

RECONOCIMIENTO DE PERSONAS MEDIANTE SEÑALES DE UN ELECTRO CARDIOGRAMA

Por: Nallely Alejandra Palacios-López · Gibran Etcheverry

RESUMEN

El reconocimiento de personas, a través de la adquisición de señales biométricas, para aplicaciones de seguridad y confidencialidad de datos es una necesidad creciente día con día. La extracción y clasificación de características a partir de señales de un electrocardiograma (ECG) para poder reconocer a una persona es un área de gran interés para el autenticado de personas en los sistemas inteligentes, debido a la robustez de dicha señal que deriva en la imposibilidad de suplantación de identidad para engañar a un sistema automatizado. En este trabajo se extraen las señales ECG de 3 usuarios mediante el uso de un sistema electrónico, para después extraer características lineales mediante un modelo autorregresivo (ARMA) con optimización hereditaria. Asimismo, se obtiene a un experto que «asesora» a dichas características a través del uso de una red bayesiana que permite la identificación efectiva del usuario, generando de esta forma un sistema experto.

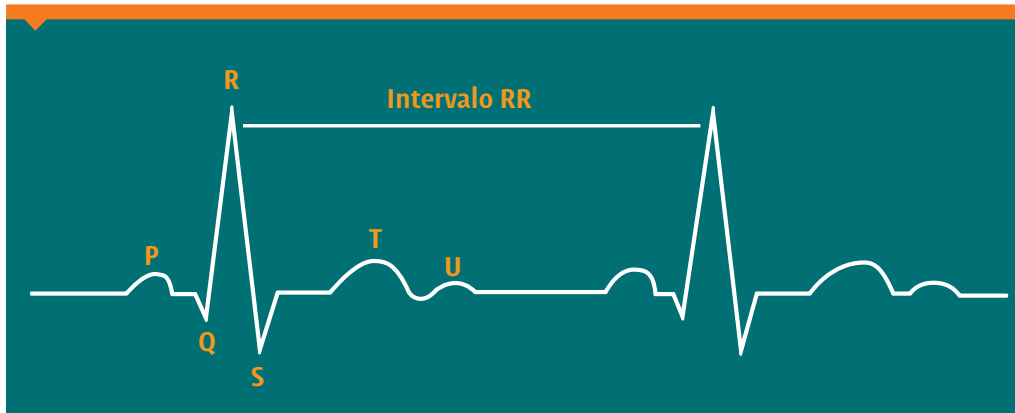


Figura 1. Forma de onda estándar de un ECG (Estrada, 2011).

◆ PALABRAS CLAVE:

Biometría · Reconocimiento de personas · Redes bayesianas · Sistemas expertos

◆ ABSTRACT

People recognition through biometric signals acquisition for data security and confidentiality applications is a growing need every day. In order to recognize a person, the extraction and classification of characteristics from electrocardiogram (ECG) signals, is an area of great interest for people authentication in intelligent systems, due to the signal robustness that results in the identity impersonation impossibility to deceive an automated system. In this work, the ECG signals of 3 users are extracted through an electronic system in order to extract linear characteristics by an autoregressive (ARMA) modeling with hereditary optimization; likewise, an expert is extracted who «advises» these characteristics through a Bayesian Network implementation to allow the user's effective identification, thus generating an expert system.

◆ KEYWORDS:

Biometrics · Pattern Recognition · Bayesian Networks · Expert Systems

◆ INTRODUCCIÓN

Actualmente, los sistemas de control de acceso o métodos de seguridad son esenciales para proteger la integridad, confidencialidad y disponibilidad de la información de cada individuo. Muchos de los sistemas y procesos de autenticado que se ofrecen a las personas en el control de acceso a la información, ya sea en bancos o en donde se utilice una contraseña, son muy propensos a ser duplicados. Una de las características más importantes que deben tener los métodos de seguridad es que deben ser

LA IDENTIDAD ES LO QUE PERMITE DISTINGUIR A UN INDIVIDUO DE LOS DEMÁS Y RESULTA DE UNA COMBINACIÓN DE RASGOS BIOLÓGICOS (FÍSICOS) Y SOCIALES (CONDUCTUALES) QUE LE SON INTRÍNSECOS.

irreproducibles y confidenciales, para que sólo el usuario pueda autenticarse correctamente (O’Gorman, 2002).

La identidad es lo que permite distinguir a un individuo de los demás y resulta de una combinación de rasgos biológicos (físicos) y sociales (conductuales) que le son intrínsecos: la forma de la cara, la estatura, el color de ojos, la conformación de la dentadura, son ejemplos típicos de elementos constituyentes de la identidad biológica de una persona. La práctica tecnológica de identificar a un individuo por sus rasgos biológicos y conductuales recibe el nombre de biometría; cuando tiene lugar de manera automatizada y mediante técnicas matemáticas auxiliadas por computadora, se conoce como biometría informática. La identidad así construida se denomina identidad biométrica del individuo (UNAM, Facultad de Ingeniería Biométrica Informática, s.f.).

