

DETECCIÓN DE FATIGA AL CONDUCIR UTILIZANDO TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADOR

COMPUTER VISION TECHNIQUES FOR FATIGUE DETECTION DRIVER

Alejandro Jaramillo I.¹, José Bestier Padilla B.², Ramiro Arango.²

¹ Programa de Tecnología Electrónica de la Universidad del Quindío, ajaramillo12@yahoo.com.

² Programa de Tecnología Electrónica de la Universidad del Quindío y Miembro del GIDET
jbpadilla@uniquindio.edu.co, ramy@uniquindio.edu.co.

Recibido: Marzo 5 de 2012

Aceptado: Mayo 15 de 2012

*Correspondencia del autor. Programa de Tecnología Electrónica de la Universidad del Quindío, jbpadilla@uniquindio.edu.co.

RESUMEN

La fatiga al conducir es uno de las principales causas de accidentes de tránsito. Los sistemas de detección de fatiga basados en visión por computador tienen gran potencial dada su característica de no-invasividad. Los principales desafíos que se presentan son los movimientos rápidos de ojos y boca, cambios de pose y variaciones de iluminación. En este trabajo se entrena un Modelo de Forma Activa para la detección de características faciales extraídas del modelo paramétrico Candide-3. Se describe la metodología de caracterización a partir del modelo paramétrico. Se evalúan de forma cuantitativa la exactitud en: la detección de características y la estimación de los parámetros asociados a la fatiga; analizando su robustez a variaciones de pose y variaciones locales de las regiones de interés. El modelo utilizado y la metodología de caracterización mostraron eficiencia para detectar la fatiga en el 100% de los casos evaluados.

PALABRAS CLAVES: Modelos de forma activa, Ajuste, Modelo Paramétrico, PERCLOS, AECS.

ABSTRACT

Driving Fatigue is one of the main causes of traffic accidents. The fatigue detection systems based on computer vision have great potential given by the property of non-invasiveness. Major challenges that arise are fast movements of eyes and mouth, changes in pose and lighting variations. In this paper an Active Shape Model is presented for facial features detection of features extracted from the parametric model Candide3. We describe the characterization methodology from parametric model. Also quantitatively evaluated the accuracy for feature detection and estimation of the parameters associated with fatigue, analyzing its robustness to variations in pose and local variations in the regions of interest. Results show that the proposed model can effectively detect eye-blinks and yawnings. The model used and characterization methodology showed efficient to detect fatigue in 100% of the cases.

KEYWORDS: Active Shape Model, Set, Parametric Model, PERCLOS, AECS.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad un gran número de accidentes de tránsito se producen principalmente por causa de la fatiga al conducir. La detección de la fatiga al conducir, ha sido el centro de atención de muchos trabajos (1), que tienen como fin la disminución de accidentes de tránsito. En la última década se han desarrollado sistemas de monitoreo que permiten detectar la fatiga al conducir y alertar al conductor usando diferentes técnicas. Sin embargo encontrar una manera eficiente de detectar la fatiga continua siendo uno de los problemas más importantes a resolver. En este trabajo se plantea un sistema de detección de fatiga basado en técnicas de visión por computador, en donde se analizan las respuestas visuales del rostro del conductor a partir de las variaciones que presentan sus características faciales, en especial las que se encuentran en las regiones de ojos y boca. Estas características son detectadas utilizando técnicas holísticas como los ASM (Active shape models) propuestos en (2), los cuales a partir del conocimiento a-priori del objeto (rostro a analizar) y ayudándose de un modelo paramétrico (en este caso Candide-3), permiten estimar la forma del objeto con un alto grado de exactitud. La ventaja de los ASMs es que estos permiten sobrellevar problemas como ruido, oclusiones, cambios de iluminación y elementos que agreguen variaciones en el fondo de la imagen a analizar (3). A partir de las características detectadas, es posible realizar mediciones del grado de cierre de los ojos y grado de apertura de la boca, para calcular parámetros asociados a la fatiga como el PERCLOS, AECS y YawFrec (4- 6).

MATERIALES Y MÉTODOS

A. Construcción y ajuste del ASM

Construcción del Modelo

Por el proceso de construcción de un ASM puede afectar su desempeño en el momento de alinear una imagen de entrada al modelo. Un ASM se deriva de un conjunto de imágenes de entrenamiento, en el cual cada una está representada por un conjunto de n -landmarks los cuales representan las características faciales (2, 3) El entrenamiento del ASM se logra mediante dos pasos fundamentales: etiquetado manual del conjunto de entrenamiento y obtención del modelo de forma.

