

Reconocedor de Expresiones Faciales usando un Sistema basado en Lógica Difusa

Baruffaldi Juan Manuel; Pellejero Nicolás

Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura. Universidad Nacional de Rosario.

Resumen En este trabajo se presenta un sistema que reconoce la expresión facial de una persona, y de allí se infiere mediante la ayuda de un sistema de lógica difusa la emoción predominante en la misma. El proceso consta en primer lugar de una etapa de entrenamiento, que habilita a configurar valores del sistema difuso según las características faciales de una persona en particular. Luego se inicia la primer etapa del proceso de reconocimiento la cual consiste en detectar ciertos puntos, seguirlos, y calcular un conjunto de ángulos. En la siguiente etapa se procesan los sistemas difusos (asociado cada uno a una emoción) con los ángulos de entrada y se obtiene el grado de pertenencia del rostro a cada una de las emociones. Por último, se procesan las salidas en un nuevo sistema difuso del cual se obtiene el resultado final.

1. Introducción

Existe una tendencia, en el desarrollo de aplicaciones, a trabajar interactivamente con el usuario haciendo foco en las sensaciones que la aplicación le produce. En otras palabras, se busca mejorar la experiencia de uso.

Por otro lado, luego de profundizar en el estado del arte, se vio que no es muy prolífico el trabajo que ataca esta problemática y, además, lo poco que esta desarrollado tiene otro enfoque. En particular algunos analizan movimientos o diferencias de las expresiones faciales en una secuencia de imágenes [7,8,9,10,11,13]. Otro enfoque es usar de referencia una imagen de la expresión neutral [12,14].

En vista de esto, surgió la idea de reconocer las sensaciones del usuario por medio del video. Como conclusión, derivó la motivación de reconocer ciertas emociones en tiempo real, ya sea desde una cámara web o cualquier dispositivo de captura de video.

Las emociones son conceptos centrales en la interacción entre seres humanos. Asimismo, con el auge de la informática, cada vez es más relevante la relación entre los seres humanos y los diferentes tipos de dispositivos informáticos. Por esta razón y para mejorar esta relación, se debe lograr reconocer en forma automática las emociones de los seres humanos.

El objetivo de este trabajo es reconocer el estado de ánimo predominante en una persona. En base a esto, en un futuro, se podrían realizar acciones según la emoción del usuario. Por ejemplo, tomando una aplicación de e-learning, se podrían tomar en base a las emociones del alumno diferentes decisiones didácticas y pedagógicas.

También es importante enfocarse en obtener una performance que permita reconocer en tiempo real, sin dejar de priorizar el éxito del reconocimiento.

Vale aclarar que teniendo en cuenta aplicaciones futuras, es de vital importancia desarrollar una implementación lo mas reusable posible.

2. Marco teórico

El presente trabajo está inspirado principalmente en [3]. A continuación se delinearé brevemente dicha investigación aclarando las diferencias con el presente trabajo.

En primer lugar, en [3], se realiza una fase de procesamiento de imágenes, con el fin de detectar el rostro en la imagen. Una vez localizado el rostro, se procede a distinguir sus áreas fundamentales como ser cejas, nariz, boca, etc. A continuación, se detectan 13 puntos característicos de forma automática, haciendo algunas comprobaciones que dan cierta certidumbre de que estos puntos son los correctos, por ejemplo se comprueba que cada punto tenga su color característico. En el presente prototipo se ha simplificado este proceso eliminando el procesamiento de imágenes y marcando de forma manual los puntos en la imagen.

Para seguir a través del video estos puntos, en [3], se vuelve a computar el proceso antes mencionado. En contraposición, en este trabajo se optó por un algoritmo de flujo óptico ampliamente utilizado en el área [2].

En ambos trabajos, con los antedichos puntos se calculan 6 ángulos que pretenden representar el conjunto de Unidades de Acción (AU) que describen el movimiento atómico de los músculos faciales [1]. Además, estos ángulos son la entrada del sistema fuzzy correspondiente al módulo *Fuzzy Classification* de [3] y *Cálculo de la emoción* del presente trabajo, del cual se obtiene para cada emoción un valor correspondiente a su intensidad.

