

Una Nueva y Eficiente Técnica de Alineamiento para Evaluar la Similitud entre Series de Tiempo

Alain Manzo M. y José A. Camarena I.

Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo (Mexico)
{alainmama, jacibarrola}@gmail.com

Resumen

En este artículo nosotros describimos una nueva técnica para alinear *series de tiempo*, la cual hemos llamado *Técnica de Alineamiento por Distancia Coseno* (TADC). Algunas características importantes de la técnica son que no requiere conocimiento previo de las *series de tiempo*, ni tampoco fase de entrenamiento. La TADC se basa en la *distancia coseno* y *mínimos cuadrados* para realizar el alineamiento. La TADC requiere como parámetro la dimensión de dos vectores. Cuando se consideran dimensiones grandes sobre estos vectores se logra el mejor desempeño proporcionando la medida de similitud más pequeña posible. La TADC se puede usar en aplicaciones de procesamiento de señales médicas, reconocimiento de voz y audio, entre otras. Nosotros probamos su eficiencia alineando funciones matemáticas, señales biomédicas y señales procesadas de voz. También mostramos que es conveniente usar la TADC para alinear *series de tiempo* de longitud grande debido a su bajo tiempo de cómputo.

Palabras Clave: Series de tiempo, alineamiento, distancia coseno, mínimos cuadrados.

1. Introducción

Actualmente existen una variedad de técnicas de alineamiento que miden la similitud entre *series de tiempo* (ST). Dependiendo de la aplicación y de cómo están representadas las series, se pueden usar técnicas para alinearlas como las basadas en programación dinámica tal como *deformamiento en el tiempo dinámico* (DTD) [1], también las que utilizan bases probabilísticas como los *modelos ocultos de Markov* (MOM) [2], las utilizadas en procesamiento de cadenas como la *distancia de Levenshtein* [3], entre otras. Muchos sistemas de reconocimiento requieren hacer alineación de ST para determinar si la información del evento físico que se proporciona al sistema corresponde con alguna información almacenada sobre una base de datos. Por lo tanto, el alineamiento es una tarea muy importante y a la vez hasta difícil, dado que las ST pueden estar sujetas a *ruido* y *escalamiento*. Aplicaciones donde el *ruido* y el *escalamiento* pueden presentarse son: reconocimiento de palabras aisladas y frases [4], seguimiento y reconocimiento de audio [5], promediado de señales de electroencefalografía para la generación de potenciales evocados [6], variabilidad morfológica latido a latido en señales de electrocardiografía [7], entre otras. En aplicaciones como las anteriores, se tienen dos o más ST para alinear, esto es, X, Y_1, Y_2, \dots, Y_n , donde X es la ST patrón que contiene el conjunto de observaciones de una variable cuantitativa y Y_1, Y_2, \dots, Y_n son ST de prueba que contienen observaciones sobre la misma variable cuantitativa, pero que fueron generadas a partir del mismo evento en diferentes instantes de tiempo, por lo tanto, para un observador, las series Y_1, Y_2, \dots, Y_n

se mostrarán similares a la *serie de tiempo X* pero con valores un poco diferentes o aun peor, las series podrían estar escalas en relación a una parte de *X* o a toda la serie. Un ejemplo de ello, se da en los sistemas de reconocimiento de voz, donde una persona puede decir varias veces una misma locución durante un día para acceder a un lugar restringido. Es obvio que las diferentes locuciones pueden variar en velocidad, tiempo y forma debido a todos los factores involucrados. El sistema de reconocimiento de voz debe entonces comparar las ST que se producen por las locuciones (Y_1, Y_2, \dots, Y_n) con la almacenada en la base de datos del sistema (X). Si el alineamiento de las ST hecho por el sistema es exitoso, entonces la persona tendrá acceso al lugar restringido.

En este artículo nosotros presentamos una nueva técnica de alineamiento para alinear ST de una manera sencilla y rápida, sin requerir previo conocimiento de las ST, ni tampoco de fase de entrenamiento, ya que el alineamiento se lleva a cabo dato por dato entre las dos series. La técnica está basada en la *distancia coseno* y *mínimos cuadrados* y requiere de cierta heurística para mantener la menor medida de distancia entre las dos series. La medida de similitud o distancia entre ambas ST estará determinada por el ángulo entre dos vectores de dimensión N donde sus componentes serán los valores alineados de las ST.