El estudio de las señales electrocardiográficas (ECG) como un posible rasgo biométrico se remonta a las innovadoras obras de Biel *et al.* (2001) y Kyoso y Uchiyama (2001). Aunque muchos autores han seguido contribuyendo al campo, un aspecto limitante de esta modalidad ha sido la introducción del sensor que, por lo re-

El trabajo sobre la biométrica ECG ha visto un nuevo amanecer a través de la introducción de la detección,

«OFF-THE- PERSON»

lo que hace aceptable a las señales ECG en comparación con los métodos más utilizados como:



EL IRIS



IMPRESIONES DE LAS PALMAS



LA HUELLA DIGITAL



Rasgos biométricos	Universalidad	Unicidad	Permanencia	Recolectabilidad	Rendimiento	Aceptabilidad	Elusión
Iris	Alta	Alta	Alta	Media	Alta	Baja	Baja
Retina	Alta	Alta	Media	Baja	Alta	Baja	Baja
Firma	Baja	Baja	Baja	Media	Baja	Alta	Alta
Voz	Media	Baja	Baja	Alta	Baja	Media	Alta
Cara	Alta	Baja	Media	Alta	Baja	Alta	Baja
Huella dactilar	Media	Alta	Alta	Media	Alta	Media	Media
Geometría de la mano	Media	Media	Media	Alta	Media	Media	Media
Escritura en teclado	Baja	Baja	Baja	Media	Baja	Media	Media
Venas en la mano	Media	Media	Media	Media	Media	Media	Baja
Registro ECG	Alta	Alta	Alta	Media	Alta	Media	Baja

Tabla 1. Comparativo entre rasgos biométricos (Noureddine, *et. al.*, 2012).

gular, requiere la colocación de múltiples electrodos en el pecho y las extremidades del sujeto. El trabajo sobre la biométrica ECG ha visto un nuevo amanecer a través de la introducción de la detección «off-the-person», lo que hace aceptable a las señales ECG en comparación con los métodos más utilizados como el iris, impresiones de las palmas y la huella digital, entre otros.

El ECG de un ser humano es más universal y difícil de ser falsificado utilizando métodos fraudulentos. Métodos propuestos anteriormente para el uso de reconocimiento de identidad están basados en el electrocardiograma (Laurenço, Silva y Fred, 2011). Asimismo, la clasificación de un ECG empleando segmentos de 2 y 5 segundos para detectar arritmias ha sido implementado recientemente (Rajendra *et al.*, 2017).

La importancia del ECG para identificar seres humanos ha sido revisada a través de cien publicaciones para establecer las técnicas y madurez metodológica de este importante rasgo biométrico (Fratini *et al.*, 2015). En términos prácticos, hay patentes que establecen su uso, no sólo en el reconocimiento de personas de manera instantánea y continua (Agrafioti, 2017), sino también para la seguridad en automóviles, reconociendo a su propietario y su estado de salud (Srinivasn, 2015).

● RASGOS BIOMÉTRICOS

Teóricamente, las características fisiológicas o de comportamiento del ser humano se pueden utilizar como medio de identificación personal sólo si poseen las siguientes propiedades: universalidad, unicidad, permanencia y recolectabilidad. Universalidad significa que todas las personas pueden tener la característica

que se desea usar como rasgo biométrico. Unicidad implica que el rasgo biométrico debe ser lo suficientemente distintivo entre un usuario y otro. Por recolectabilidad se entiende que el rasgo biométrico requerido debe ser fácilmente medible. Mientras que permanencia significa que las características del rasgo biométrico deben ser invariantes con el tiempo, posición y condición del usuario (Laurenço, Silva y Fred, 2011). Además, para mayor practicidad, los siguientes requerimientos son deseables: rendimiento, aceptabilidad y elusión. Rendimiento significa que el sistema necesita desempeñarse con rapidez y precisión. Por aceptabilidad se entiende que las personas deben aceptar el sistema con facilidad. Y con elusión nos referimos a lo fácil que es engañar al sistema por medio de técnicas fraudulentas. Una comparativa entre los rasgos biométricos comúnmente estudiados como método de identificación de usuarios, incluidas las señales ECG, se presenta en la tabla 1.