Por último en [3] se determinan las emociones significativas haciendo uso de un sistema que simula un grupo de reglas del tipo IF-THEN, con umbrales estrictos que no hacen uso de la lógica difusa. En esta etapa, para el trabajo que se presenta, se prefirió idear un nuevo sistema fuzzy que distinga las emociones significativas.

Cabe destacar que en ambos modelos es necesario adaptar los diferentes conjuntos de pertenencia de los inputs del primer sistema fuzzy, según las características faciales de la persona de la cual se quieren distinguir sus emociones.

Este procedimiento, en [3], se realiza de la siguiente manera: se consiguen los máximos y mínimos de cada ángulo tomados del conjunto de mediciones de todas las emociones. Y de la emoción neutral los valores medios. De esta forma, los sistemas fuzzy de cada emoción tienen idéntica configuración. Por el contrario, el entrenamiento en el presente trabajo se realiza obteniendo los máximos, mínimos y valores medios de cada ángulo tomados de las mediciones de cada emoción en particular. Así, se logra una configuración particular para cada emoción.

Los sistemas de lógica difusa (Fuzzy Logic) son una rama de la **Inteligencia Artificial** que permite trabajar con modos de razonamiento imprecisos partiendo de conjuntos borrosos.

Un **conjunto borroso** es una clase de objetos con un grado continuo de pertenencia. Dicho conjunto se caracteriza por una función de pertenencia que asigna a cada objeto un grado de pertenencia que oscila entre cero y uno.

A mediados de los 70 el ingeniero eléctrico iraní **Lofty A. Zadeh** de la Universidad de Berkeley postuló por primera vez la lógica difusa publicando *Fuzzy Sets* [6] en la revista *Information and Control*. Introdujo el concepto de conjunto difuso (Fuzzy Set) para representar el pensamiento humano no con números sino con etiquetas lingüísticas.

Los sistemas de lógica difusa más comunes que se encuentran en la literatura se encuentran en unos de los siguientes tipos: Sistemas difusos tipo *Mamdani* [15] y Sistemas difusos tipo *Takagi – Sugeno*.

En este trabajo se utilizaron sistemas de tipo **Mamdani**, en el cual se distinguen los siguientes conceptos:

Fuzzificación: Comprende el proceso de transformación de los valores numéricos provenientes del exterior y los convierte en valores "difusos", es decir, grados de pertenencia para términos lingüísticos. La función de pertenencia se utiliza para asociar una intensidad a cada valor.

Proceso de inferencia: Teniendo los diferentes grados de pertenencia obtenidos por la fuzzificación, los mismos deben ser procesados para generar una salida difusa. La tarea del sistema de inferencia es tomar los grados de pertenencia y apoyado en la base de reglas generar la salida.

Reglas: La base de reglas son la manera que tiene el sistema difuso de guardar el conocimiento lingüístico que le permiten resolver el problema para el cual ha sido diseñado. Estas reglas son del tipo IF-THEN. En un sistema difuso tipo Mamdani tanto el antecedente como el consecuente de las reglas están dados por expresiones lingüísticas.

Defuzzificación: Es el proceso inverso que el de la fuzzificación, es decir, es la acción de convertir un valor difuso en un valor exacto. En el presente trabajo se utilizan los siguientes métodos: Por un lado se tiene el método Center Of Gravity (COG) que dado un conjunto borroso, toma el valor de las abscisas correspondiente al centro de masa del área de dicho conjunto. Por el otro, el método Smallest of Maximum que toma el valor correspondiente al máximo del conjunto borroso, y si este no es único, discrimina la menor abscisa correspondiente a este valor.

Por último cabe destacar que si bien en lo que resta del presente trabajo se hace en ciertas ocasiones uso indiscriminado de los conceptos de **emoción** y su **expresión facial asociada**, cometiendo un abuso de lenguaje, se debe distinguir perfectamente entre los mismos, teniendo claro que el objetivo

esencial que se persiguió fue el de reconocer expresiones faciales asociadas a ciertas emociones, y no las emociones en si mismas, lo cual ciertamente sería más ambicioso.