1.1. Distancia Coseno

La distancia coseno tiene sus fundamentos en el producto escalar. Cuando se obtiene el producto escalar entre dos vectores, el resultado siempre es un escalar. El producto escalar en N -dimensiones está definido como se expresa en la ecuación (1)

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{B} = |\mathbf{A}||\mathbf{B}|\cos\theta \quad (1)$$

donde $|\mathbf{A}|$ y $|\mathbf{B}|$ son las longitudes o magnitudes de los vectores \mathbf{A} y \mathbf{B} , respectivamente y θ el ángulo entre dichos vectores. La longitud de un vector de dimensión N se define mediante la ecuación (2)

$$|\mathbf{A}| = \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_N^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^N a_i^2} \quad (2)$$

Si los vectores \mathbf{A} y \mathbf{B} se representan en términos de sus componentes, por ejemplo,

$$\mathbf{A} = a_1\hat{i} + a_2\hat{j} + a_3\hat{k} + \dots + a_N\hat{N}$$

$$\mathbf{B} = b_1\hat{i} + b_2\hat{j} + b_3\hat{k} + \dots + b_N\hat{N}$$

su producto escalar estará dado por la ecuación (3)

$$\mathbf{A} \cdot \mathbf{B} = a_1b_1 + a_2b_2 + a_3b_3 + \dots + a_Nb_N = \sum_{i=1}^N a_ib_i \quad (3)$$

La distancia coseno es una función que mide el ángulo entre dos vectores en un espacio N dimensional. Por lo tanto, de las ecuaciones (1), (2) y (3), se tiene que la distancia coseno entre dos vectores de dimensión N es

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^n a_i b_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2 \sum_{i=1}^n b_i^2}} \right) \quad (4)$$

1.2. Mínimos Cuadrados

El procedimiento más objetivo para ajustar un conjunto de datos $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ a una recta en un diagrama de dispersión se conoce como "el método de los *mínimos cuadrados*". La recta resultante será $y = mx + b$ en donde b y m son coeficientes que representan la intersección con el eje de las abscisas y la pendiente, respectivamente. Para encontrar los coeficientes b y m , se utilizan las ecuaciones (5) y (6) dadas a continuación

$$m = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n x_i} \quad (5)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n x_i y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n x_i} \quad (6)$$

El resto del artículo está organizado como sigue: En la sección 2, se describirá la TADC y se dará el algoritmo para implementarla. En la sección 3, los experimentos serán descritos así como los resultados. Finalmente, en la sección 4 se proporcionarán las conclusiones y trabajo futuro.

2. Descripción de la TADC

El ángulo θ entre dos vectores \mathbf{A} y \mathbf{B} de dimensión N es relativamente pequeño si la mayoría de sus componentes presentan cierta similitud. Tomando cualesquiera dos series X e Y de igual longitud como dos vectores \mathbf{A} y \mathbf{B} , el ángulo calculando entre estos dos vectores usando la ecuación (4), se encontrará entre $0^\circ \leq \theta \leq 10^\circ$ si las series son similares (resultado obtenido durante el proceso de experimentación). Mientras se mantenga la similitud entre las ST la relación anterior será siempre verdadera. Si las dos ST son muy diferentes respecto a sus componentes, al considerarlas como dos vectores, el ángulo entre ellos será mayor a 10 grados y menor a 90 grados, esto es, $10^\circ < \theta < 90^\circ$. Considerando lo anterior cierto, la medida de distancia o similitud entre las dos ST estará determinada por el ángulo θ .

Cuando se consideran dos ST de diferente longitud es necesario un proceso de alineamiento para medir la distancia entre las dos series. La TADC considera dos ST, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ y $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ donde n y m son las longitudes de X e Y , respectivamente. Es

importante notar que cualquiera de las dos ST puede considerarse la ST patrón o de prueba. El procedimiento comienza definiendo dos vectores nulos A_0 y B_0 de dimensión N para realizar el alineamiento dato por dato entre ambas ST. La dimensión N debe ser un valor comprendido entre 3 y n , o bien, entre 3 y m . La TADC requiere que ninguna de las dos ST tenga componentes negativas, por lo tanto, un offset puede ser agregado a las series si presentan este caso. En la Figura 1 se muestran dos ST con su respectiva analogía vectorial, los dos vectores nulos de dimensión $N = 4$ y dos vectores A_x y B_y sobre los cuales se colocarán los datos alineados.

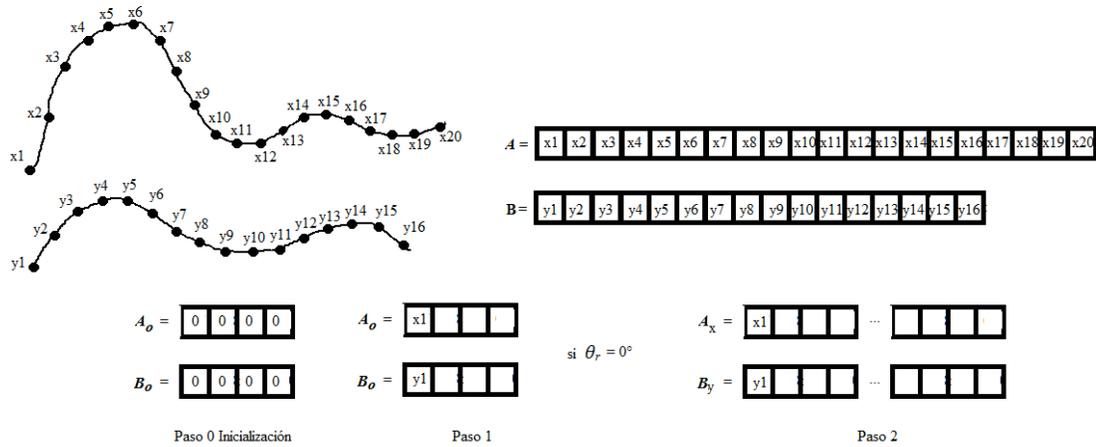


Figura 1. Representación vectorial de las ST y pasos iniciales

El procedimiento continúa como se describe en los siguientes pasos:

Paso 1. Se empieza colocando las componentes x_1 y y_1 en los vectores nulos A_0 y B_0 , respectivamente.