Etiquetado manual del conjunto de entrenamiento: se realiza con el fin de obtener un modelo que pueda generalizar la mayor cantidad de formas posibles, en

esta etapa se hace la selección de cuales imágenes serán incorporadas en el conjunto de entrenamiento. Cuando ya se ha decidido las imágenes a incorporar, se deben considerar todas las variaciones de forma del rostro que se deseen estimar. Por lo tanto las variaciones que no estén presentes en el conjunto de entrenamiento no podrán ser estimadas por el ASM. Sin embargo es posible sobre-entrenar el modelo (2) incluyendo demasiadas imágenes con formas similares.

Con el fin de abarcar toda la región del rostro en el etiquetado, se utilizará el modelo Candide-3, el cual consiste de un conjunto de 113 puntos que describe en detalle todas las regiones del rostro (ojos, nariz boca, mentón, etc.), como se muestra en la Figura 1.

Obtención del modelo de forma: debido a que en el conjunto de imágenes para el entrenamiento los rostros presentan variaciones de rotación, traslación y escala; en el momento de obtener la forma media y los modos de variación para el conjunto de entrenamiento, es necesario alinear todas las formas con respecto a un sistema de coordenadas común. Es por esto que se utiliza el análisis de Procrustes (2, 7), el cual crea formas que son independientes a la traslación, rotación y escala. Este procedimiento permite un análisis estadístico de las variaciones de los rostros debido a su naturaleza.

Para obtener los modos de variación del conjunto de entrenamiento, se utiliza el análisis de componentes principales (PCA) con el fin de calcular los *eigenvalores* λ_k y así reducir la dimensionalidad del conjunto de formas en el entrenamiento.

Los datos originales pueden ser aproximados por los primeros t modos (cantidad que explique en su mayor proporción la varianza exhibida en el conjunto de entrenamiento), y el conjunto de entrenamiento se puede obtener mediante (2, 3):

$$x = \bar{x} + Pb \quad [1]$$

Donde

$\bar{x} = (x_1, y_1, \dots, x_n, y_n)^T$ es la forma media (vector con la media de todos los puntos etiquetados manualmente),

$P = (p_1, p_2, \dots, p_t)^T$ es la matriz de los primeros t *eigenvalores* y

$b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ es un vector de parámetros de forma.

Ajuste del Modelo

La forma de un modelo en una imagen es descrita por los parámetros de forma, b , combinados con alguna transformación (de las coordenadas del modelo a las coordenadas de la imagen) (2).

$$x = T_{X_t, Y_t, s, \theta}(\bar{x} + Pb) \quad [2]$$

Donde $T_{X_t, Y_t, s, \theta}$; realiza la rotación por θ , escalamiento por s y una traslación por (X_t, Y_t) .

Para encontrar la mejor pose y parámetros de forma que a partir del modelo estimen un nuevo conjunto de puntos Y en la imagen, se debe minimizar el cuadrado de la distancia entre el modelo y los puntos de la imagen, como se muestra en la Ecuación 3 (3):

$$|Y - T_{X_t, Y_t, s, \theta}(\bar{x} + Pb)|^2 \quad [3]$$

B. Caracterización de la fatiga

Como se mencionó en la sección anterior, se utilizará un modelo ASM con el fin de estimar la forma del rostro del sujeto a analizar y con esta obtener los puntos que conforman el modelo paramétrico Candide-3. Estos se utilizarán para determinar los movimientos y variaciones de forma de las regiones de ojos y boca, sobre las cuales se realizará el cálculo de tres parámetros PERCLOS, AECS y *YawnFreq*.

El PERCLOS y AECS son mediciones que caracterizan el movimiento de los párpados. El PERCLOS ya ha sido validado y se ha encontrado que es el parámetro más apropiado para detectar la fatiga (8). El AECS es un buen indicador de fatiga, este ha sido definido como la cantidad de tiempo necesaria para cerrar o abrir completamente los ojos. Existen otros tipos de evidencia que demuestran la validez de estas dos mediciones: por una parte el grado de cierre de los ojos es caracterizado por la forma de la pupila, se ha observado que cuando los ojos están cerrados la pupila es ocluida por los párpados haciendo que su forma se haga más elíptica, por lo que es posible usar la razón de los ejes de la elipse de la pupila para calcular el grado de cierre de los ojos. Éste, medido en el tiempo, se usa para calcular el PERCLOS (9). De otra forma estudios como (10), han demostrado que el AECS de una persona fatigada es distintivamente diferente del de una persona alerta.

