

Una aproximación a la interpretación del electrocardiograma desde la perspectiva de la Inteligencia Artificial

Paulo Félix

Centro Singular de Investigación en Tecnoloxías da Información (CiTIUS)
Universidade de Santiago de Compostela
15782 Santiago de Compostela, SPAIN
paulo.felix@usc.es

Resumen—En este trabajo se revisa la trayectoria científica reciente del Centro Singular de Investigación en Tecnoloxías da Información de la Universidade de Santiago de Compostela en la interpretación electrocardiográfica desde la perspectiva de los métodos, técnicas y herramientas asimilables a la Inteligencia Artificial.

Index Terms—Series temporales estocásticas, Electrocardiograma, Agrupamiento, Clasificación, Regresión, Abducción

I. INTRODUCCIÓN

El electrocardiograma (ECG) es una prueba diagnóstica de bajo coste que consiste en el registro de la actividad eléctrica del corazón a partir de la medición de la diferencia de potencial entre un conjunto de electrodos colocados en la superficie de la piel del paciente. La interpretación del ECG plantea numerosos retos absolutamente fascinantes desde múltiples puntos de vista. Desde un punto de vista *asistencial*, se pretende la generalización de su uso en la prevención, diagnóstico y seguimiento de la enfermedad cardiovascular, primera causa de muerte en el mundo [1]. Desde un punto de vista *científico*, en tanto que se ha convertido en una fuente todavía sin agotar de información sobre multitud de procesos fisiopatológicos que se manifiestan de alguna manera en el ECG, y así, disciplinas como la neumología, la obstetricia, la neurología o incluso la psiquiatría, buscan evidencias en el ECG que permitan un abordaje sencillo y precoz en múltiples y variados trastornos. Desde un punto de vista *tecnológico*, en busca de una instrumentación más pequeña, más fiable, con mayor capacidad de interpretación, más eficiente y más autónoma, que pueda realizar un registro de la manera más inadvertida posible, como parte de los dispositivos que por su comodidad pueden considerarse vestibles. Desde un punto de vista *cognitivo*, en tanto que la interpretación del ECG que realiza un experto cardiólogo ha de poner en juego un conjunto de procesos mentales como la percepción, la memoria, el aprendizaje o la adaptación que son objeto de constante

revisión con la experiencia, en un problema que podríamos calificar como de parcialmente observable, y para el que no existen criterios de consenso, tal y como pone de manifiesto la diferente interpretación que realizan distintos expertos sobre el mismo registro [2].

Son estos retos cognitivos los que aquí interesan, desde la perspectiva de la Inteligencia Artificial, con el objetivo de dotar a la tecnología de una mayor capacidad de interpretación mediante nuevos métodos que permitan hacer computable el razonamiento, y simultáneamente, proporcionen nuevas herramientas para modelar el comportamiento de un sistema como sistema físico. Conviene revisar en este punto algunas de las dificultades que plantea el problema: 1) la variabilidad de los procesos fisiológicos y fisiopatológicos que subyacen en el trazo electrocardiográfico, variabilidad que se observa entre múltiples pacientes e incluso en el mismo paciente a lo largo del tiempo (Fig. 1); 2) la naturaleza estocástica de dichos procesos; 3) la ocurrencia simultánea de múltiples procesos fisiológicos que interaccionan entre sí de múltiples maneras; 4) la presencia de ruido y artefactos en la señal obtenida, ocultando la percepción de los procesos de interés; o 5) la ausencia de un modelo preciso del miocardio; y 6) el conocimiento tácito, subjetivo y difícilmente formalizable que forma parte de la experiencia del cardiólogo.

A continuación se presentan y discuten algunas de las propuestas que un mismo equipo científico ha realizado en los últimos años en este problema. Cabe decir que el ECG no ha sido el objeto de estudio, sino el banco de pruebas con el que experimentar nuevos modelos y técnicas de representación y razonamiento para los que la aspiración ha sido plantear soluciones generales a problemas generales. En esta trayectoria consideramos fundamental el papel de la iniciativa Physionet¹, porque más allá de compilar múltiples colecciones de datos fisiológicos de referencia en los procesos de validación científica, constituye un agente dinamizador que ha asumido el papel de estimular y alinear el interés de la comunidad científica con los desafíos que afronta la medicina actual [3]. También queremos destacar nuestra colaboración

This work was partly funded by the Spanish MINECO under projects TIN2014-55183-R and TIN2009-14372-C03-03, from the Consellería de Cultura, Educación e Ordenación Universitaria da Xunta de Galicia and the European Regional Development Fund (ERDF) under Grant No. 2016-2019-ED431G/08

¹www.physionet.org



con el Servicio de Cardiología del Complejo Hospitalario Universidade de Santiago de Compostela.