Paso 2. Dado que el ángulo entre los vectores A_0 y B_0 es $\theta_r = 0^\circ$, las componentes x_1 e y_1 pasan a formar parte de las ST alineadas o bien, a los vectores A_x y B_y , respectivamente, tal como se muestra en la Figura 1. El ángulo θ_r se utiliza como medida de referencia para determinar el alineamiento dato por dato entre las dos ST. Tres variables adicionales de apoyo son necesarias y deben inicializarse como sigue: $\theta_i = 90^\circ$, $\phi_1 = 0^\circ$ y $\phi_2 = 0^\circ$. A continuación, un valor el cual se denomina z_2 debe determinarse mediante la recta que mejor ajusta a los datos x_1, x_2, y_1 e y_2 , esto se muestra en la Figura 2. Se puede demostrar que el valor z_2 puede ser determinado si se utiliza la ecuación (7)

$$z_2 = x_2 - \frac{(x_2 - y_2)}{2} \quad (7)$$

Paso 3. Un nuevo valor de θ_r debe ser calculado poniendo la componente z_2 en el vector A_0 y la componente y_2 en el vector B_0 . Al ángulo encontrado lo denotaremos como $\theta_1 = \theta_r$.

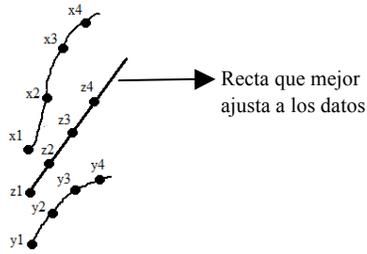


Figura 2. Obtención del valor z_2 usando ajuste por *Mínimos Cuadrados*

Paso 4. Nuevamente, es necesario calcular el ángulo θ_r pero ahora considerando la componente x_2 en el vector A_0 y la componente z_2 en el vector B_0 . A este ángulo lo denotamos por $\theta_2 = \theta_r$.

Paso 5. Si $\theta_1 < \theta_2$ y $\theta_1 < \theta_i$, entonces las componentes z_2 e y_2 forman parte de los vectores A_x y B_y , respectivamente. Si por el contrario, $\theta_2 < \theta_1$ y $\theta_2 < \theta_i$, entonces las componentes involucradas en los vectores A_x y B_y serán x_2 y z_2 , respectivamente. El procedimiento de los pasos 3, 4 y 5, es mostrado en la Figura 3. A continuación, el valor de θ_i se actualiza al valor del ángulo menor, esto es, $\theta_i = \theta_1$ o $\theta_i = \theta_2$. Asumiendo que θ_2 fue menor que θ_1 para este ejemplo, el procedimiento continúa calculando el valor z_3 tal como se hizo para z_2 , pero ahora considerando los valores x_3 , e y_3 de las series. Con z_3 se calcula θ_1 y θ_2 nuevamente.

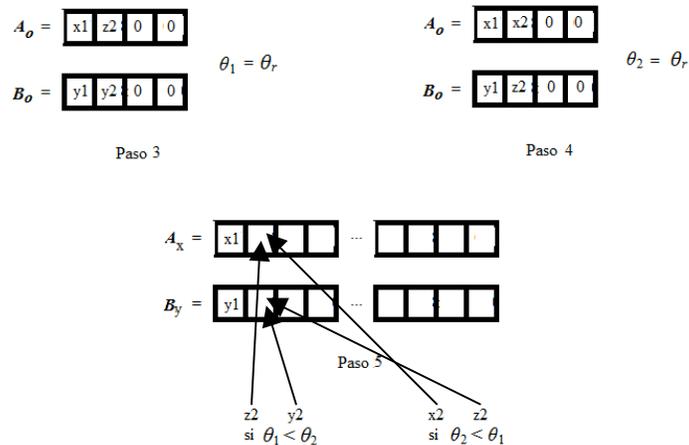


Figura 3. Procedimiento para obtener las segundas componentes de los vectores A_x y B_y .

Paso 6. Si consideramos que ahora θ_1 fue el ángulo menor, esto es, $\theta_1 < \theta_2$ y $\theta_1 < \theta_i$ las componentes de los vectores A_x y B_y serán z_3 e y_3 , respectivamente. Si por el contrario, $\theta_1 < \theta_2$ pero $\theta_1 > \theta_i$, una nueva consideración debe hacerse. Dado que θ_1 fue mayor a θ_i , es necesario ajustar el alineamiento considerando los valores anteriores que fueron alineados (en este caso x_2 y z_2) para reducir la distancia entre las dos ST.

