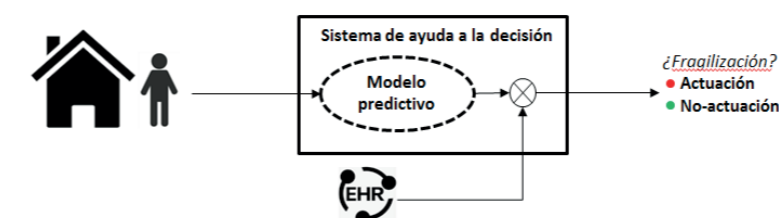


Figura 1: Esquema del sistema completo

OBJETIVO

Desarrollo de un modelo predictivo para la detección precoz de procesos de fragilización a partir de la monitorización y análisis a través de algoritmos de aprendizaje máquina (ML), de parámetros relacionados con las actividades cotidianas en entornos de vida habitual.

MATERIAL Y MÉTODOS

Monitorización de actividad mediante dispositivo-pulsera Kronowise®2.0 [2] (ver figura 2). El dispositivo registra 114 parámetros circadianos relacionados con: temperatura piel, intensidad-tiempo de movimiento, exposición luz, TAP (parámetro de segundo nivel, que combina temperatura, tiempo de actividad y variabilidad de la posición) y sueño. Los parámetros registrados son potencialmente representativos de diversos aspectos relacionados con la actividad y desarrollo de vida cotidiana el individuo.



Figura 2: Kronowise®2.0

Como procedimiento tradicional de valoración de la fragilidad se selecciona el cuestionario Frail [3] consistente en 5 preguntas dicotómicas: fatiga, resistencia, deambulación, comorbilidad y pérdida de peso el último año; tres o más respuestas afirmativas es indicador de posible fragilidad.

A partir de los parámetros monitorizados durante una semana se efectúa un experimento dirigido a desarrollar un modelo predictivo que estime un resultado de Frail mayor o igual a 3 (en adelante la referencia a fragilidad/no-fragilidad se referirá a este criterio). El experimento tiene tres fases sucesivas:

- Fase 1: Selección de parámetros significativos a través de método Chi-cuadrado; el objetivo es seleccionar un conjunto de parámetros que manifiesten significatividad estadística con Frail. Se consideran significativos los parámetros que superan el umbral teórico establecido por la distribución Chi-cuadrado (intervalo de confianza 95%)
- Fase 2: A partir del conjunto anterior, conformación del ranking de parámetros por orden de significatividad a través de una ordenación según su valor Chi-cuadrado (ordenación de parámetros por significatividad relativa)
- Fase 3: Análisis de modelos basados en algoritmos ML de los siguientes tipos: decision table, naïve bayes, bayesnet, J48 decision tree, multilayer perceptron. Utilización de librerías Weka [4]; entrenamiento y evaluación 10-fold cross validation. Para las pruebas y análisis con los diferentes algoritmos, se efectúan aleatoriamente 10 selecciones de subgrupos de parámetros según pacientes y en una proporción de 66% de entrenamiento, y 33% de test.

Para la selección final del modelo se tienen en cuenta dos consideraciones:

- En primer lugar, no se trata de un modelo de diagnóstico sino orientado a prevención, y por este motivo se priorizará la sensibilidad aun a costa de generar falsos positivos (sobreactuación del modelo). En este sentido se requerirá una sensibilidad (S) no inferior a 0.8
- El segundo factor para tener en consideración está relacionado con la elección del momento más adecuado para la toma de decisión a partir de la respuesta del modelo. Los modelos generan una respuesta ante cada medición presentada (en este caso, para cada registro semanal).

En condiciones de salud con avances pausados como la fragilidad, es conveniente basar la decisión sobre grupos de mediciones en intervalos/ ventanas temporales, ya que la obtención de un perfil de actividad cotidiana puede verse modulado por múltiples factores y por ese motivo debe extenderse en el tiempo. Indirectamente, este requisito proporciona una estrategia para poder gestionar la sobreactuación de modelos muy sensibles (falsos positivos) a través del análisis de las tendencias probabilísticas de los resultados. En este sentido, se requiere que el modelo presente una especificidad (E) superior a 1/3; cuanto menor sea E (probabilidad de estimar como no fragilizado a un individuo no frágil), mayor es la probabilidad de clasificar como frágil a un individuo que no lo es (1-E), y por lo tanto más amplia debe ser la ventana de mediciones para diferenciar las tendencias probabilísticas del resultado “fragilidad” entre los individuos que realmente han fragilizado y los que siguen siendo no frágiles.