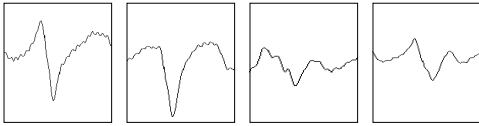


Figura 1. Evolución de la morfología de la clase de normalidad de un paciente a lo largo del tiempo.

II. EL AGRUPAMIENTO MORFOLÓGICO DE LATIDOS

Los recientes desarrollos tecnológicos en sensores y dispositivos móviles han facilitado la aparición de nuevos escenarios para una monitorización del ECG de larga duración, lo que permite la detección temprana de determinados eventos relevantes, que con frecuencia ocurren de manera esporádica. A medida que el período de registro aumenta (considerando habitual que sea de 24 horas) la tarea de interpretación exige más tiempo, y parece ineludible demandar nuevas herramientas de apoyo a la decisión. Su objetivo es realizar un resumen efectivo del registro electrocardiográfico, llamando la atención sobre las anomalías detectadas.

Entre todos los posibles hallazgos que requieren atención sobre el ECG, las arritmias cardíacas son las más relevantes. Se distinguen dos tipos de arritmias: 1) aquéllas en cuyo origen hay un trastorno del automatismo, esto es, un conjunto de alteraciones en el foco de activación del latido, ya sea en el lugar del miocardio donde se origina o en la frecuencia de activación; o 2) un trastorno de la conducción, esto es, una propagación anormal del frente de onda del latido a lo largo del tejido cardíaco. Ambos son reconocibles en el ECG, bien porque afectan a la morfología del latido, o a su ritmo de aparición.

Dos son las estrategias que se encuentran en la bibliografía científica para abordar la identificación de arritmias: la clasificación y el agrupamiento. La clasificación, fundamentalmente clasificación de latidos, busca asignar a cada latido una etiqueta que identifica su naturaleza fisiológica. De manera mayoritaria, esto se logra mediante alguna técnica de aprendizaje automático entrenada sobre un conjunto de entrenamiento. La principal dificultad de esta aproximación estriba en su dependencia de la diversidad morfológica presente en el conjunto de entrenamiento, lo que conduce a menudo a resultados decepcionantes sobre nuevos registros de ECG [4]. Además, las clases sólo proporcionan información sobre el origen del latido, dejando al margen la información sobre el camino de conducción, lo que impide distinguir entre las múltiples familias morfológicas que comparten el mismo origen y, por tanto, pertenecen a la misma clase, como ocurre en el caso de las arritmias multifocales.

El agrupamiento, en cambio, se limita a dividir el registro de ECG en un conjunto de grupos de latidos, de modo que cada uno de ellos preserva algunas propiedades de semejanza. Aquí tradicionalmente se han venido publicando propuestas en las que se fija a priori un número máximo de grupos,

y el agrupamiento se realiza en diferido sobre la totalidad del registro. Esto tiene la ventaja de lograr una razonable robustez frente al ruido, pero por contra, suele distribuir los ejemplos de una misma morfología entre distintos grupos, y penaliza la identificación de morfologías raras, que acaban ocultas en grupos ajenos. Por otra parte, esta aproximación obvia el carácter dinámico del ECG y, en particular, ignora la evolución temporal de las distintas morfologías. Además, la detección de eventos de carácter crítico se pospone demasiado como para proporcionar una respuesta oportuna.

En [5] proponemos un método adaptativo para el agrupamiento de latidos, con el potencial de servir de paso previo a una técnica de clasificación, o de resumen sobre aquellas morfologías presentes en un cierto período de tiempo, su evolución temporal y su variabilidad.