Paso 7. Del paso anterior se abren dos nuevas posibilidades para el alineamiento, la primera es considerar las componentes z_3 y z_2 en A_0 y B_0 , respectivamente y la segunda es considerar las

componentes x_2 e y_3 . Para la primera posibilidad, denotaremos como ϕ_1 al ángulo calculado entre los vectores A_θ y B_θ . Se denotará como ϕ_2 al ángulo calculado tomando la segunda posibilidad.

Paso 8. Si al comparar los ángulos, resulta que $\theta_1 < \phi_1$ y $\theta_1 < \phi_2$ entonces, las componentes que se colocarán en los vectores A_x y B_y , serán z_3 e y_3 , respectivamente. Si $\phi_1 < \theta_1$ y $\phi_1 < \phi_2$, entonces las componentes que se colocarán en los vectores serán z_3 e z_2 . Por último, si $\phi_2 < \theta_1$ y $\phi_2 < \phi_1$, las componentes a tomar en cuenta serán x_2 e y_3 . El nuevo valor que tomará θ_i será el mayor de los ángulos θ_1 , ϕ_1 y ϕ_2 . Un ejemplo del procedimiento de los pasos 6, 7 y 8 se muestra en la Figura 4.

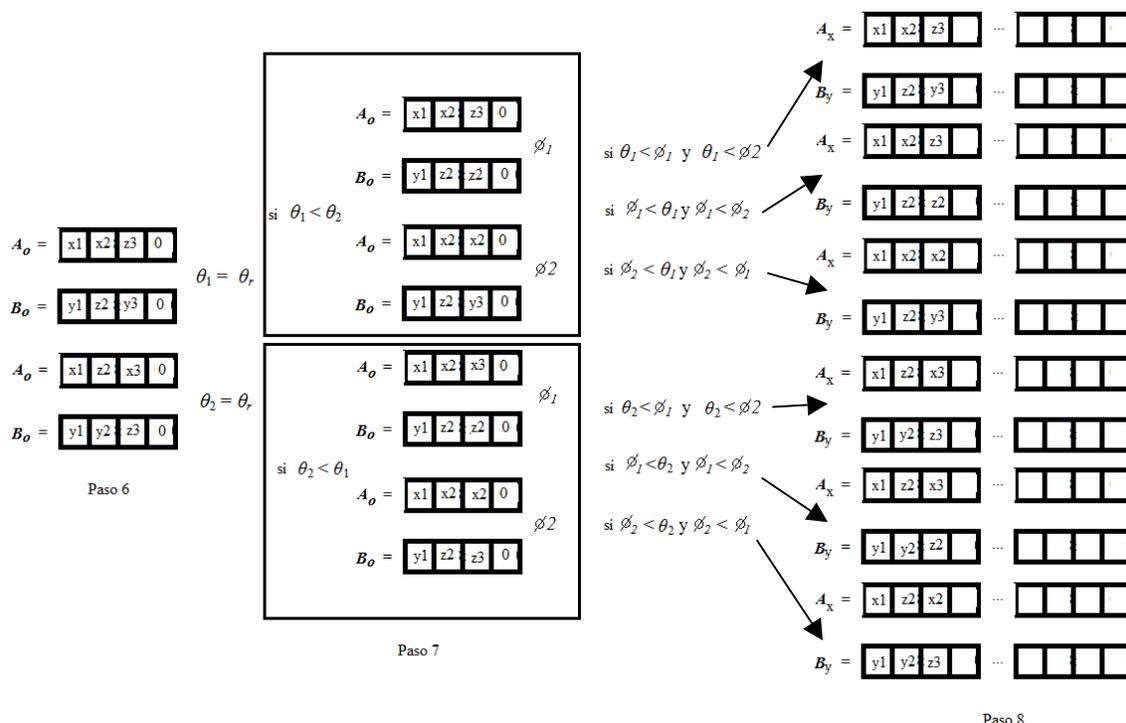


Figura 4. Procedimiento para obtener las componentes restantes de los vectores A_x y B_y .

El procedimiento mostrado en la Figura 4 sigue aplicándose recursivamente hasta que el último dato de las dos ST quedé alineado. Es importante comentar que el comportamiento de los vectores A_θ y B_θ son como una cola, es decir, una vez llenas las casillas, el primer componente que entró será el primero en salir. Otra característica a notar es que no es necesario evaluar toda la ecuación (4) durante el proceso de alineamiento, ya que puede simplificarse su evaluación restando y sumando los valores que entran y salen de los vectores A_θ y B_θ , de esa manera, se reduce el costo computacional.

Paso 9. Finalmente la medida de similitud entre ambas series de tiempo X e Y se obtiene evaluando el ángulo θ considerando los vectores A_x y B_y . El algoritmo de la TADC se muestra a continuación en la Tabla 1.