● SEÑAL ECG

Las señales ECG son un registro de la actividad eléctrica del corazón, éstas, denominadas en este contexto como biopotenciales, tienen su origen en la capacidad que poseen las células orgánicas para producir diferenciales de potencial durante sus procesos funcionales al transformar energía química en eléctrica. El fenómeno bioeléctrico en las células del miocardio sucede a un proceso de polarización y despolarización de las membranas celulares. La medición de estos potenciales, cuyas magnitudes varían en el tiempo, se conoce como electrocardiograma. El corazón humano pue-

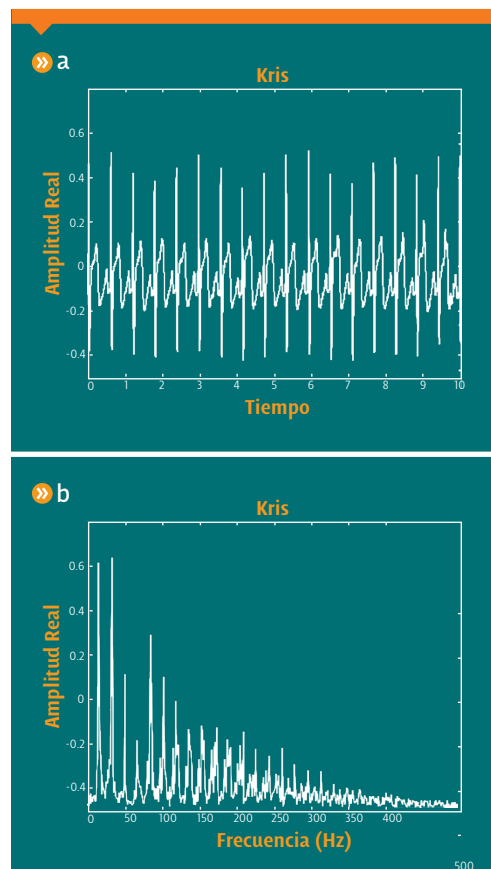


Figura 2. a) Señal ECG real en el tiempo. b) Transformada de Fourier donde se observa el contenido de baja frecuencia.

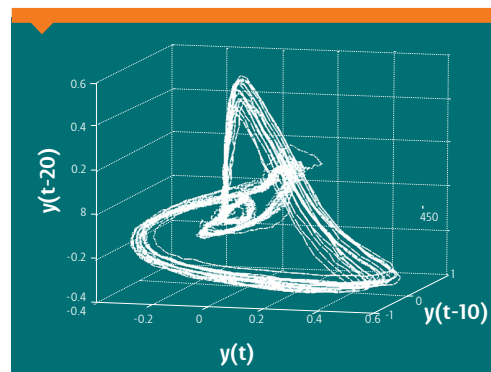


Figura 3. Diagrama espacio-fase de una señal ECG donde se pueden observar los atractores.

de caracterizarse, entonces, como un complejo sistema bioeléctrico, donde el registro electrocardiográfico está compuesto por varias ondas e intervalos que representan el comportamiento del corazón. Tal como se puede observar en la figura 1, cada latido del ECG se manifiesta por seis ondas fundamentales: P, Q, R, S, T y U.

Es importante mencionar que los valores nominales de medición de un ECG varían hasta los 16 años de edad, momento después del

cual ya no presentan cambios sustanciales (ver tabla 2).

● ANÁLISIS DE LA SEÑAL ECG

La señal ECG es no estacionaria, por lo que su contenido es de baja frecuencia debido a su naturaleza cambiante (ver la figura 2b), lo que significa que la información se encuentra disponible pocas veces en segmentos de tiempo. Otra característica está representada por las variaciones de la señal entre patrones periódicos e irregulares que producen fenómenos no lineales nombrados intermitencia. Estas variaciones representan fases caóticas repentinas en la forma de ráfagas o fallos (Priestley, 1988), los cuales son característicos de sistemas con atractores. Un atractor es simplemente un estado donde un sistema dinámico se asienta, de manera que es necesaria la disipación, por lo tanto, un sistema dinámico disipativo se asienta en un atractor. Matemáticamente un atractor es un conjunto en el espacio de fase (ver la figura 3) que tiene una vecindad en la cual todo punto permanece cercano y alcanza el atractor a medida que el tiempo tiende al infinito (Peña y Dairuve, 2005).

● METODOLOGÍA

En este trabajo se utilizó el sensor EKG de Vernier y la tarjeta Elvis II con LabView SignalExpress® para la adquisición de las señales ECG. Una vez que la señal fue procesada adecuadamente, el registro se almacenó en una base de datos para analizarla con ayuda del programa de Matlab® para la extracción de características y su clasificación (ver figura 4).

● SISTEMA DE ADQUISICIÓN

En el sistema de adquisición se emplearon tres electrodos EKG de Vernier (ver figura 5):

- » 1) Referencia en color negro para la línea isoelectrica o línea de base (muñeca derecha)
- » 2) Negativo en color verde en el codo derecho
- » 3) Positivo en color rojo en el codo izquierdo

El sensor EKG de Vernier se conectó a la tarjeta Elvis II a través del Analog Protoboard Connector (ver figura 6).

Los pasos detallados para efectuar dicha conexión se encuentran en el manual *Vernier ECG for NI Elvis II* (National Instruments, 2014) (ver figura 7).