Adoptamos una estrategia inspirada en la percepción visual, que reduce el contorno de cada imagen a un conjunto de puntos de máxima curvatura respecto al contexto, puntos que concentran la información más relevante y reconocible de la imagen, y así extraemos del trazo electrocardiográfico un conjunto de puntos dominantes a partir de los cuales se realiza una caracterización de las ondas constituyentes del latido cardíaco. La similitud entre latidos se calcula mediante la técnica de *Dynamic Time Warping*, lo que permite por un lado realizar un alineamiento no lineal entre el latido actual y el representante de cada uno de los grupos, y por otro, reducir la variabilidad estocástica de la señal con el fin de obtener una asignación correcta del latido al grupo más semejante. El método hace uso de un conjunto reducido de parámetros, pero todos ellos toman valores cuya justificación es exclusivamente fisiológica, ajenos a la necesidad de responder adecuadamente a algún conjunto de entrenamiento.

El método propuesto emula el comportamiento del experto cardiólogo en tanto que explota la información presente en el contexto temporal de cada latido con el fin de realizar la asignación de cada nuevo latido al grupo más apropiado. Así, los distintos grupos se adaptan continuamente a la evolución temporal de las morfologías de los nuevos latidos, pudiendo crearse dinámicamente nuevos grupos, modificarse grupos previos, o fusionarse varios grupos en uno solo, de modo que el número de grupos resultante se adapta a la variabilidad morfológica del registro analizado. El método es eficiente y puede ejecutarse en tiempo real en una computadora de propósito general.

Se ha realizado una validación de este método con la *MIT-BIH Arrhythmia database*, base de datos de referencia en la bibliografía científica para problemas de clasificación y agrupamiento en electrocardiografía. El método proporciona una medida de pureza del 98.56%, ligeramente superior al mejor resultado previo de la bibliografía, de 98.49%, que realiza un agrupamiento en diferido, con un número de grupos fijado a priori, y excesivo en el caso de muchos registros de la base de datos [7]. Como se ha dicho, los parámetros del método propuesto no surgen de un proceso de entrenamiento, ni se han ajustado a la base de datos de validación. El método muestra una escasa sensibilidad a pequeñas variaciones de

dichos parámetros, y aunque se pueden obtener mejoras en los resultados mediante un ajuste fino de los parámetros a cada base de datos, no es ese el objetivo del trabajo, sino mostrar la validez de la propuesta en un problema de monitorización continua en el que las características de los grupos evolucionan con el tiempo.

III. ANÁLISIS DE PROCESOS ESTOCÁSTICOS

El análisis de la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca (VFC) constituye un dominio de estudio por sí mismo, concitando en los últimos años un gran interés en la comunidad científica. El término se refiere en general al estudio de la serie de las distancias temporales entre latidos consecutivos, medida como diferencia entre las correspondientes ondas R. El interés en la VFC surge de su capacidad para mostrar información sobre los mecanismos reguladores del sistema nervioso autónomo: sistema simpático, parasimpático y sistema renina-angiotensina, y de ahí su utilidad en el estudio de múltiples patologías, cardíacas y no cardíacas [8].

En el análisis de la VFC se observa en primer lugar un espectro de banda ancha, característico de los procesos con memoria a largo plazo, así como una estructura autosemejante, característica de los procesos fractales. De hecho, algunas de las características fractales de la VFC se han mostrado como eficaces predictores de fallo cardíaco e infarto de miocardio [9]. Así todo, resulta evidente que el corazón responde de una manera determinista en situaciones caracterizadas por una particular demanda: aumentando la frecuencia del latido ante la activación del sistema simpático, y reduciéndola ante la activación del parasimpático. Por otra parte, existen acoplamientos bien conocidos entre el miocardio y otros sistemas del organismo, y así por ejemplo, resulta evidente la traza de la respiración (y todas sus anomalías) en la VFC.

Parece por tanto razonable conjeturar que la VFC es el resultado de un conjunto de procesos deterministas y estocásticos que concurren en el control del miocardio. Desde esta premisa, conjeturamos un modelo de superposición en el que la serie RR es la suma $RR[n] = x[n] + B[n]$, $n = 1, \dots, N$ de una componente determinista $x[n]$ limitada en banda y una componente fractal estocástica $B[n]$ que responde a las características del movimiento fraccional browniano [9]. Dado que el movimiento fraccional browniano se caracteriza por ser no estacionario y, por tanto, variable en el tiempo, y autosemejante, esto es, con las mismas propiedades estadísticas en distintas escalas, se propone analizar la distribución de energía mediante la transformada *wavelet* de la serie original. Nuestra propuesta parte de una observación relevante: la energía de los procesos autosemejantes cambia con la escala siguiendo una relación en forma de ley de potencia, y las desviaciones respecto a este comportamiento permiten la estimación del proceso determinista superpuesto $x[n]$.