Tabla 1. Algoritmo de la TADC

<p>Algoritmo: Algoritmo de la TADC para hacer alineamiento entre dos ST.</p> <p>Entradas: serie X, serie Y y tamaño_vector.</p> <p>Salida: Distancia θ, vectores A_x y B_y</p> <p>Inicializaciones: $n = \text{tamaño_serie_X}$ $m = \text{tamaño_serie_Y}$ $A_0(1:\text{tamaño_vector}) = 0$ $B_0(1:\text{tamaño_vector}) = 0$ $\theta_i = 90^\circ, \phi_1 = 0^\circ, \phi_2 = 0^\circ, \theta_1 = 0, \theta_2 = 0, \theta_{12} = 0$ $i = 1, j = 1, k = 1, l = 1, \text{apuntador} = 1$</p> <p>while $i < n$ o $i < m$ do if $i = 1$ then $A_0(l) \leftarrow X(j)$ $B_0(l) \leftarrow Y(k)$ $A_x(\text{apuntador}) \leftarrow X(j)$ $B_y(\text{apuntador}) \leftarrow Y(k)$ $\theta_{12} = 0^\circ, i++, j++, k++, l++, \text{apuntador}++$ end if $i > 1$ then $c = X(j) - [X(j) - Y(k)]/2$ o $c = Y(k) - [Y(k) - X(j)]/2$ chechar la cola (A_0 y B_0) antes de asignar dato. Cola llena, do $l = 1$ $A_0(l) \leftarrow c$ $B_0(l) \leftarrow Y(k)$ $\theta_1 \leftarrow \text{distancia_coseno}(A_0, B_0)$ $A_0(l) \leftarrow X(j)$ $B_0(l) \leftarrow c$ $\theta_2 \leftarrow \text{distancia_coseno}(A_0, B_0)$ $\theta_{12} \leftarrow \min(\theta_1, \theta_2)$ if $\theta_{12} < \theta_i$ then $A_0(l) \leftarrow c$ o $X(j)$ $B_0(l) \leftarrow Y(k)$ o c $A_x(\text{apuntador}) \leftarrow c$ o $X(j)$ $B_y(\text{apuntador}) \leftarrow Y(k)$ o c $i++, j++, k++, l++, \text{apuntador}++$ end if $\theta_{12} > \theta_i$ then $A_0(l) \leftarrow c$ o $X(j)$ $B_0(l) \leftarrow B_0(l - 1)$ dato anterior $\phi_1 \leftarrow \text{distancia_coseno}(A_0, B_0)$ $A_0(l) \leftarrow A_0(l - 1)$ dato anterior $B_0(l) \leftarrow c$ o $Y(k)$ $\phi_2 \leftarrow \text{distancia_coseno}(A_0, B_0)$ if $\theta_{12} < \phi_1$ y $\theta_{12} < \phi_2$ then</p>

```

     $A_0(l) \leftarrow c \text{ o } X(j)$ 
     $B_0(l) \leftarrow Y(k) \text{ o } c$ 
     $A_x(\text{apuntador}) \leftarrow c \text{ o } X(j)$ 
     $B_y(\text{apuntador}) \leftarrow Y(k) \text{ o } c$ 
     $i++, j++, k++, l++, \text{apuntador}++$ 
end
if  $\phi_1 < \theta_{12}$  y  $\phi_1 < \phi_2$  then
     $A_0(l) \leftarrow c \text{ o } X(j)$ 
     $B_0(l) \leftarrow B_0(l - 1)$ 
     $A_x(\text{apuntador}) \leftarrow c \text{ o } X(j)$ 
     $B_y(\text{apuntador}) \leftarrow B_0(l - 1)$ 
     $i++, k++, l++, \text{apuntador}++$ 
end
if  $\phi_2 < \theta_{12}$  y  $\phi_2 < \phi_1$  then
     $A_0(l) \leftarrow A_0(l - 1)$ 
     $B_0(l) \leftarrow c \text{ o } Y(k)$ 
     $A_x(\text{apuntador}) \leftarrow A_0(l - 1)$ 
     $B_y(\text{apuntador}) \leftarrow c \text{ o } Y(k)$ 
     $i++, j++, l++, \text{apuntador}++$ 
end
end
end
 $\theta_i \leftarrow \max(\theta_{12}, \phi_1, \phi_2)$ 
end
 $\theta \leftarrow \text{distancia\_coseno}(A_x, B_y)$ 
regresa  $\theta, A_x$  y  $B_y$ 

```

3. Experimentos y Resultados

Para probar el desempeño de la TADC, nosotros realizamos tres experimentos. En el primer experimento se alinearon ST que fueron obtenidas a partir de funciones matemáticas, En el segundo experimento se consideraron ST que corresponden a la variación del flujo sanguíneo (señal Fotopleletismográfica) tanto de personas sanas como de personas con cardiopatía. Por último, en el tercer experimento las ST consideradas fueron señales procesadas de voz. En cada experimento se utilizaron diferentes dimensiones de vector para A_0 y B_0 , con la finalidad de observar el comportamiento del ángulo θ con respecto a este parámetro.