Con este rango ($S > 0.8$; $E > 1/3$) se considera que el modelo será lo suficientemente sensible como para minimizar falsos negativos (maximizar la detección de transiciones a fragilización), a la vez que será posible establecer ventanas temporales lo suficientemente amplias (aproximadamente, 2 a 4 meses) como para tener un registro adecuado de actividades y desarrollo de vida cotidiana y, simultáneamente, gestionar los falsos positivos (sobreactuación del modelo) minimizando las actuaciones innecesarias y mejorando la eficacia. Se ha seleccionado una muestra de 438 ciudadanos que cumplen criterios de inclusión (edad superior a 65, entre otros) reclutados por Centros de Atención Primaria en Lugo, León, Huelva y Universidades y Asociaciones Culturales y Recreativas para personas mayores en Coimbra. Los individuos fueron monitorizados durante una semana; al inicio cumplimentaron Frail además de otros cuestionarios relacionados con otros aspectos (actividad física, etc.). El repositorio de datos CRD/Frail y datos de monitorización se soporta mediante la plataforma REDCap [5] del Instituto de Salud Carlos III.

RESULTADOS

La muestra de individuos fue la siguiente: 416/22 no-frágil/frágil (284/20 España; 132/2 Portugal). La literatura indica [6] que, en España, la prevalencia de la fragilidad en individuos mayores de 65 años oscila entre 8.5% y 20.4%. En este sentido, la muestra resultó no representativa con aproximadamente el 7% de individuos frágiles en la muestra española. No obstante y considerando que pudieran existir posibles sesgos debidos a la diferencia horaria entre España y Portugal, se decidió seguir adelante únicamente con la muestra española ya que ello suponía eliminar solamente dos casos de fragilidad.

Se efectuó el análisis Chi-cuadrado (fase 1) sobre la muestra de 284/20 para determinar los parámetros circadianos más significativos. En análisis resultó en, solamente, 3 parámetros significativos, aunque con 13 parámetros más muy próximos al umbral de significatividad. Asumiendo que esta situación pudiera ser ocasionada por la insuficiente representatividad de la muestra, se tomó la decisión de continuar el experimento con los 16 parámetros.

A continuación, se llevó a cabo la ordenación de los parámetros seleccionados por significatividad (fase 2). Los parámetros seleccionados resultaron los relacionados con la fase (hora central de las 5 y 10 horas consecutivas de máximos o mínimos valores, según la variable) de las variables de exposición a la luz, sueño, intensidad-tiempo de movimiento, temperatura de la piel y TAP.

A continuación, se abordó el análisis de los modelos basados en los algoritmos ML propuestos (fase 3). Del grupo de 16 parámetros con mayor significatividad fueron seleccionados sucesivamente diversos subconjuntos, basándose en su ordenación según su significatividad, y analizando sistemáticamente los resultados de sensibilidad y especificidad para los distintos algoritmos ML. Del conjunto de algoritmos y subconjuntos de parámetros ensayados, el modelo basado en redes bayesianas (Bayesnet) mostró el mejor comportamiento para los criterios establecidos en la metodología con un subgrupo de 11 parámetros (ver matriz de confusión en figura 3).

		Estimación		
		Frágil	No-frágil	
Muestra	Frágil	17	3	20
	No-frágil	170	114	284
		187	117	

Figura 3: Matriz de confusión de modelo predictivo

El modelo Bayesnet presenta una sensibilidad de 0,85 (muy alta detección de individuos que fragilizan), y especificidad de 0,4 (la probabilidad de que un sujeto no fragilizado ocasione un resultado de fragilidad es de 0,6). A partir de una única medición, el modelo es buen detector de verdaderos positivos, pero genera una alta tasa de falsos positivos. Estableciendo una ventana de medidas de al menos dos meses (equivalente aproximadamente a un mínimo de entre 8 y 9 mediciones), la distribución de los resultados que indican “fragilización” presentan tendencias diferentes para individuos fragilizados (convergencia a 85%) respecto a los no frágiles (convergencia a 60%). Estableciendo un umbral de aproximadamente el 70% y con ventanas de 2 meses, es posible diferenciar a los individuos que realmente han fragilizado de los que continúan en condición no frágil.