3. Arquitectura Propuesta

Siguiendo la propuesta de [3], la principal referencia de este trabajo, se planteó una arquitectura de reconocimiento de 2 emociones y la ausencia de ellas: *Happiness*, *Sadness* y *Neutral*; aunque se diseño de forma extensible. La arquitectura planteada se divide en los siguientes módulos:

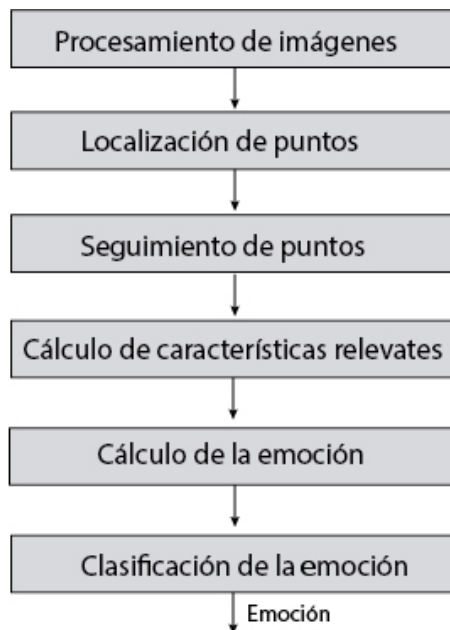


Figura 1. Arquitectura del Sistema

Procesamiento de imágenes En este módulo se pretende llevar la imagen a un estado adecuado para el reconocimiento. Se aplican distintos filtros en la imagen para la mejora del seguimiento de los puntos, por ejemplo: realces de bordes, desenfoco Gaussiano para eliminar ruido.

Localización de puntos A diferencia de [3], se ubican por única vez los puntos característicos antes mencionados, de forma manual. Tal como se observa en la figura 2.

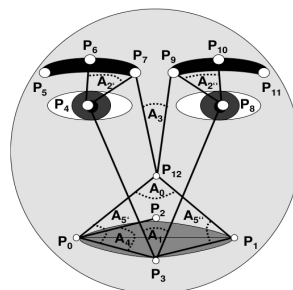


Figura 2. Ángulos y Puntos Característicos, [3]

Seguimiento de puntos Por cada punto marcado se hace un seguimiento de un frame al siguiente, donde se determina la posición del punto en un frame teniendo en cuenta sus coordenadas en el frame anterior. Este seguimiento es realizado con el algoritmo de flujo óptico de Lukas-Kanade [2].

Cálculo de características relevantes En base a los puntos característicos se calculan 6 ángulos (como se observa en la Figura 2), de 0 a 180 grados, que serán la entrada del sistema difuso. Se intenta representar con estos ángulos las Unidades de Acción descritas al comienzo de este trabajo [1].

Estos ángulos son clasificados en 2 grupos de ángulos: A2 y A3 pertenecen al área superior del rostro; A0, A4 y A5 a la parte inferior; y A1 no está claramente mapeado a ninguno de los dos grupos. Teniendo en cuenta el trabajo de Ekman y Friesen, la parte inferior del rostro está relacionada con la expresión de felicidad (las comisuras de los labios se elevan causando el aumento del ángulo A0) y con la expresión de tristeza (las comisuras de los labios descienden causando la disminución del ángulo A0).

Dado que los módulos *Cálculo de la emoción* y *Clasificación de la emoción* son los más relevantes para este trabajo, se describen en más detalle en las siguientes secciones.

4. Cálculo de la emoción

Se crea un sistema difuso por cada una de las 2 emociones, mientras que a la ausencia de emoción (expresión neutral) se la distingue al momento de clasificar la emoción. Existe una etapa de entrenamiento para ajustar ciertos valores del sistema.