El software de LabView SignalExpress® (National Instruments, 2014) se empleó para elegir el canal por el cual se adquirió la señal a través de la tarjeta Elvis II y, para ello, se decidió

Parámetro	1-3 años	3-5 años	5-8 años	8-12 años	12-16 años	>17 años
Duración P (ms)	80-83	87-84	89-92	94-98	98-100	100-120
Intervalo QRS (ms)	68-71	71-75	77-80	82-85	87-91	90-110
Duración T (ms)	82-84	86-89	91-94	96-98	99-102	105-120
Amplitud P (mV)	0.15-0.16	0.11-0.13	0.11-0.12	0.12-0.14	0.13-0.15	0.16-0.2
Amplitud Q (mV)	0.15-0.16	0.11-0.13	0.08-0.10	0.08-0.09	0.08-0.09	0.1-0.12
Amplitud R (mV)	0.68-0.77	0.63-0.65	0.49-0.62	0.54-0.59	0.58-0.64	0.6-0.65
Amplitud S(mV)	0.27-0.35	0.20-0.21	0.22	0.16-0.22	0.13-0.19	0.15-0.18
Amplitud T (mV)	0.14-0.17	0.10-0.14	0.10-0.14	0.11-0.15	0.11-0.15	0.16-0.22

Tabla 2. Valores normales para mediciones del ECG ordenados por edades (Rijnbeek, 2007).

especificar un ritmo de adquisición de datos de 1 kHz durante diez segundos. Es importante notar que mientras que el ECG es muestreado, típicamente a una frecuencia de 500 Hz a 1 kHz, la señal de ritmo cardiaco muestreada uniformemente tiene una frecuencia de muestreo mucho menor, de tan sólo unos pocos Hz (Carrión, Rieta y Ródenas, 2007).

● MODELADO ARMA DE LA SEÑAL

El estimador de un paso adelante tipo ARMA, empleado para modelar la señal ECG, tiene la forma siguiente:

$$» 1) \quad \hat{y}_t = \sum_{i=1}^n a_i \hat{y}_{t-i} + \sum_{j=1}^n b_j \tilde{y}_{t-j}$$

donde $\tilde{y}_t = y_t - \hat{y}_t$ es el error de estimación y a_i , b_i son los coeficientes autorregresivos (Linear Predictive Coefficients - LPCs) y de entrada respectivamente. Esta expresión se deriva de la media móvil simple (MA) de la forma:

$$» 2) \quad \hat{y}_t = \sum_{i=1}^n a_i y_{t-i}$$

donde $y_t = \hat{y}_t + \tilde{y}_t$ para regresar a (1), lo cual presenta un punto de vista interesante, teniendo en cuenta la forma racional de dicha ecuación

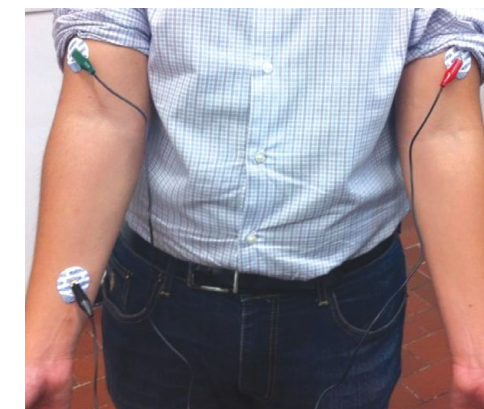


Figura 5. Conexión de los tres electrodos en las referencias correspondientes.