Se propone por tanto un método para la estimación simultánea de las componentes deterministas y estocásticas de naturaleza fractal en series temporales no estacionarias [9], y se aplica a un problema bien conocido, la identificación del Síndrome de Apnea-Hipopnea Obstruktiva del Sueño (SAOS)

a partir únicamente de la serie RR. El SAOS es un trastorno del sueño caracterizado por el cese total (apnea) o parcial (hipopnea) del flujo respiratorio durante el sueño del paciente. En episodios prolongados de apnea, el ritmo cardíaco muestra una secuencia característica de bradicardia-taquicardia, bradicardia en el comienzo del cese del flujo y taquicardia durante la recuperación del flujo.

El método propuesto se ha aplicado a la *Apnea-ECG database* [10], base de datos formada por un conjunto de registros de ECG de pacientes con SAOS, y anotados con los episodios de ocurrencia de apnea, proporcionando una exactitud en la identificación de episodios de apnea del 87.62%, por debajo del resultado del mejor clasificador publicado, del 92.62%. En aquellos registros de la base de datos en los que el método resulta eficaz la eliminación de la componente fractal facilita el reconocimiento de la secuencia bradicardia-taquicardia (Fig. 2).

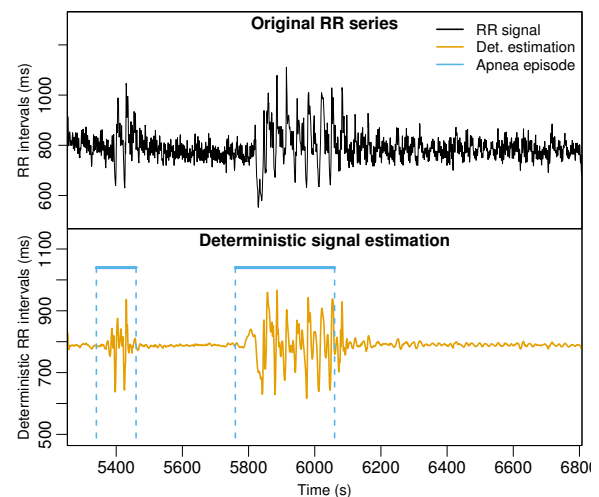


Figura 2. Estimación de la componente determinista sobre una serie RR y anotación de las apneas presentes en el registro.

En estos casos se pondría de manifiesto que durante el episodio de apnea las componentes deterministas del sistema nervioso toman el control para responder a la hipoxia que se produce durante la apnea; y por contra, en condiciones de reposo, la componente estocástica prevalecería. Sin embargo, en algunos registros de la base de datos nuestro método proporciona un resultado incorrecto, lo que sugiere que el problema reside en el carácter aditivo del modelo de partida, que ignora las posibles interacciones entre las componentes estocásticas y deterministas. En dichos registros parece que la aparición de ciertas componentes armónicas (como sucede en el acoplamiento con la respiración) inhibiría el proceso fractal estocástico, invalidando nuestra hipótesis inicial.

Probado este método en algunas series de datos de carácter económico, como la serie de precios de gasolina, se demuestra que permite una separación de componentes que hace aflorar comportamientos deterministas útiles en el análisis, como el llamado “efecto lunes” que compensa con bajadas de precios las subidas de los fines de semana [9].



Esta línea de trabajo ha continuado con el planteamiento del análisis de series temporales mediante ecuaciones diferenciales estocásticas, debido a su carácter interpretable. Dichas ecuaciones conjugan una ecuación determinista de movimiento con la existencia de fluctuaciones que interfieren en la dinámica del sistema en forma de ruido. Nuestra propuesta realiza una estimación de los coeficientes de la ecuación a partir de una serie temporal densa, haciendo uso de un procedimiento de regresión no paramétrica basada en procesos gaussianos dispersos y en un marco de razonamiento bayesiano [11]. Esta propuesta se ha aplicado con buenos resultados a series de datos económicas y a problemas de paleoclimatología, pero todavía no con acierto a series temporales fisiológicas o, en particular, de cardiología.