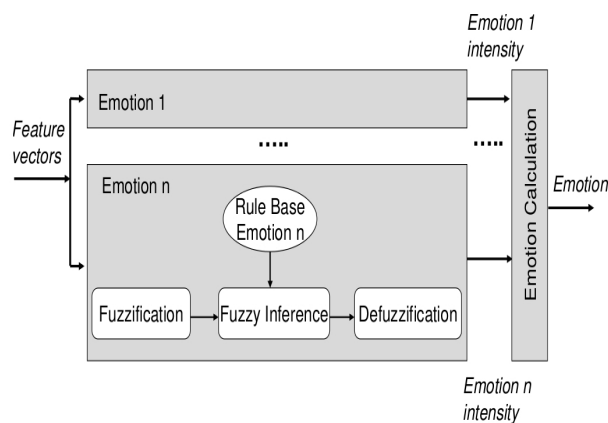


Figura 3. Estructura de la Clasificación Fuzzy, [3]

Luego, en cada sistema, se fuzzyfican los ángulos de entrada y en base a un conjunto de reglas se realiza una inferencia max-min.

Para fuzzyficar se utilizan 3 términos (ver Figura 4): *small*, *medium* y *large*; que corresponden al grado de pertenencia de las Unidades Acción.

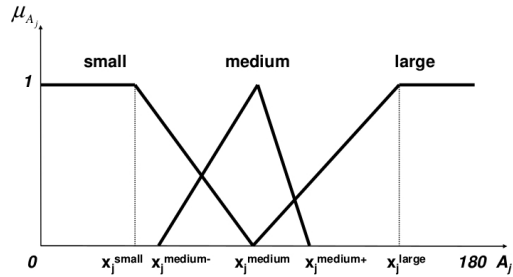


Figura 4. Fuzzyficación de Ángulos, [3]

Las funciones de pertenencia de *small* y *large* tienen forma trapezoidal, mientras que *medium* tiene forma triangular. Los valores

$$x_j^{small}, x_j^{medium-}, x_j^{medium}, x_j^{medium+} \text{ y } x_j^{large}$$

son obtenidos durante el entrenamiento y dependen de los rasgos de la persona.

Para concluir el sistema difuso se utilizan 2 términos: *strong* y *weak*. Estos representan la intensidad de la correspondiente emoción y sus funciones de pertenencia tienen forma triangular.

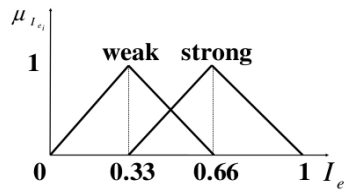


Figura 5. Defuzzyficación de las Intensidades de las Emociones, [3]

La defuzzyficación es hecha por el método de COG (centro de gravedad). Esto da como resultado un valor para cada sistema, es decir un valor por cada emoción. Dicho valor se encuentra en el intervalo $[0,1]$ y representa su intensidad.

Cada una de estas intensidades luego formarán parte de un vector que será usado para clasificar la emoción. En este prototipo se obtiene [Ihappiness, Isadness].

El conjunto de reglas para cada emoción contiene 4 reglas que describen la deformación facial necesaria para que dicha emoción sea *strong*. Luego se tienen 4 reglas más que describen cuándo la emoción es *weak*, cuyas premisas corresponden a las de las reglas de las deformaciones típicas de las restantes emociones.

Algunos ejemplos para happiness son:

Para la primer fila:

IF A₀ IS large AND A₁ IS medium AND A₂ IS medium AND A₃ IS medium AND A₄ IS small AND A₅ IS large THEN Ihappiness IS strong

Teniendo en cuenta que la regla clasifica a la emoción *happiness* como *strong* se observa que los ángulos A_0 y A_5 deben ser *large* debido a que las comisuras de los labios se elevan causando el aumento de los mismos. Esto a su vez reduce al ángulo A_4 . Por último no se observan cambios notorios en la parte superior del rostro, lo que justifica que A_1 , A_2 y A_3 se etiqueten como *medium*. En total se tienen 8 reglas por sistema, como se aprecia en la Figura 6.