Una persona fatigada se caracteriza por manifestar pocas expresiones debido a que existe mínima actividad de los músculos faciales, siendo el bostezar o abrir la boca la expresión más común. Monitoreando los movimientos de los labios se puede detectar una boca en posición abierta, si las características alrededor de ella se desvían de su configuración de cerrada. La apertura de la boca es caracterizada por la razón entre su alto y su

ancho. Esta razón es utilizada para calcular el *YawnFreq* (9). En la Figura 1 se muestran los puntos característicos del rostro sobre los cuales se analizará la fatiga en el sujeto.

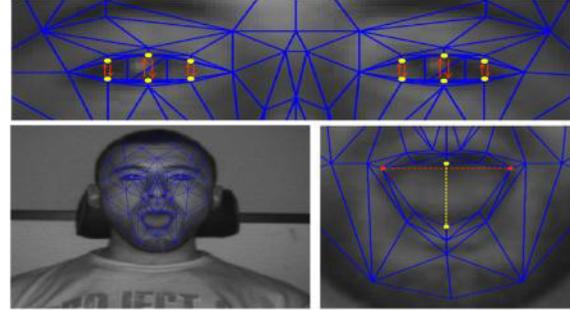


Figura 1. Descripción global del rostro utilizando el modelo Candide-3, y puntos de ojos y boca mediante los cuales se caracterizará la fatiga.

Caracterización de los movimientos de los párpados

Para calcular el PERCLOS y el AECS en (10) y (11) se propone seguir continuamente la pupila y determinar el grado de cierre de los ojos en forma acumulativa sobre el tiempo, usando la razón de los ejes de la elipse de la pupila. Un cierre de los ojos individual es definido como la diferencia de tiempo entre dos instantes para los cuales el tamaño de la pupila es del 20% o menos del tamaño normal. Una velocidad de cierre individual es definida como el periodo de tiempo durante el cual el tamaño de la pupila está entre el 20% y el 80% del tamaño nominal de la pupila respectivamente.

Para realizar estas mediciones se propone aplicar la metodología descrita en (11), pero a diferencia de esta, no se calculará el grado de cierre de los ojos usando la razón de su elipse si no que se calculará usando los vértices de los ojos definidos en el modelo Candide-3. Específicamente se usarán los vértices de los párpados 98, 54, 106, 100, 55 y 108 para el ojo derecho y 105, 21, 97, 107, 22 y 99 para el ojo izquierdo respectivamente. De esta forma el grado de cierre de los ojos se calcula como:

$$C_{OD} = \frac{d(98-100)+d(54-55)+d(106-108)}{3} \quad [4]$$

$$C_{OI} = \frac{d(105-107)+d(21-22)+d(97-99)}{3} \quad [5]$$

A partir de las Ecuaciones 4 y 5, cuando el grado de cierre del ojo es menor o igual que el 20 % de la distancia máxima entre párpados se considera que los ojos están cerrados. Siguiendo la metodología presentada en (12), en este trabajo se considera que para determinar si un

sujeto esta bajo los efectos de la fatiga, se debe tomar una ventana de tiempo de 800 ms para la cual se estimará el porcentaje de tiempo en el cual el sujeto permanece con los ojos cerrados y así obtener una medición del PERCLOS. Si se utiliza una frecuencia de muestreo de 25 frames por segundo y se toma como criterio que cuando un sujeto permanece por más de 5 frames consecutivos con los ojos cerrados, se puede considerar que para valores de PERCLOS por encima del 25%, el conductor está presentando un nivel de fatiga. Así mismo para valores de PERCLOS por debajo del 20% se considera que el conductor está en estado de Alerta. Es de resaltar que para valores de PERCLOS entre 20% y 25%, se considera un estado de transición donde el conductor se encuentra estable.