IV. INTERPRETACIÓN ABDUCTIVA DEL ECG

La comunidad científica ha dedicado una gran atención y esfuerzo al desarrollo de paradigmas, estrategias, metodologías y técnicas destinadas a la clasificación de series temporales. Sin embargo, y a pesar del amplio catálogo de propuestas para el diseño de clasificadores, ya sea a partir de alguna representación del conocimiento del dominio, o mediante inducción a partir de un conjunto de observaciones, el clasificador resultante se comporta siempre como un sistema deductivo. La línea de investigación que aquí se expone parte de la hipótesis de que algunas de las más importantes debilidades de los actuales clasificadores proceden de su naturaleza deductiva, y que una aproximación abductiva puede superar algunas de esas debilidades.

Se propone un nuevo paradigma abductivo de interpretación de series temporales [12], y se escoge como ámbito de aplicación el ECG, en tanto que sobre él se proyecta el comportamiento eléctrico de aquellos procesos fisiológicos que concurren en el miocardio y, en su evolución a lo largo del tiempo, el cardiólogo encuentra evidencia para la identificación y caracterización de los fenómenos cardiacos.

La propia finalidad de la interpretación pone de manifiesto la primera limitación de la deducción como inferencia. Recordemos que una deducción contiene en sus conclusiones información que ya está implícitamente contenida en las premisas, y de ese modo podríamos decir que preserva la verdad. En este sentido, un clasificador simplemente asigna una etiqueta o un conjunto de etiquetas a las observaciones disponibles. Esta etiqueta puede nombrar un proceso o un mecanismo que subyace a lo observado, pero no es más que un término que resume el conjunto de premisas que satisfacen las observaciones. Por contra, la abducción, o inferencia de la mejor explicación, realiza el camino que va de las observaciones disponibles a las hipótesis que mejor las explican. Las conclusiones de la abducción contienen nueva información no contenida en las premisas, información con capacidad de predecir nueva evidencia, aunque de manera falible. La abducción, por tanto, amplía la verdad, llevándonos desde el lenguaje de las observaciones al lenguaje de los procesos y mecanismos subyacentes [13], y respondiendo así al reto de interpretación del ECG antes expuesto.

Ciertamente, el resultado proporcionado por un clasificador puede considerarse una conjetura, pero siempre desde un agente externo a él, ya que un clasificador, como sistema lógico, es monótono, y no puede refutar sus propias conclusiones. Las agrupaciones de clasificadores tratan de superar los errores de clasificadores individuales mediante la combinación de resultados. Así todo, su planteamiento sigue siendo de abajo a arriba, de los datos a las clases, y a partir de cierto nivel de distorsión en los datos el fallo es inevitable. Si la clasificación se realiza en un conjunto de niveles de abstracción, la monotonicidad del razonamiento propaga los errores a medida que aumentamos el nivel de abstracción, y con ello aumenta su impacto en el resultado. En cambio, desde la lógica de la abducción, cada nivel de abstracción representa un lenguaje de observación diferente, de modo que cada nueva observación se conjetura como la mejor explicación de las observaciones que se disponen en los niveles inferiores, y en el contexto de la información de los niveles superiores. La no monotonicidad de la abducción permite retractar cualquier observación en cualquiera de los niveles de abstracción a medida que se dispone de nueva información, en un proceso que integra un flujo de razonamiento de abajo a arriba y otro de arriba a abajo. Como consecuencia, la abducción permite conjeturar la ocurrencia de un proceso fisiológico a partir de un fragmento de ECG corrompido por ruido.

Por otra parte, un clasificador se construye sobre la hipótesis de que cada una de las clases resultantes constituyen categorías mutuamente excluyentes. En el lenguaje de procesos, se excluye la superposición de dos o más procesos, que tendría que representarse mediante un nuevo proceso, una nueva categoría diferente a las anteriores, y que conduce a una casuística artificiosa que añade una complejidad adicional a la interpretación de resultados. Por contra, la abducción puede alcanzar una conclusión a partir de la disponibilidad parcial de evidencia, y refinar el resultado conforme se dispone de nueva información. Esto permite inferir un conjunto de procesos como concurrentes en el tiempo, en tanto que explican la evidencia disponible en un fragmento de ECG y no son incompatibles entre ellos.

Siguiendo con el argumento anterior, en un clasificador la verdad de una conclusión se sigue de la verdad de todas sus premisas, y la ausencia de datos requiere de alguna estrategia de imputación que resulta ser una conjetura: una suerte de abducción para proseguir la deducción. En cambio, una interpretación abductiva se plantea como un ciclo de hipótesis y test, en el que la ausencia de información se integra de forma natural, en tanto que una hipótesis puede ser evocada por la más simple pieza de evidencia que resulta por ella explicada, de modo que los datos pueden ser incorporados de manera incremental en el razonamiento. Esta característica resulta completamente oportuna para el tipo de análisis variable en el tiempo que requiere la interpretación del ECG, donde datos futuros pueden exigir cambios en conclusiones previamente alcanzadas, y donde se puede exigir un resultado de la interpretación en cualquier momento del proceso de razonamiento, como la mejor explicación con la información

disponible.