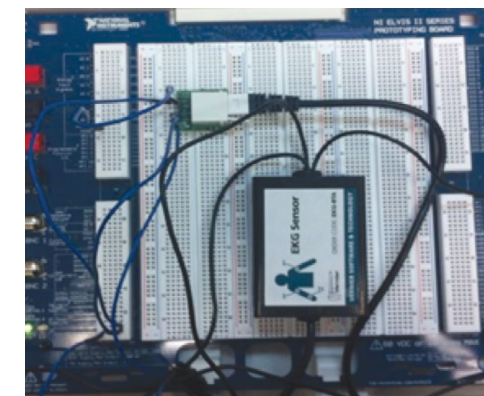


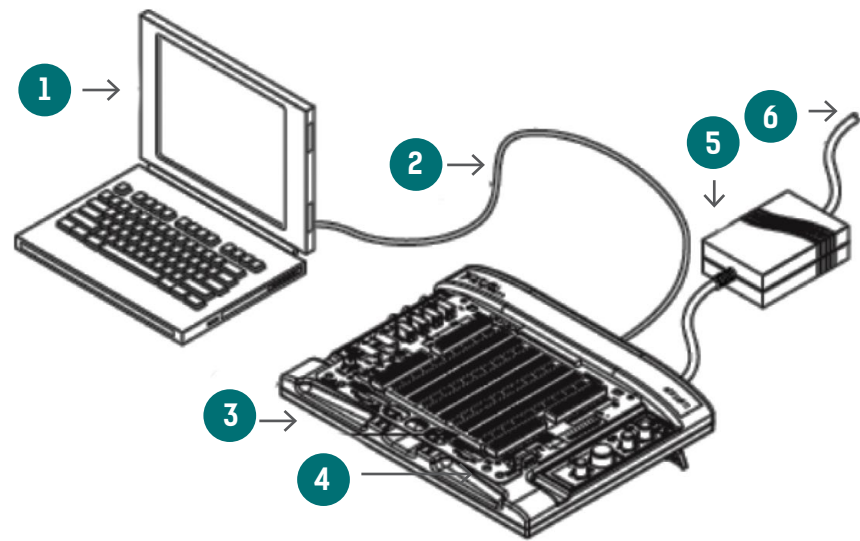
Figura 6. Conexiones a la tarjeta Elvis II con el sensor EKG y el Analog Protoboard Connector.

EN EL SISTEMA DE ADQUISICIÓN SE EMPLEARON TRES ELECTRODOS EKG DE VERNIER:

- 1 Referencia en color negro para la línea isoelectrica o línea de base (muñeca derecha)
- 2 Negativo en color verde en el codo derecho
- 3 Positivo en color rojo en el codo izquierdo



Figura 4. Etapas para el reconocimiento de personas mediante señales ECG.



como una manera más eficiente y robusta del modelado lineal de series de tiempo.

El cálculo hereditario de la función de correlación de la señal ECG, nos da la posibilidad de determinar los parámetros lineales automáticamente sin «ventaneo» ni «traslape» (Etcheverry y Reyes-García, 2009). Lo anterior permitió obtener un *fit* de la señal de 99.50% (ver figura 8).

● CEPSTRUM COMPLEJO (EXPERTO)

En la práctica, el Cepstrum de potencia es eficaz si la *wavelet* (Daubechies, 1992) y la serie de impulsos, cuya convolución comprende los datos compuestos, ocupan diferentes rangos de frecuencia. Dado que el Cepstrum complejo conserva la información de fase de los datos compuestos, puede ser utilizado no sólo para la detección de eco sino también la recuperación de la *wavelet* del sistema. Este proceso también se conoce como «filtrado homomórfico» (Childers, Skinner y Kemerait, 1977). El Cepstrum es un método para la deconvolución, es decir, la restauración de las señales para recuperar los datos que han sido degradados por un proceso físico, de una serie de impulsos. Así, la forma de la serie de impulsos de eco se puede recuperar.

El ECG es una combinación de ondas pequeñas básicas (potenciales de acción generados por el corazón) y la función de excitación (patrón de excitación del músculo del corazón). El Cepstrum permite separar el patrón de excitación del músculo cardíaco a partir de wavelets básicas (ver figura 9).

En Oppenheim, Schafer y Stockham, (1968), los autores mostraron que el Cepstrum está relacionado con el concepto más general de filtrado homomórfico de señales que son combinadas por convolución y dieron una definición del Cepstrum de una señal discreta en el tiempo como:

$$\text{» 3) } c[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log |X(e^{j\omega})| e^{j\omega n} d\omega$$

donde $\log|X(e^{j\omega})|$ es el logaritmo de la magnitud de la *Discrete-Time Fourier Transform* (DTFT) de la señal, y se extendió el concepto definiendo el Cepstrum complejo como:

$$\text{» 4) } \hat{x}[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log \{X(e^{j\omega})\} e^{j\omega n} d\omega$$

« Figura 7.

- 1 COMPUTADORA
- 2 CABLE USB
- 3 TARJETA ELVIS II
- 4 PROTOBOARD
- 5 FUENTE DE ALIMENTACIÓN AC/DC
- 6 TOMA DE CORRIENTE



donde $\log \{X(e^{j\omega})\}$ es el logaritmo complejo de $X(e^{j\omega})$ definido como:

» 5)

$$\hat{X}(e^{j\omega}) = \log\{X(e^{j\omega})\} = \log|X(e^{j\omega})| + j\arg[X(e^{j\omega})]$$

Para obtener el Cepstrum complejo de la fórmula 4 en este trabajo, se empleó la función *cceps* de Matlab® (MATLAB y Simulink, 2014) (Rajendra et al., 2017)

● REDES BAYESIANAS PARA CLASIFICACIÓN

Las redes bayesianas pertenecen al grupo de clasificación estadística, en el que la estimación de una función de probabilidad se realiza mediante un modelo gráfico de estructura específica, en combinación con un grupo de funciones de probabilidad condicional a partir de las clases de características extraídas. La calidad discriminante de estas características, además de la manera en que la estructura gráfica las combina, da lugar a una estrategia de modelo de mezcla de gaussianas (Sánchez, 2005).