Además se realizará una medición del promedio del PERCLOS en el tiempo tomando 5 valores de PERCLOS, con el fin de obtener un valor cada 4 segundos y así acentuar el nivel de fatiga que presenta el sujeto. Por lo cual se considera que el sujeto presenta un nivel de fatiga para valores promedio de PERCLOS mayores al 5%, en estado de alerta para valores menores de 4% y de igual forma que en la discusión anterior se considera un estado de transición donde el conductor se encuentra estable para valores entre 4% y 5%.

Caracterización de los movimientos de los labios

Para calcular la frecuencia de ocurrencia de apertura de la boca, es necesario conocer el grado de apertura de la boca, el cual es representado por la razón del alto y el ancho de la boca. El alto de la boca es representado por la distancia entre el labio superior y el inferior y el ancho de la boca es representado por la distancia entre las esquinas izquierda y derecha. La gráfica del grado de apertura de la boca sobre el tiempo se conoce como *YawnFrec* y en ella se puede ver los bostezos como picos.

Para realizar la medición del grado de apertura de la boca se plantea usar los vértices de la boca definidos en el modelo *Candide-3*. Específicamente se usarán los vértices que definen los extremos (derecho 64, izquierdo 31, superior 7 e inferior 8) de la boca. De esta forma el grado de apertura de la boca se calcula como:

$$Boca\ Abierta = \frac{d(7-8)}{d(64-31)} \quad [6]$$

De acuerdo al trabajo realizado en (13) si el grado de apertura de la boca está por encima de 0.5 en más de 20 frames consecutivas, se puede considerar que el conductor bostezó.

C. Marco experimental

Base de Datos

La base de datos utilizada en este trabajo, fue adquirida en el laboratorio de Control e Instrumentación de la Universidad Tecnológica de Pereira-Colombia. La cual cuenta con grabaciones de 5 sujetos en estado de ALERTA, FATIGADO y un video de protocolo en el cual el sujeto a estudiar realiza cambios de pose parpadeos y bostezos controlados, con el fin de medir la exactitud con la cual el modelo ASM estima las características faciales. Estos videos fueron adquiridos a una tasa de muestreo de 25 frames por segundo y una resolución de 640 x 480 píxeles.



Figura 2. Base de datos a utilizar

Métricas de evaluación

Se estimará el modelo de forma para cada sujeto, contemplando 5 cambios de pose (-30°, -15°, 15° y 30° en el eje Y y 25° en el eje X para simular los cabeceos) y 1a frontal, con lo cual se tendrán 25 imágenes para cambios de pose y 25 imágenes frontales. El primer paso es calcular el error promedio de la distancia entre los puntos etiquetados manualmente \mathbf{pi} y los puntos estimados por el modelo $\hat{\mathbf{pi}}$, para el conjunto de imágenes de entrenamiento y para el conjunto de prueba (5 sujetos 25 frontales y 25 cambios de pose) de la forma:

$$Error = \frac{1}{N_l N_{pts}} \sum_{i=1}^{N_{pts}} \| \mathbf{pi} - \hat{\mathbf{pi}} \| \quad [7]$$

Donde N_l es el número de imágenes etiquetadas manualmente, N_{pts} es el número de puntos a estimar.

Para realizar un análisis cuantitativo de la exactitud en el ajuste del modelo ASM, se calcula el error relativo entre los puntos etiquetados manualmente y los puntos estimados por el modelo para la región de los párpados. El error relativo de un conjunto de 6 puntos se calcula mediante:

$$Rerr = \max(d_{198}, d_{1100}, d_{154}, d_{155}, d_{1106}, d_{1108}) / d_{153-56} \quad [8]$$

Donde d_{198} es la distancia euclídea entre el vértice 98 etiquetado manualmente y el vértice estimado, y así

sucesivamente; además $d_{i_{53} - 56}$ es la distancia euclídea entre los vértices 53 y 56 etiquetados manualmente, con lo cual se obtiene el ancho del ojo izquierdo. Tomando como ejemplo el criterio presentado en (14), en el cual si $Rerr < 0.25$, el ajuste del modelo al rostro es considerado correcto. Es por esto que para un $Rerr = 0.25$ el máximo del argumento de la Ecuación 8, equivale a 1/4 del ancho del ojo. Por lo tanto para la base de datos comprendida por un conjunto de N imágenes, la tasa de detección se define como:

$$R = \sum_{i=1}^N \frac{i}{N} \times 100, Rerr_{i < 0,25} \quad [9]$$

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A partir de las métricas descritas en la sección anterior, se calcula la exactitud con la cual el modelo ASM estima los puntos característicos del rostro.

del ajuste del ojo derecho y 0.135 para el ojo izquierdo en imágenes frontales, el porcentaje de detección es del 100 %, lo que indica que la exactitud en el ajuste del modelo ASM es alta. Además para imágenes con variaciones de pose se logra el 100% de ajuste de la región de los ojos para errores relativos de 0.18 y 0.19, siendo estos mucho más bajos que el criterio establecido de 0.25.