El paradigma propuesto se apoya en la definición de un conjunto de patrones de abstracción. Un patrón de abstracción $P = \langle h, M_P, C_P, \Theta_P \rangle$ representa un conjunto de restricciones C_P que debe satisfacer la evidencia, representada por un conjunto de hallazgos M_P , para poder conjeturar la observación de un determinado proceso h , junto con un procedimiento de observación $\Theta_P()$ que proporciona un conjunto de medidas para las características del proceso observado. Un patrón de abstracción permite modelar un proceso de abstracción de manera abductiva, basado en la relación conjetural $m \leftarrow h$ [14], que podemos leer como ‘la observación de un hallazgo $m \in M_P$ nos permite conjeturar la observación del proceso h como una posible hipótesis explicativa’.

La definición de patrón de abstracción fija a priori el conjunto de hallazgos a partir de los que se puede conjeturar la observación de h . En general, sin embargo, un proceso no tiene una duración determinada a priori ni, por tanto, un número prefijado de hallazgos. Pensemos por ejemplo en el número indeterminado de latidos que constituye un episodio de ritmo normal en un individuo. Para soslayar esta limitación, se define una gramática de abstracción, basada en la teoría de lenguajes formales, como una gramática con atributos que permite generar dinámicamente un conjunto de patrones de abstracción, de manera similar a como las gramáticas formales generan las cadenas de un lenguaje. Disponemos así de un proceso constructivo que permite añadir de manera incremental nuevas restricciones a medida que se dispone de nuevos hallazgos, proporcionando una forma sistemática de ensamblar conocimiento mediante mecanismos bien conocidos de generación de lenguaje.

Un conjunto de gramáticas de abstracción permiten definir un modelo de abstracción, y junto con un conjunto de observaciones iniciales, que en nuestro caso se corresponderían con un fragmento de ECG, definen un problema de interpretación. Se define una interpretación como un conjunto de hipótesis que explican las observaciones iniciales. Y se define la solución del problema de interpretación como el conjunto de todas las interpretaciones mínimas que recubren las observaciones iniciales. Se ha de cumplir que una interpretación no puede incluir hipótesis mutuamente excluyentes.

Como era de esperar, se demuestra que la búsqueda de la solución de un problema de interpretación es un problema NP-completo. El objetivo se traslada a la búsqueda de una solución aproximada, para lo que se introduce un conjunto de principios que operan como heurísticas que permiten discriminar entre distintas interpretaciones: 1) un *principio de cobertura*, que muestra su preferencia por aquellas interpretaciones que explican más observaciones iniciales; 2) un *principio de simplicidad*, que muestra su preferencia por interpretaciones con un menor número de hipótesis; 3) un *principio de abstracción*, que muestra su preferencia por interpretaciones con un mayor nivel de abstracción; y 4) un *principio de predictibilidad*, que muestra su preferencia por interpretaciones que predicen adecuadamente la evidencia futura.

Se propone y diseña el algoritmo CONSTRUE() para la

búsqueda de soluciones en problemas de interpretación, que utiliza las heurísticas antes comentadas. Este algoritmo muestra las siguientes ventajas respecto a aproximaciones previas basadas en clasificadores deductivos: 1) evita la necesidad de construir una interpretación sobre una casuística exhaustiva de patrones (Fig. 3); 2) es capaz de proporcionar el resultado ‘no sé’, lo que resulta conveniente en ciertos fragmentos aquejados de ruido; 3) es capaz de sugerir o predecir la aparición de evidencia de la que no hay constancia clara; 4) la solución del problema de interpretación resulta explicable.

El algoritmo CONSTRUE() se ha aplicado en distintos problemas relacionados con la interpretación del ECG. Destacamos aquí dos aplicaciones que han sido objeto de publicación.