Un modelo de mezcla de gaussianas (GMMs, por sus siglas en inglés) es una combinación de densidad de gaussianas en el que la densidad condicional de un vector x dado, compuesto de M -elementos, está dado por $\Lambda = \{x, \mu, \Sigma\}$ en la forma:

$$\text{» 6) } p(x|\Lambda) = \sum_{i=1}^M \omega_i f_N(x)$$

donde $\sum_{i=1}^M \omega_i = 1, 0 \leq \omega_i \leq 1, \forall i$, y $f_N(x)$ es la función de densidad de probabilidad (PDF) normal del vector x con media μ y matriz de covarianza Σ , respectivamente.

A fin de aplicar dicha mezcla entre el experto Cepstrum y los coeficientes lineales del modelo ARMA, obtenidos de la señal ECG, es necesario realizar una estimación inicial de la función de densidad de los coeficientes, mediante el algoritmo de maximización de la expectación (EM por sus siglas en inglés) para agruparlos. El algoritmo EM consiste en dos etapas: la «expectación», que determina la probabilidad posterior de cada característica/dato y el paso de «maximización», que actualiza el componente mezclando pesos ω_i , medias μ_i y covarianzas Σ_i (Martínez, Martínez y Solka, 2010).

La estructura utilizada en este trabajo (ver figura 10) se desarrolló pensando en que las características lineales o LPCs (nodo 5) dependan del experto Cepstrum complejo (nodo 4) debido a su mayor capacidad discriminante a través de las tablas de probabilidad discreta contenidas en los nodos 3 y 2. Esta es una idea que ha sido revisada como una mezcla de expertos junto

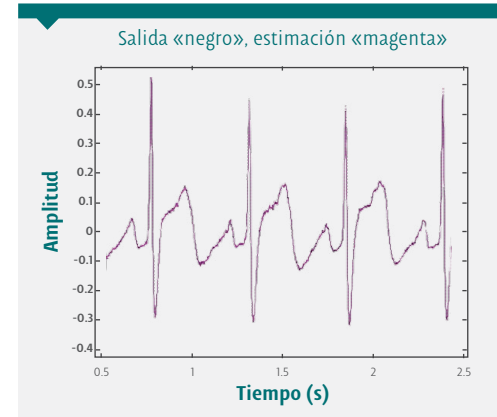


Figura 8. Señal real ECG, su estimación.

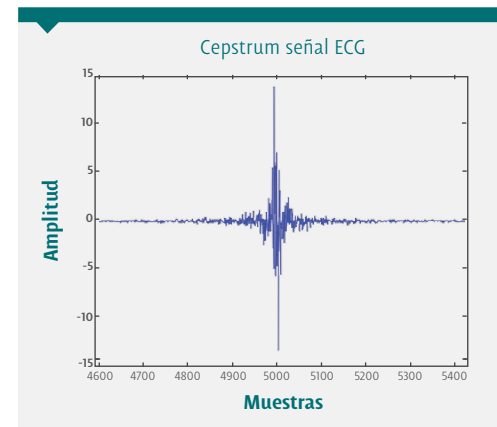


Figura 9. Cepstrum complejo de una señal ECG.

con el algoritmo EM, (Jordan y Jacobs, 1994). El algoritmo GMM desarrollado en este trabajo se implementó mediante el uso del «toolbox» para Matlab *Bayes Net* (Murphy, 2014).

◆ RESULTADOS

En este trabajo se obtuvieron diez segundos de grabación de la señal ECG de tres sujetos y se aplicó la técnica *leave-one-out* a partir de cada unidad de latido o forma de onda completa del ECG de cada participante. Lo anterior permitió entrenar la red bayesiana con aproximadamente catorce latidos para después hacer la prueba con el latido restante y para los tres usuarios.

La figura 11 muestra la captura de pantalla del resultado de clasificación empleando la mezcla de expertos mediante GMM para clasificar cinco latidos de cada usuario, obteniendo excelentes resultados en pocos segundos. Los resultados de este método se muestran en la tabla 3.