En la actualidad el criterio $Rerr < 0.25$ no es adecuado para considerar una detección como correcta y puede ser no muy conveniente cuando se desea realizar detección de características en imágenes con menor escala. Es por esto que se considera una tasa detección exitosa para errores de $Rerr < 0.15$ (15). Con base en esto, se muestra que el modelo ASM usado en este trabajo es eficiente y cumple este requerimiento.

En la Figura 4 se muestran los resultados de estimación del PERCLOS para grabaciones de 5 sujetos que suman en total alrededor de 1 hora. Se puede observar

Tabla 1. Error promedio de estimación

	N	Conjunto Total		Frontales		Cambios de pose	
		Error [pix]	T [ms]	Error [pix]	T [ms]	Error [pix]	T [ms]
Entrenamiento	25	2,4882 ± 0,51	20,8	2,2569 ± 0,42	19,7	2,5807 ± 0,5	20,3
Prueba	25	3,1438 ± 0,49	21,3	3,0668 ± 0,67	19,3	3,2373 ± 0,53	20,7

En la Tabla 1, se puede observar que aunque la exactitud en la estimación de los puntos es mayor para las imágenes del conjunto de entrenamiento, el error promedio también es pequeño para las imágenes de prueba. Esto se debe a un procedimiento riguroso en el entrenamiento y construcción del modelo en los cuales se consideraron la mayor cantidad de formas posibles a estimar. Por otra parte, se observa que aunque el error promedio para las imágenes con cambios de pose es un poco mayor que en el caso de las imágenes frontales, indica que la exactitud en la estimación del modelo de forma es alta para imágenes que presenten cambios de pose del rostro.

Además, es de resaltar que los tiempos promedio de estimación del modelo ASM, son relativamente pequeños lo cual ayudaría en aplicaciones en línea.

Distribución del Error Relativo (Ranking)

La Figura 3 muestra la función de distribución del error relativo contra la tasa de detección exitosa, en la cual se observa que para un error relativo de 0.100 en el caso

que todos los sujetos manifiestan momentos de fatiga dado que sobrepasan el umbral superior en más de un instante; siendo el sujeto 5, seguido del 2, los que menor cantidad de momentos de fatiga presentan (medidos mediante la duración del cierre de ojos) y también de una menor duración (dada por la amplitud en términos de % de *frames*), comparados con los demás sujetos que presentan mayor cantidad de momentos de fatiga, este comportamiento se observa mejor en la grafica del PERCLOS promedio que representa un comportamiento más general y donde también es bastante claro que es el sujeto 4 el que tiene un menor nivel de alerta, por las razones anteriormente expuestas. Siguiendo tan sólo parámetros asociados a los movimientos de los párpados es posible determinar adicionalmente cuando un sujeto, entra y sale de microsueños (periodos de sueño entre 1 s y 10 s es decir mayores a 25 *frames* en la grafica de PERCLOS).

Un análisis cuantitativo de la medición de los parámetros asociados a la fatiga como lo son el PERCLOS y