	A_0	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
hap.	large large large large	medium medium medium medium	medium medium medium medium	medium medium medium medium	small medium medium small	large large medium medium
sad.	medium medium medium medium	medium medium large large	medium medium medium medium	medium medium medium medium	small small small small	medium small medium small

Figura 6. Conjunto de Reglas para la Clasificación de la Emociones, [3]

5. Clasificación de la Emoción

Si bien en [3] los autores utilizan un Sistema fuzzy para llegar al grado de intención de cada emoción, usan una función que simula un conjunto de reglas estrictas como se muestra en la figura 7. Esta parte se ha modelado con un sistema difuso en el trabajo presentado.

$$ES = \begin{cases} \text{neutral,} & \text{if } \forall i, i = 1, \dots, 4, I_{e_i} \leq 0.5, \\ \text{primary } e_i, & \text{if } I_{e_i} > 0.5 \text{ and} \\ & \forall j, j \neq i, I_{e_j} \leq 0.5, \\ \text{dyad } e_i + e_j, & \text{if } I_{e_i} > 0.5 \text{ and } I_{e_j} > 0.5 \\ & \forall k, k \neq i \neq j, I_{e_k} \leq 0.5, \\ \text{triad } e_i + e_j + e_k, & \text{if } I_{e_i} > 0.5, I_{e_j} > 0.5, \\ & I_{e_k} > 0.5 \text{ and } I_{e_m} \leq 0.5, \\ \text{quad } e_1 + \dots + e_4, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Figura 7. Función que discrimina emociones predominantes, [3]

En particular dicha función distinguía la cantidad de emociones significativas en una persona, donde 'significativa' representaba que la intensidad de dicha emoción es superior a 0,5.

En el presente trabajo si bien se mantiene la esencia del sistema de clasificación, se hace uso de la lógica difusa también en esta etapa.

Para esta tarea, se generan n+1 sistemas fuzzy, donde n es la cantidad de emociones. En este prototipo se trabaja con n igual a 2 (happiness y sadness), con lo cual se generan 3 sistemas que corresponderían a la tendencia emocional del sujeto que se esta analizando:

Neutral: Ninguna emoción predominante.

Primary e: Predomina la emoción e en la persona.

Dyad e1 e2: Predominan dos emociones (e1 y e2) en la persona.

...

Como entrada de cada uno de estos sistemas se utiliza el vector de intensidades antes definido. Por ejemplo, $[0.33, 0.49]$ que representa las intensidades de happiness y sadness en un caso particular.

Para fuzzyficar se utilizan 2 términos: *Menor* y *Mayor*. Ambas funciones de pertenencia tienen forma trapezoidal como se ilustra en la figura 8. Al fuzzyficar se obtiene un factor de certeza de cada sistema que indica cual es la intensidad de *Neutral*, de *Primary* y de *Dyad*. Como método de defuzzificación se utiliza SmallestOfMaximum.

En contraposición de [3], en este trabajo 'significativa' representa que la intensidad de la emoción pertenezca al término *Mayor* de la fuzzyficación, como se muestra en la figura 8.

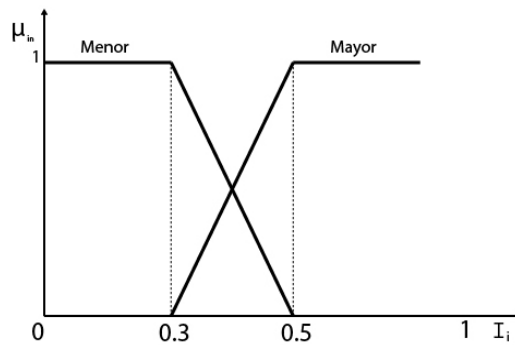


Figura 8. Fuzzyficación de las Intensidades de las Emociones

El conjunto de reglas depende de la cantidad de emociones a considerar en el sistema, para este prototipo se plantean las siguientes reglas:

Para el sistema Neutral:

if Ihappiness is Menor and Isadness is Menor then INeutral is Significativa

Para el sistema Primary:

if Ihappiness is Menor and Isadness is Mayor then IPrimary is Significativa
if Ihappiness is Mayor and Isadness is Menor then IPrimary is Significativa

Para el sistema Dyad:

if Ihappiness is Mayor and Isadness is Mayor then IDyad is Significativa

Con las reglas propuestas para la clasificación de emociones lo que se intenta reflejar es que si ambas intensidades de las diferentes emociones son *Menor*, entonces se está en presencia del estado *Neutral*. Si una es *Mayor* y la otra *Menor*, el estado es *Primary* correspondiendo a la de mayor intensidad. Y si ambas son *Mayor* es *Dyad*.