DISCUSIÓN

El modelo propuesto no es diagnóstico, sino dirigido a la detección anticipada de cambios hacia fragilidad, generando recomendaciones de actuación en estrategias proactivas para prevención en fragilidad, por ejemplo, dirigidas al mantenimiento de comportamientos saludables.

Existe un factor identificado que potencialmente ha podido resultar limitante en el estudio. Se parte de una muestra que, aunque extensa, no es representativa de acuerdo con la prevalencia de la fragilidad para el grupo de edad seleccionado; la muestra de Portugal fue excluida por aportar más sujetos no frágiles y solamente dos sujetos frágiles, empeorando la representatividad de la muestra (además, su exclusión elimina el posible sesgo introducido por el desfase horario).

Se ha trabajado con un conjunto de 16 parámetros próximos a la significatividad estadística con Frail según Chi-cuadrado, aunque solo 3 de ellos fueron significativas (hora central de las 5 horas consecutivas de mínimo valor en sueño y en exposición a luz; y hora central de las 5 horas consecutivas de mínimo valor en TAP). Esta decisión se ha tomado siendo conscientes de esa falta de significatividad de acuerdo con los estándares de Chi-cuadrado (intervalo de confianza 95%).

Se ha asumido que con una muestra representativa pudiera incrementarse el número de parámetros realmente significativos. Se plantea también efectuar un experimento adicional en el que el objetivo sea la estimación de respuesta afirmativa a las tres primeras preguntas de Frail (fatiga, resistencia, deambulación) que son los componentes subjetivos de Frail; comorbilidad y pérdida de peso, son objetivables a partir de información contenida en la historia clínica. La relación más directa de fatiga, resistencia, y deambulación con la actividad cotidiana pudiera significar una mayor correlación de los parámetros y mejorar resultados. A partir del análisis masivo de datos, los algoritmos ML generan modelos de clasificación basados en las propiedades y correlaciones que los datos manifiestan al margen de la existencia o no de causalidad. Constituyen un valioso punto de partida para generar nuevas hipótesis de investigación dirigidas a confirmar o descubrir la existencia de relaciones de causalidad. En este sentido, las 11 variables utilizadas en el modelo están siendo analizadas para evidenciar su validez conceptual ya que no es evidente en algunas de ellas. La propuesta contribuye al trabajo de formalización de “eventos centinela” en el entorno y vida cotidiana del ciudadano, adelantándose a la detección tradicional desencadenada por ingresos o urgencias hospitalarias, añadiendo valor a las nuevas tecnologías de sensorización y análisis masivo de datos. Los resultados presentados en este trabajo son preliminares y se continúa trabajando sobre ellos.

AGRADECIMIENTOS

Trabajo financiado por: el proyecto 0348_CIE_6_E de la Fundación General CSIC; proyecto de investigación PI15CIII-00003 de la Acción Estratégica de Salud Intramural del Instituto de Salud Carlos III; CIBERFES (CB16/10/00239 y CB16/10/00468); RETIC REDISSEC, RD16/0001/0016, y el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades RTI2018-093528-B-I00. MABC es beneficiaria de una beca de investigación de la Fundación Séneca, como parte del programa “Saavedra Fajardo”.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Giuseppe Liotta, et al. Active Ageing in Europe: Adding Healthy Life to Years Front Med (Lausanne). 2018; 5: 123. DOI: 10.3389/fmed.2018.00123
- [2] Madrid-Navarro CJ, Puertas Cuesta FJ, Escamilla-Sevilla F, Campos M, Ruiz Abellán F, Rol MA, Madrid JA. Validation of a Device for the Ambulatory Monitoring of Sleep Patterns: A Pilot Study on Parkinson’s Disease. Front Neurol. 2019 Apr 11; 10:356. doi: 10.3389/fneur.2019.00356. eCollection 2019.
- [3] Morley, J. E., Vellas, B., van Kan, G. A., Anker, S. D., Bauer, J. M., Bernabei, R., Walston, J. (2013). Frailty consensus: a call to action. Journal of the American Medical Directors Association, 14(6), 392–397. <https://doi.org/10.1016/j.jamda.2013.03.022>
- [4] WEKA The workbench for machine learning. URL: <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
- [5] REDCAP. URL: <https://projectredcap.org/>
- [6] Documento de Consenso sobre prevención de la fragilidad y caídas en la persona mayor. Estrategia de Promoción de la Salud y Prevención en el SNS. Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad, 2014. NIPO 680-14-143-0