3.1. Experimento 1

Para probar la técnica sobre funciones matemáticas, se eligieron funciones oscilantes que contienen términos logarítmicos y armónicos. Variando los parámetros de los términos de estas funciones se logra conseguir ST diferentes. Considere las funciones dadas en (8) y (9)

$$f(t) = \log(t) + \cos(2\pi\omega t) \quad (8)$$

$$f(t) = \log(t) + \text{sen}(2\pi\omega t) \quad (9)$$

Para alinear a las dos ST generadas a partir de (8) y (9), se consideraron los siguientes valores para los parámetros. Para la primera ST se propuso, $\omega = 0.01$ y $1 \leq t \leq 200$. Para la segunda ST se tiene que, $\omega = 0.011$ y $1 \leq t \leq 210$. En la Figura 5(a) se muestran las gráficas de las dos ST sin alinear. En la Figura 5(b) se muestran las dos series de tiempo alineadas después de aplicar el algoritmo. En la Figura 5(c) se muestra la variación del ángulo θ para diferentes dimensiones de los vectores. Como puede observarse la menor medida de distancia que se tendrá entre ambas series será de $\theta = 4.5298^\circ$.

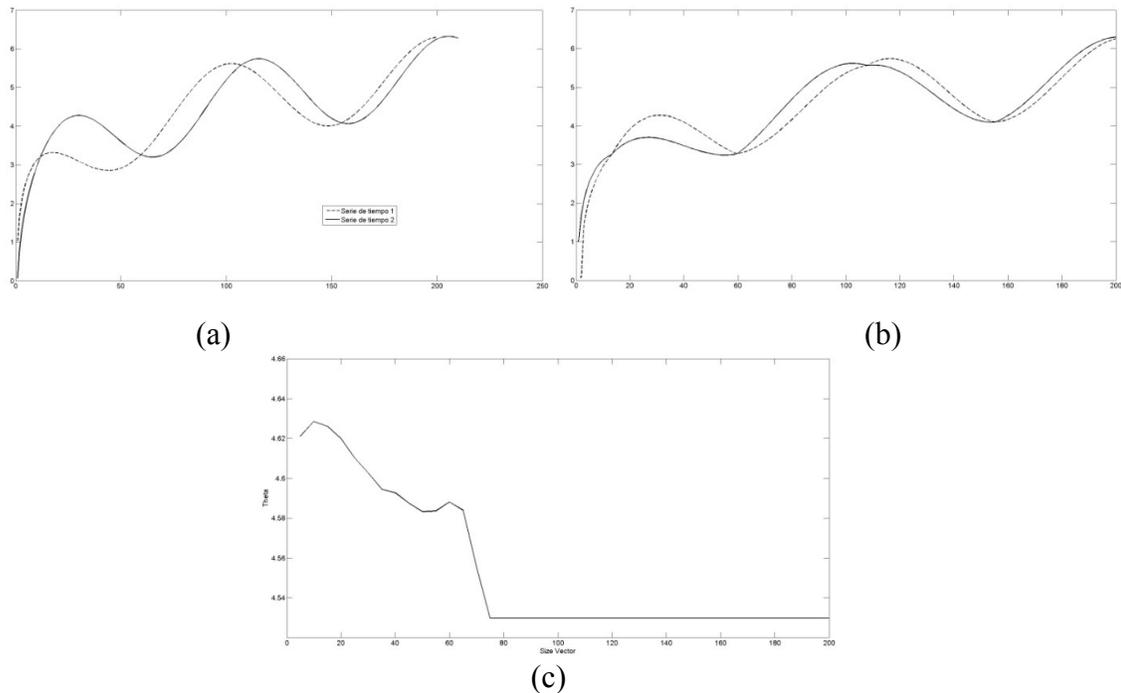


Figura 5. Gráficas de funciones matemáticas como ST. (a) ST sin alinear, (b) ST alineadas y (c) variación del ángulo θ respecto a la dimensión de los vectores A_θ y B_θ

3.2. Experimento 2

En sistemas médicos a veces es necesario hacer alineamiento para distinguir entre señales de pacientes sanos y señales de pacientes con patología. Un claro ejemplo de ello, es en reconocimiento de señales Fotopletismográficas (FPG) donde la morfología de la señal corresponde a la variación del flujo sanguíneo y es totalmente diferente para personas sanas que para personas con patología [8]. En las Figuras 6(a) y 6(b) se muestran dos señales FPG que corresponden a dos personas sanas y el alineamiento entre ellas. En las Figuras 6(d) y 6(e) se muestra un ejemplo de alineamiento cuando se considera una señal de una persona sana con una señal de una persona con patología. Es claro observar que la clasificación la determinaría la medida de distancia θ , donde se observa claramente (Figuras 6(c) y 6(f)) que dicho ángulo es menor cuando se alinean señales de personas sanas que cuando se alinean señales de una persona sana con una persona con patología.