Como podemos observar en la tabla 3, se muestran, además, dos trabajos seminales como el de Lugovaya, (2005), que se encuentra ligado a la base de datos PhysioNet (Gold-

Autor	Extracción de características	Método de clasificación	Tasa de éxito
Lugovaya T.S. (2005)	Samples of cardiac cycle fragment containing the QRS complex, P and T waves	Linear Discriminant Analysis (LDA) and Majority Vote Classifier	96%
Israel S.A et. al. (2005)	Fiducial points	Linear Discriminant Analysis (LDA)	97% a 100%
Zokae S. & Faez K. (2012)	MFCC	K-Nearest Neighbors (KNN)	100%
Tseng K.K et. al. (2016)	R-R intervals & Statistical Features	Back-Propagation Neural Networks (BPNN)	97.6% a 100%
Este trabajo	LPCs & Complex Cepstrum	Gaussian Mixture Models (GMM)	100%

Tabla 3. Comparación de estudios seminales y recientes.

berger et al., 2000) y que contiene una revisión de los estudios de biometría con señales ECG hasta el 2005. Además, el trabajo de Israel et al., (2005) sienta las bases para el establecimiento de los nueve puntos que marcan las características principales de la onda ECG y el uso de las distancias entre dichos puntos (15 valores/atributos) para después emplear un clasificador LDA. Es importante mencionar que otros trabajos, como el que aquí se reporta, han obtenido prácticamente el 100% de correcta clasificación para identificar al usuario a través de la señal ECG. Sin embargo, existen otros factores a tomar en cuenta como son los siguientes:

El número de usuarios a identificar a la vez dentro de una base de datos y la longitud/tamaño de los registros requeridos para ello.

La complejidad computacional, tanto para extraer las características de la señal ECG, como para llevar a cabo el proceso de clasificación.

Derivado de los dos puntos anteriores, la factibilidad de implementación en un sistema electrónico embebido para tener un sistema de biometría en tiempo real, así como la disponibilidad de un sensor de simple instalación para recuperar la onda ECG (Cigarro et al., 2014).

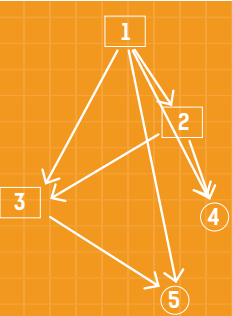


Figura 10. Mezcla de expertos.

CONCLUSIONES

El empleo de coeficientes cepstrales, más los GMM, fue reportado para registros del sonido del latido del corazón para identificar personas en (Phua et al., 2008). Sin embargo, en este trabajo empleamos el Cepstrum complejo y los GMM mediante la mezcla de expertos sobre la forma de onda ECG. Aunque es más fácil adquirir el sonido del latido del corazón a través de un micrófono que con el uso de electrodos, el trabajo mencionado reporta el 96% de eficiencia mediante una gran cantidad de grabaciones: diez usuarios con mil sonidos del latido del corazón cada uno. Lo anterior nos lleva a considerar los siguientes aspectos reportados en este trabajo.

Ventajas

- El estimador ARMA puede ser implementado en tiempo real en un dispositivo electrónico embebido y mediante la optimización hereditaria, es capaz de modelar, con precisión, la forma de onda ECG,
- El uso de un experto, como el Cepstrum complejo, permite emplear los GMM para tener una clasificación precisa con poco procesamiento y con factibilidad en la implementación electrónica también.
- La posibilidad de identificar personas con pocos registros de la onda ECG del corazón.

Desventajas

- La principal desventaja es el contar con un sensor de fácil instalación y costo relativo para la adquisición en tiempo real de la onda ECG (ECG - EKG Sensor, 2018).

CONTRIBUCIÓN

El uso del Cepstrum complejo para el análisis de la onda ECG no ha sido reportado en otros trabajos hasta donde los autores tienen conocimiento y restaría validar la presente metodología empleando las bases de datos que manejan el estado del arte, tanto para el reconocimiento de personas como para el de afecciones cardiacas, y establecer así los límites de dicha técnica.

ans =				buenos =
0	5	1	1	3
ans =				malos =
5	10	2	2	0
ans =				Elapsed time is 14.811427 seconds.
10	15	3	3	

Figura 11. Captura de la clasificación obtenida mediante el toolbox Bayes Net.



Nallely Alejandra Palacios-López
Nallely egresó de la Licenciatura en Ingeniería Mecatrónica de la UDLAP en 2014 y se tituló con la tesis Reconocimiento de personas mediante señales ECG.
nallely.palacioslz@udlap.mx



Gibran Etcheverry Doger
Es profesor de tiempo completo del Departamento de Computación, Electrónica y Mecatrónica (DCEM) en la Escuela de Ingeniería de la UDLAP y es también coordinador de la Licenciatura en Ingeniería Mecatrónica.
gibran.etccheverry@udlap.mx

REFERENCIAS

• Agrafioti, F. M. (2017). *US Patente nº 9646261*. Recuperado de <https://patents.google.com/patent/US9646261B2/en>

• Biel, L., Petterson, O. Phillipson, L. y Wide, P. (2001) ECG analysis: A new approach in human identification. *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, 808-812.

• Carrión, P., Rieta, J. y Ródenas, J. (2007). Procesado de señales biomédicas. En *Variabilidad del Ritmo Cardíaco*.

• Childers, D. G., Skinner, D. P., y Kemerait, R. C. (Octubre de 1977). The Cespstrum: A Guide to Processing. *IEEE*, 65(10), 1430,1437.