Por un lado, se ha realizado una clasificación de latidos según su origen, y se ha validado con la *MIT-BIH Arrhythmia database*. A partir de la abstracción realizada por CONSTRUE() sobre cada uno de los registros, se ha añadido una etapa final formada por un sencillo clasificador basado en reglas, para proporcionar las etiquetas con las que está anotada la base de datos. El resultado es el mejor de la bibliografía respecto a otros clasificadores automáticos, y está entre los mejores entre aquéllos que son asistidos por un experto para el etiquetado [15]. Resulta digno de mención que el conocimiento que utiliza CONSTRUE() no está ajustado a la base de datos de validación, es el mismo que se puede encontrar en un manual de electrocardiografía.

Por otro lado, se ha utilizado CONSTRUE() para resolver el reto planteado en 2017 de manera conjunta por la iniciativa *Physionet y Computing in Cardiology* para la identificación de fibrilación auricular en registros de corta duración en una derivación. En este caso la disparidad de criterios y la falta de consenso en la anotación de la base de datos de validación obligó a complementar los resultados proporcionados por CONSTRUE() con técnicas de aprendizaje automático, consiguiendo así el mejor resultado de todos los presentados a concurso [16].

V. DISCUSIÓN

Se ha presentado un conjunto de trabajos de investigación que tienen como preocupación común el proporcionar soluciones para el análisis e interpretación de series temporales, mostrando su posible efectividad sobre la señal de ECG. En líneas generales, distinguimos dos estrategias diferenciadas en nuestra trayectoria y que tendrán continuidad en nuestro trabajo futuro: 1) Una estrategia de modelado de la serie temporal entendida como resultado de un conjunto poco conocido de procesos, deterministas y estocásticos, que probablemente interactúan entre sí de múltiples maneras todavía por conocer. Creemos que mediante la construcción de modelos es como podemos alcanzar un conocimiento profundo sobre cómo funcionan los sistemas que observamos mediante la evolución en el tiempo de algunas de sus características medibles. La construcción de modelos es un proceso laborioso e iterativo, en el que la inteligencia artificial, o el aprendizaje automático en particular, pueden proporcionar herramientas valiosas de estimación a partir de los datos disponibles. 2) Una

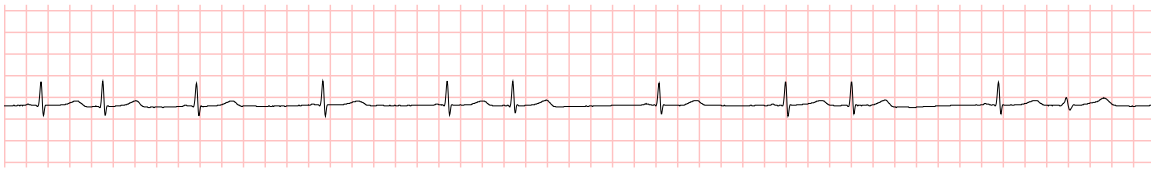


Figura 3. Los detectores conocidos de fibrilación auricular utilizan criterios que hacen de este registro un firme candidato a esa etiqueta. Sin embargo, CONSTRUE() explica apropiadamente los primeros cinco latidos como una bradicardia sinusal, compatible con la presencia de un latido prematuro ectópico en la segunda posición, seguida de un patrón de trigeminismo durante seis latidos, y finalmente otro latido ectópico con un cambio en la morfología. [Fuente: Proyecto Mobiguide, registro privado]

estrategia de modelado del razonamiento que consideramos que forma parte de las funciones cognitivas del ser humano, y que le permiten interpretar el comportamiento de un sistema a partir de los datos disponibles.

Los retos científicos alineados con ambas estrategias son numerosos. En la primera de ellas destaca naturalmente la búsqueda de modelos estocásticos apropiados para series temporales en las que el ruido constituye una componente intrínseca de la dinámica. Siguiendo la aproximación clásica, el objetivo sigue siendo obtener una representación de la dinámica del sistema en el espacio de fases, pero en problemas en los que no se satisface la propiedad de markovianidad asociada a las ecuaciones diferenciales estocásticas usuales, con el fin de modelar procesos caracterizados por una memoria a largo plazo.