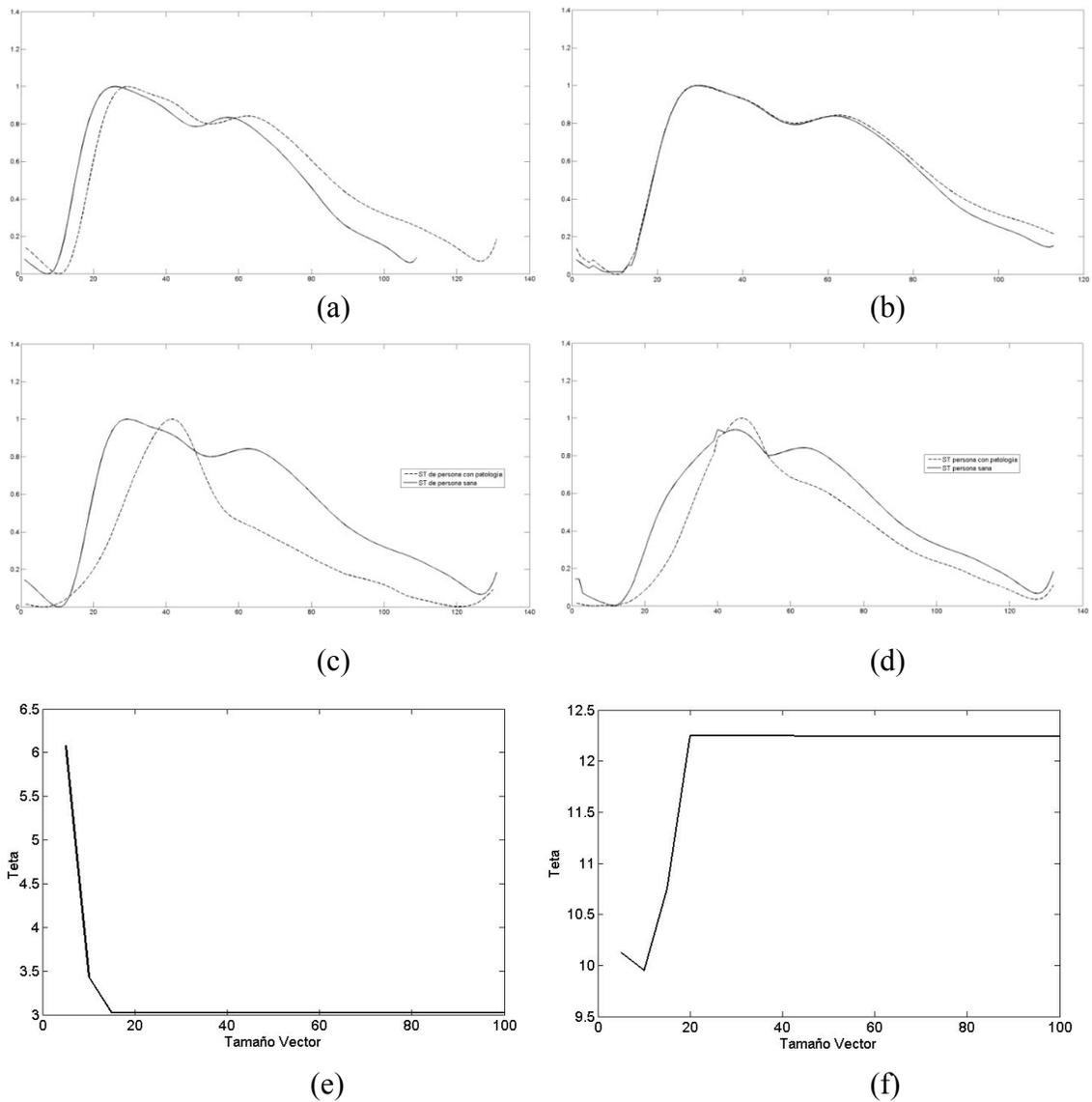
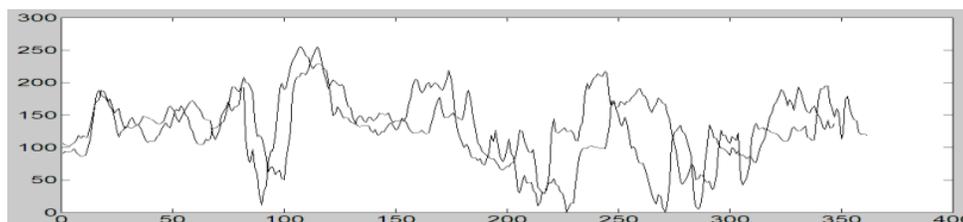