Vale aclarar que pueden estar presentes más de un estado a la vez, es decir, los sistemas no son mutuamente excluyentes. En este caso se elige el estado con mayor intensidad para obtener un único estado final del reconocimiento. Por ejemplo: el sistema *Neutral* puede tener una intensidad 0.86, *Primary* 0.15 y *Dyad* 0.00; con lo cual el estado resultante es *Neutral*.

6. Entrenamiento

Cabe destacar que el entrenamiento realizado es un desarrollo propio.

Para realizar el entrenamiento del sistema propuesto se configuran los valores de cada sistema fuzzy (de emociones) según los rasgos de cada persona. Para esto se marcan los 13 puntos iniciales en el

video y se hace el seguimiento de los mismos durante 200 frames. Durante este lapso la expresión facial de la persona que se esta entrenando debe ser siempre la asociada a la emoción correspondiente, es decir, si se entrena la emoción *Happiness* la persona debe permanecer con la expresión asociada a la misma durante 200 frames.

En este proceso, se configuran los x_j^m , donde j corresponde al ángulo y

$$m \in \{small, medium+, medium-, medium, large\}$$

(como se puede observar en la figura 4) para ajustar el sistema de cada emoción según las reglas ya escritas. En otras palabras se realiza un entrenamiento por emoción, donde se configuran los extremos de las funciones de fuzzyficación para cada ángulo de entrada. Finalmente se generará un archivo con el nombre de la persona donde se almacenan todos estos valores, que sirve como dato para realizar reconocimientos sin volver a entrenar. Se utilizó formato xml para estos archivos.

Mas en detalle, la idea del entrenamiento es observar el promedio de cada ángulo presente en una emoción, y teniendo en cuenta la forma de las reglas que deben dispararse para dicha emoción, se ajusta la función de pertenencia de las etiquetas de los inputs del sistema fuzzy correspondiente.

Una aclaración en este punto es que para entrenar se cuenta con un video por cada emoción, donde el nombre del video es el nombre de la emoción (el video debe estar en formato avi). Es decir, que si se cambia de persona a reconocer, se deben reemplazar estos videos por los videos de dicha persona, manteniendo los nombres de los archivos.

7. Implementación del prototipo

Este trabajo fue implementado en C++ usando la librería OpenCV ¹ para la detección y el seguimiento de los puntos característicos. También se uso la librería FuzzyLite ² para la representación y el procesamiento del sistema de lógica difusa, debido a la simpleza con la que se integra su interfaz gráfica con el lenguaje. Todo esto bajo el entorno linux.

Se trabajó con videos de 720x480 en formato MPEG-4 con 30 fotogramas por segundo.

El proceso de reconocimiento se realiza frame a frame, pero los frames en los que el algoritmo está procesando se descartan.

8. Ejemplo de uso

Para realizar la prueba de este prototipo se han generado algunos archivos y videos.

Para probar se debe ingresar un nombre de la persona que cargará el archivo con ese nombre en formato xml de la carpeta Personas. En caso de que no exista ese archivo se pedirá entrenar para generarlo. Luego se pedirá que marquemos los 13 puntos en el video como se mostró en la figura 2. Se podrá observar en la consola y en el video la emoción resultante de todo el sistema. Pueden observarse en las figuras 9, 10 y 11 la ejecución del sistema que reconoce, a partir de los videos, las emociones predominantes.