• Cigarro, A. et al. (2014). Embedded system for individual recognition based on ECG. *Procedia Technology* (17), 265-272.

• Daubechies, I. (1992). *Ten Lectures on Wavelets* (First ed., Vol. 61). (C.-N. R. Mathematics, Ed.) SIAM: Society for Industrial and Applied Mathematics.

• ECG - EKG Sensor. (2018). Recuperado de NeuroSky: <http://neurosky.com/biosensors/ecg-sensor/>

• Estrada, J. (2011). *Hagamos electrónica*. Recuperado de <http://hagamoselectronica.blogspot.mx/2011/06/prototipo-de-un-cardiotacometro-parte-1.html>

• Etcheverry, G. y Reyes-García, C. A. (2009). Pole Tracking Method by Adaptive Hereditary Computation. *MICAI*. Guanajuato: SMIA.

• Fratini, A., et al. (2015). Individual identification via electrocardiogram analysis. *BioMedical Engineering OnLine*, 14(78). Recuperado de <https://biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12938-015-0072-y>

• Goldberger, A.L. et al. (13 de junio, 2000). *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet*. Recuperado de <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>

• Israel, S. A. et al. (2005). ECG to identify individuals. *Pattern Recognition*(38), 133-142.

• Jordan, M. y Jacobs, R. (1994). Hierarchical mixtures of experts and the EM algorithm. *Neural Computation*, 161-214.

• Laurenoço, A., Silva, H. y Fred, A. (2011). Unveiling the Biometric Potential of Finger-Based ECG Signals. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 45-62.

• Lugovaya, T. S. (5 de marzo de 2005). *Biometric Human Identification based on ECG*. Recuperado de PhysioNet: <https://www.physionet.org/physiobank/database/ecgiddb/biometric.shtml>

• Martínez, W., Martínez, A. y Solka, J. (2010). *Exploratory Data Analysis with MATLAB*. CRC Press.

• MATLAB y Simulink. (3 de noviembre de 2014). *Cespstrum Analysis*. Recuperado de <http://www.mathworks.com/help/signal/ref/cceps.html>

• Murphy, K. (20 de noviembre de 2014). *Bayes Net Toolbox for Matlab*. Recuperado de <https://github.com/bayesnet/bnt>

• National Instruments. (3 de noviembre de 2014). *NI LabVIEW SignalExpress*. Recuperado de <http://www.ni.com/labview/signalexpress/esa/>

• National Instruments. (2 de noviembre de 2014). *Vernier ECG for NI ELVIS II*. Recuperado de <http://www.ni.com/example/31503/en/>

• Nouroddine, P., Fethe, B., Amine, N. y Régis, F. (2012). Person Identification System Based on Electrocardiogram Signal Using LabVIEW. *International Journal On Computer Science And Engineering*, 974-992.

• O'Gorman, L. (2002). Securing Business's Fornt Door-PASwword, Token, and Biometric Authentication. En M. M.-Z. Sumit Ghosh, *Guarding Your Bussines: A Management Approach to Security*. Nueva York: Plenum Publisher.

• Oppenheim, A. V., Schafer, R. W., y Stockham, T. G. (1968). Nonlinear Filtering of Multiplied and Convolved Signals. *Proceedings of the IEEE*, 6, 1264-1291. IEEE.,

• Peña, B., Y Dairuve, C. (2005). *Dinámica no Lineal para el Análisis de Señales Electrocardiográficas de Pacientes Chagásicos*. Mérida-Venezuela.

• Phua, K. et al. (2008). Hear sound as a biometric. *Pattern Recognition*, 41, 906-919.

• Priestley, M. (1988). *Nonlinear and Nonstationary Time Series Analysis*. Academic Press.

• Rajendra, U., et al. (2017). Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network. *Information Sciences*, 405, 81-90.

• Rijnbeek, P. (2007). Automatic Interpretation of Pedriatric Electrocardiograms. En P. Rijnbeek, *New normal limits for the pediatric electrocardiogram*. Holanda: Erasmus Universiteit Rotterdam.

• Sánchez, E. (2005). *Réseaux Bayésiens Dynamiques pour la Vérification du Locuteur*. París: TELECOM.

• Srinivasan, J. M. (2015). *US Patente nº 9144389*. Recuperado de <https://patents.google.com/patent/US9144389B2/en>

• Tseng, K. K., Lee, D. y Chen, C. (2016). ECG Identification System using Neural Network with Global and Local Features. *International Conferences ITS, ICEduTech and STE*.

• UNAM, Facultad de Ingeniería Biométrica Informática. (s.f.). *Red y Seguridad*. Recuperado de <http://redyseguridad.fi-p.unam.mx/proyectos/biometria/>

• Zokae, S. y Faez, K. (2012). Human identification Based on Electrocardiogram and Palmprint. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2(2), 261-266.