Respecto a la segunda de las estrategias planteadas, el reto más relevante es sin duda incorporar el aprendizaje al ciclo hipótesis-test, e integrar así en un mismo esquema formal los tres tipos inferenciales reconocidos por Peirce [14]: deducción, abducción e inducción. La primera forma de incorporación, la más sencilla, consiste en la adaptación dinámica del conocimiento disponible a la evolución particular de la serie temporal, para lo que puede resultar útil un agrupamiento morfológico que evoluciona en el tiempo e incorpora un factor de memoria que determina el compromiso necesario entre plasticidad y estabilidad en función de la capacidad de cambio del sistema [17]. Una segunda forma de incorporación del aprendizaje ha de permitir ampliar el modelo de interpretación con nuevos patrones de abstracción que se pueden proponer como respuesta a determinados errores en la cobertura que proporciona un modelo de interpretación sobre la evidencia. Resulta intuitivo pensar que si una morfología de señal sobre el ECG ocupa sistemáticamente el lugar de un latido pero no se reconoce como tal a partir del conocimiento disponible, este conocimiento debe ampliarse para incorporar tal novedad. Por último, una tercera forma de incorporación del aprendizaje debería plantear el descubrimiento de patrones y gramáticas de abstracción en series temporales, sin ningún tipo de supervisión, sólo con la orientación de un conjunto mínimo de principios que organicen la búsqueda, como es la frecuencia de ocurrencia como medida de interés [18], o el patrón mínimo discernible significativo: por ejemplo, en el caso del ECG, la onda o deflexión de la señal, bajo una restricción de amplitud mínima para ser manifestación de algún fenómeno fisiológico.

REFERENCIAS

- [1] World Health Organization, "WHO methods and data sources for country-level causes of death 2000-2015", 2017.
- [2] G. Begg, K. Willan, K. Tyndall, C. Pepper, M. Tayebjee, "Electrocardiogram interpretation and arrhythmia management: a primary and secondary care survey," *British Journal of General Practice*, vol. 66, no. 646, pp. e291–e296, 2016.
- [3] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C. K. Peng, H. E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000.
- [4] Y. H. Hu, S. Palreddy, W. J. Tompkins, "A patient-adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 9, pp. 891–900, 1997.
- [5] D. Castro, P. Félix, J. Presedo, "A method for context-based adaptive QRS clustering in real time," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 19, no. 5, pp. 1660–1671, 2015.
- [6] G. Moody, R. Mark, "The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 20, no. 3, pp. 45–50, 2001.
- [7] M. Lagerholm, C. Peterson, G. Braccini, L. Edenbrandt, L. Sörmmo, "Clustering ECG complexes using Hermite functions and self-organizing maps," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, no. 7, pp. 838–848, 2000.
- [8] X. A. Vila, F. Palacios, J. Presedo, M. Fernández-Delgado, P. Félix, S. Barro, "Time frequency analysis of heart rate variability," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 16, no. 5, pp. 119–126, 1997.
- [9] C. A. García, A. Otero, P. Félix, J. Presedo, D. G. Márquez, "Simultaneous estimation of deterministic and fractal stochastic components in non-stationary time series," *Physica D: Nonlinear Phenomena*, vol. 374–375, pp. 45–57, 2018.
- [10] T. Penzel, G. Moody, R. Mark, A. Goldberger, J. Peter, "The apnea-ECG database," in *Computers in Cardiology*, pp. 255–258, 2000.
- [11] C. A. García, A. Otero, P. Félix, J. Presedo, D. G. Márquez, "Non parametric estimation of stochastic differential equation with sparse gaussian processes," *Physical Review E*, vol. 96, no. 2, pp. 022104, 2017.
- [12] T. Teijeiro, P. Félix, "On the adoption of abductive reasoning for time series interpretation," *Artificial Intelligence*, Aceptado, 2018.
- [13] J. R. Josephson, S. G. Josephson, *Abductive inference. Computation, philosophy, technology*. Cambridge University Press, 1994.
- [14] C. Hartshorn et al. *Collected papers of Charles Sanders Peirce*. Harvard University Press, 1931.
- [15] T. Teijeiro, P. Félix, J. Presedo, D. Castro, "Heartbeat classification using abstract features from the abductive interpretation of the ECG," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 22, no. 2, pp. 409–420, 2018.
- [16] T. Teijeiro, C. A. García, D. Castro, P. Félix, "Arrhythmia classification from the abductive interpretation of short single-lead ECG records," in *Computing in Cardiology*, pp. 1–4, 2017.
- [17] D. G. Márquez, A. Otero, P. Félix, C. A. García, "A novel and simple strategy for evolving based clustering," *Pattern Recognition*, vol. 82, pp. 16–30, 2018.
- [18] M. R. Álvarez, P. Félix, P. Cariñena, "Discovering metric temporal constraint networks on temporal databases," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 58, pp. 139–154, 2013.