¹ www.opencv.org

² www.fuzzyLite.com

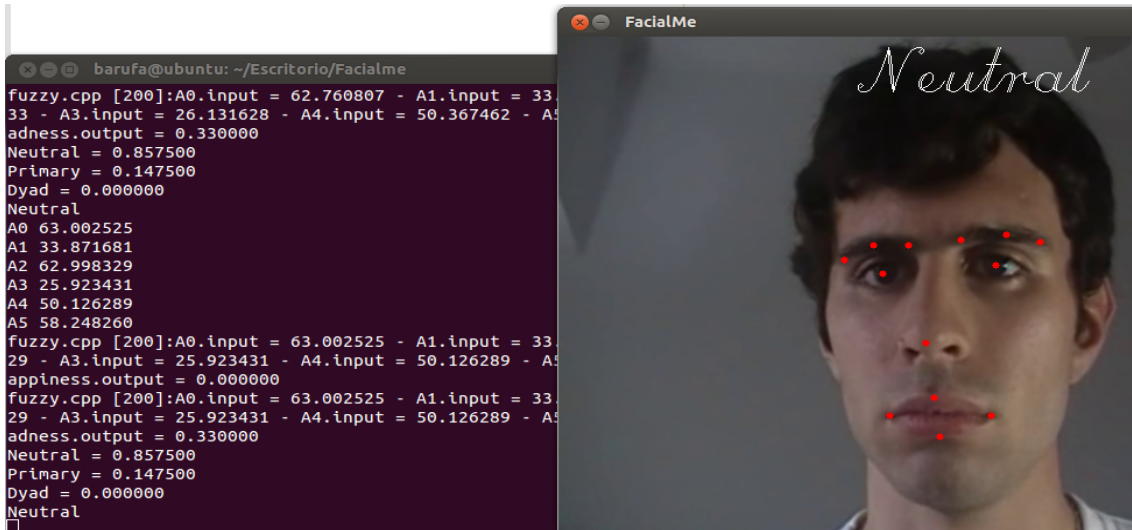


Figura 9. Prueba del Prototipo. Estado/Emoción resultante: Neutral

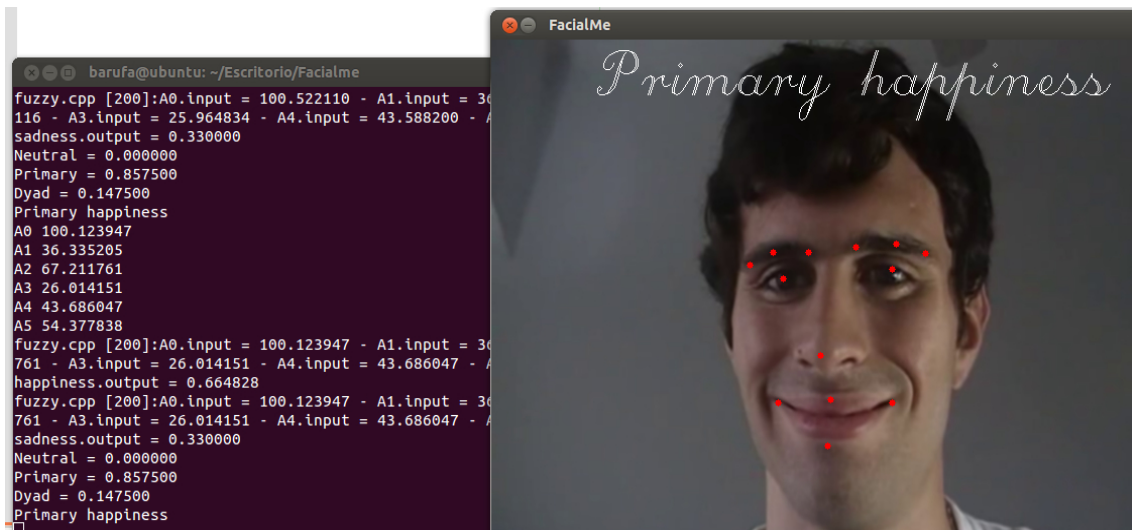


Figura 10. Prueba del Prototipo. Estado/Emoción resultante: Primary Happiness

9. Experimentos y resultados

Para la experimentación del sistema se contó con la participación de 8 personas, con 2 videos de al menos 200 frames para entrenar y 3 videos de al menos 500 frames para reconocer.

La forma de experimentación utilizada consistió en realizar un conteo de las emociones reconocidas en cada frame, en un video donde predomine una sola emoción. Con esto calculamos las tasas de reconocimiento para cada emoción y confeccionamos la matriz de confusión de la figura 12.