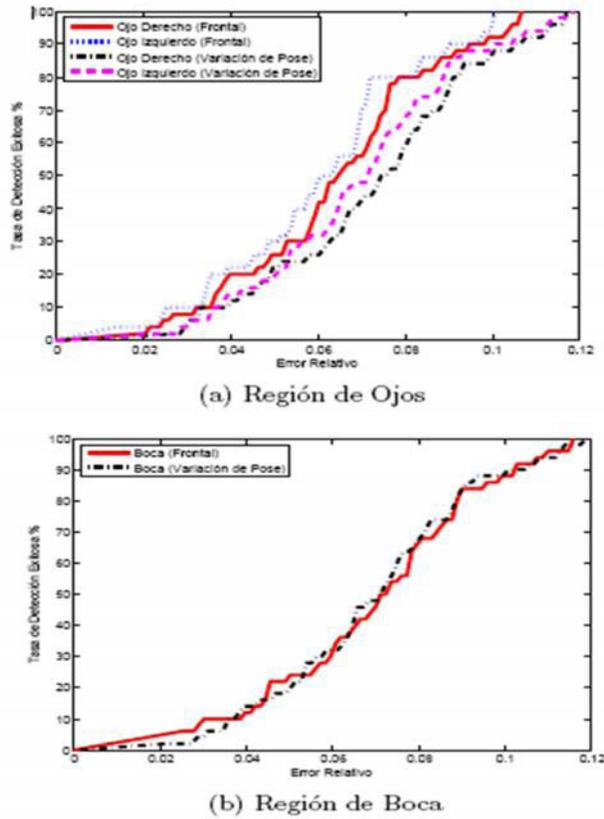


Figura 3. Error Relativo versus Tasa de Detección Exitosa para las imágenes de la Base de datos

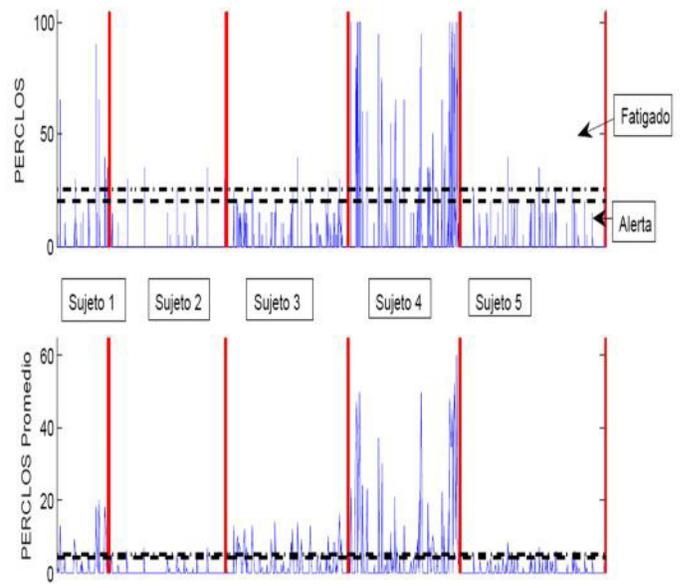


Figura 4. Análisis del PERCLOS para los 5 sujetos en la base de datos.

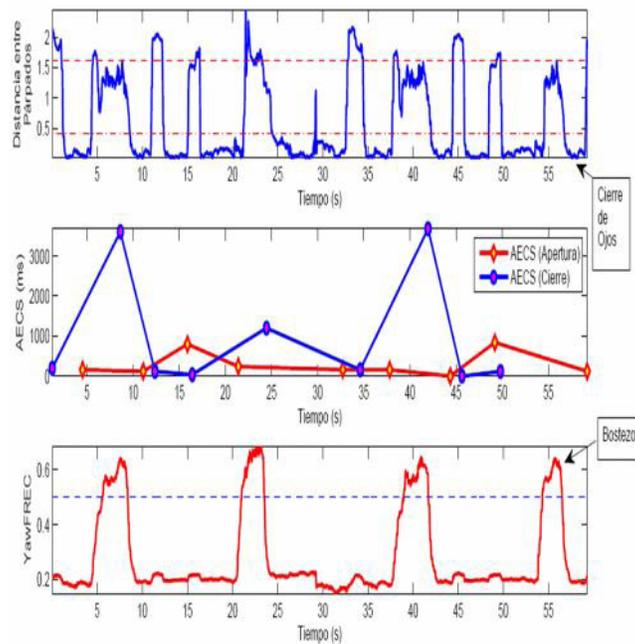


Figura 5. Cierre de Ojos, AECS y YawFrec para un sujeto fatigado.

el PERCLOS promedio, se puede notar en la Figura 5. En la cual se muestra un segmento de 60 segundos de grabación de un sujeto en estado de fatiga; para el cual se observa claramente el estado de fatiga debido a los continuos cierres de ojos por un periodo de tiempo prolongado (mayor a 1 segundo), además de presentar unos de valores de AECS muy altos lo que indica que el sujeto está entrando en un estado de somnolencia, resultado que se reafirma al observar la gráfica *YawFrec*, donde se presentan de manera frecuente una cantidad de bostezos por parte del sujeto en el momento de la grabación.