Figura 6. Ejemplo de clasificación de señales FPG

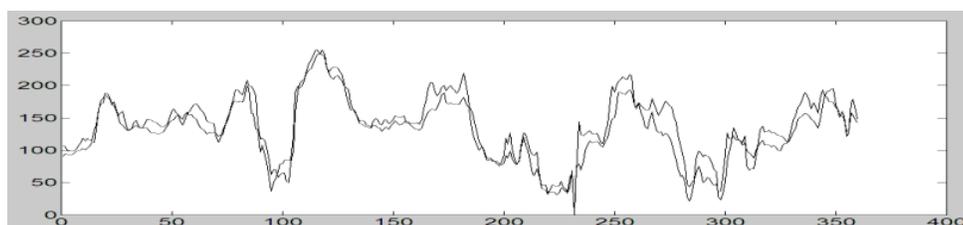
3.3. Experimento 3

Por último, mostramos que la TADC también puede aplicarse en sistemas de reconocimiento de voz. Para este experimento nosotros procesamos las señales de voz usando los Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) [9]. Con este procedimiento las locuciones se modelan mediante matrices de tamaño $n \times m$, donde n es el número de coeficientes cepstrales y m es un valor que está ligado con la duración de la locución. Por lo tanto, en un sistema de reconocimiento de voz se compara la matriz obtenida de la locución a reconocer con las matrices pertenecientes a las locuciones que están almacenadas dentro de una base de datos. Para comparar dichas matrices nosotros consideramos lo siguiente: Si tomamos un solo renglón de la matriz y graficamos las componentes de dicho renglón, la gráfica resultante sería una ST que describe el comportamiento de uno de los coeficientes cepstrales con respecto al tiempo.

De esa manera, si consideramos los n renglones de la matriz como ST, entonces se necesitarían hacer n alineamientos para comparar dos matrices, tomando el primer renglón de una matriz con el primer renglón de la otra matriz, el segundo renglón de una matriz con el segundo renglón de la otra matriz y así sucesivamente. En la Figura 7 se muestra el alineamiento de dos ST que corresponden al primer renglón de dos matrices que fueron generadas a partir de la locución “Esta es una nueva técnica de alineamiento”.



(a)



(b)

Figura 7. (a) ST sin alinear que corresponden al comportamiento de uno de los coeficientes cepstrales en el tiempo. (b) ST alineadas

Para hacer la clasificación de la locución a reconocer, se toma la matriz de ésta y se compara con la matriz de otra locución, entonces se suman las n distancias obtenidas de cada alineamiento, es decir, $\theta_{final} = \theta_{r1} + \theta_{r2} + \dots + \theta_{rn}$, donde el subíndice r_i representa los renglones de las matrices.

4. Conclusiones y Trabajo Futuro

Nosotros hemos presentado una nueva y eficiente técnica de alineamiento que puede adaptarse a diversas aplicaciones como ya lo hemos demostrado. Nuestro algoritmo es sencillo y fácil de implementar por lo que lo hace agradable para aplicaciones de reconocimiento. Nuestros resultados fueron mostrados mediante gráficas con la finalidad de observar el desempeño de la técnica y el comportamiento de la medida de distancia θ para diferentes dimensiones de vector. También, mostramos que cuando se alinean dos ST muy diferentes, el ángulo θ tiende a ser mayor que 10° y tiende a aumentar más cuando se incrementa la dimensión de los vectores A_θ y B_θ , tal como se mostró en la Figura 6(f). Por otro lado, si las ST son semejantes o similares, el alineamiento entre ellas dará ángulos menores a 10° , tal como se observó en la Figura 6(b). Considerar a los vectores A_θ y B_θ de alta dimensión ayuda ciertamente a que el alineamiento se lleve a cabo de mejor manera y se obtengan medidas de distancia más pequeñas.

Como parte de nuestro trabajo futuro, nosotros queremos aplicar la TADC a aplicaciones de reconocimiento de diálogos y reconocimiento de audio. Comparar la TADC con técnicas como el *deformamiento en el tiempo dinámico* o los *modelos ocultos de Markov* puede arrojar resultados interesantes.

Referencias

- [1] H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition," in *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 26, pp. 43-49, 1978.
- [2] L. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," in *Proc. IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257-286, 1989.
- [3] Camarena-Ibarrola, A., Chavez, "On musical performances identification, entropy and string matching," in *Fifth Mexican International Conference on Artificial Intelligence 2006 (MICAI2006)*, November 2006, 952-962.
- [4] M.B. Gulmezoglu, V. Dzhaferov, M. Keskin, A. Barkana, "A novel approach to isolated word recognition," *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing* 7 (6) (1999).
- [5] E. Allamanche, J. Jurgen, O. Hellmuth, B. Froba and M. Cremer, "AudioID: Towards Content-Based Identification of Audio Material," in *110th AES-Convention*, Amsterdam, 2001, Convention Paper 5380.
- [6] Gevins, A., "High-resolution EEG mapping of cortical activation related to working memory: effects of task difficulty, type of processing, and practice," *Cereb. Cortex* 7, 374-385, (1997).
- [7] Bailey J.J., Berson A.S., Garson A., "Recommendations for standardization and specifications in automated electrocardiography: bandwidth and digital signal processing. A report for health professionals by an ad hoc writing group of the Committee on Electrocardiography and Cardiac Electrophysiology of the Council on Clinical Cardiology, American Heart Association," *Circulation* 1990; 81: 730-9.
- [8] J. Allen "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement". *Physiol. Meas.* 2007; 28: R1- R39.
- [9] B. Logan, "Mel Frecuency Cepstral Coefficients for Music Modeling," in *Proc. Symp. Music Information Retrieval (ISMIR)*, 2000.