Continuando el análisis del sujeto presentado en la Figura 5, de los 10 cierres de ojos y 4 aperturas de boca realizados por el sujeto, se detectaron el 100 % de estos movimientos; lo que indica que la exactitud de la caracterización de la fatiga soportada por el modelo ASM es muy alta ya que para movimientos de las regiones de ojos y boca, como lo son los parpadeos y bostezos; son detectados de una manera robusta, lo cual se refleja en el buen desempeño en la estimación de la fatiga. Cabe resaltar que los algoritmos fueron implementados en *Matlab* y *C++*.

CONCLUSIONES

Se presentó, la caracterización de fatiga con base en el modelo paramétrico *Candide-3*. Las regiones analizadas corresponden a los ojos y la boca sobre las cuales se hace detección y seguimiento de características usando ASM. Los resultados muestran que la estimación de los puntos es exacta y cumple con los requerimientos para este tipo de sistemas. Mediante un análisis cuantitativo se evaluó la robustez del modelo ASM en la detección de características, la cual se mantiene en los valores nominales para un rango de pose entre $[-30^{\circ}-30^{\circ}]$ en *Y* y $[0^{\circ}-25^{\circ}]$ en *X*. El modelo utilizado y la metodología de caracterización mostraron eficiencia para detectar la fatiga en el 100 % de los casos evaluados. Además, debido a la alta exactitud en la detección de características y la caracterización propuesta, con el fin de calcular los parámetros asociados a la fatiga como el PERCLOS, AECS y *YawFrec*, para determinar la presencia de fatiga, el sistema diseñado posee gran potencial para detectar la fatiga en etapas tempranas, siendo de gran interés en investigación en prevención vial.

BIBLIOGRAFÍA

1. Hancock, P.A., Verwey, W.B.: Fatigue, workload and adaptive driver systems. *Accid Anal Prev*, 1997; 29, 495-506.
2. Timothy F. Cootes, Christopher J. Taylor, D.H.C.J.G.: Active shape models-their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995; 61, 38-59.
3. Cootes, T.F., Taylor, C., Pt, M.M.: Statistical models of appearance for computer vision, 2004.
4. Senaratne, R., Hardy, D., Vanderaa, B., Halgamuge, S.: Driver fatigue detection by fusing multiple cues. In: *ISNN '07: Proceedings of the 4th international symposium on Neural Networks*. 2007; 801-809.
5. Smith, P., Shah, M., da Vitoria Lobo, N.: Determining driver visual attention with one camera. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 4, 2003; 205 – 218.
6. Bergasa, L., Nuevo, J., Sotelo, M., Barea, R., Lopez, M.: Real-time system for monitoring driver vigilance. *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 7, 2006; 63 -77.
7. Larsen, R.: Functional 2D procrustes shape analysis. In: *14th Scandinavian Conference on Image Analysis*. Volume 3540 of LNCS., Berlin Heidelberg, Springer Verlag, 2005; 205 – 213.
8. Dinges, D.F, M.M.M.G.P.J.: Evaluation of techniques for ocular measurement as an index of fatigue and the basis for alertness management, 1998.
9. Zhu, Z., J.Q.L.P.: Real time non-intrusive monitoring and prediction of driver fatigue. *IEEE Trans. Veh. Technol* 53, 2004; 1052 – 1068.

10. Ji, Q. Yang, P.: Real time visual cues extraction for monitoring driver vigilance. In ICVS, 2001; 107 – 124.
11. Ji, Q. Yang, X.: Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance. Real-Time Imaging 8, 2002; 357-377.
12. Dong, W.H., Wu, X.: Driver fatigue detection based on the distance of eyelid. In: IEEE Int. Workshop VLSI Design and Video Tech Suzhou. 2005; 28 – 30.
13. Wang, T., Shi, P.: Yawning detection for determining driver drowsiness. In: VLSI Design and Video Technology, 2005. Proceedings of 2005 IEEE International Workshop on. 2005; 373 – 376.
14. M., H., S., I.: Eye detection using intensity and appearance information. In: IAPR Conference on Machine Vision Applications. 2009.
15. Song, J., Chi, Z., Liu, J.: A robust eye detection method using combined binary edge and intensity information. PR 39. 2006; 1110 – 1125.