Debido a que no se contó con la participación actores se encontraron casos en los que la expresión facial de *sadness* era muy parecida a la de *neutral*, con lo cual no se distingue correctamente dicha

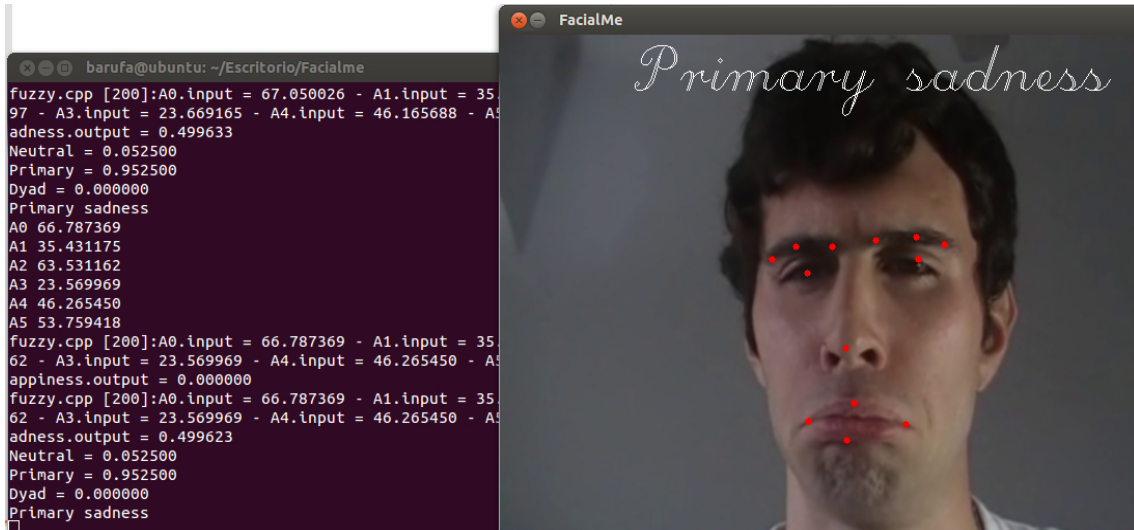


Figura 11. Prueba del Prototipo. Estado/Emoción resultante: Prymary Sadness

emoción; no sucede así con *happiness* que reconoció satisfactoriamente en todos los casos. Por otro lado, como las emociones *happines* y *sadness* son opuestas no es posible probar el caso *Dyad*. Esto es así ya que el sistema fue pensado para una extensión futura con más emociones, con lo cual queda como trabajo futuro probarlo. En la siguiente figura mostramos los resultados del trabajo.

Emotion	Happiness	Sadness	Neutral	Happiness + Sadness
Happiness	86.8%	0.23%	5.73%	7.23%
Sadness	0.33%	66,72%	32.02%	0.87%
Neutral	0%	9.88%	88,45%	1.67%

Figura 12. Matriz de confusión para el reconocimiento de emociones del prototipo

El reconocimiento promedio obtenido es de 80,66 %. Mientras que en [3] se obtuvo 72 %. Analizando en [3], esto puede deberse a que el procesamiento de imágenes realizado para el marcado automático de los puntos introduce un error en su ubicación, que si bien existe al realizarlo de forma manual, probablemente sea menor. Sin embargo, debido al algoritmo de flujo óptico utilizado en el presente trabajo, el seguimiento de puntos tiende a empeorar introduciendo un error que se acumula. Por el contrario, los autores en [3] con su método obtienen un sistema estable, es decir, que mantiene un error constante; ya que realizan el proceso de reconocimiento nuevamente en cada frame.

También el entrenamiento realizado en el presente trabajo permite ajustar el sistema para cada persona y cada emoción, a diferencia de [3] en donde se obtiene un único modelo para todas las emociones de cada persona.

10. Discusión y Conclusiones

En primer lugar se destaca que se ha desarrollado un sistema reconocedor de emociones predominantes viable y extensible a tantas emociones como se desee experimentar. Este sistema podría incorporarse a alguna aplicación dentro del campo de e-learning, para que dependiendo de las emociones del alumno, se tomen diferentes decisiones pedagógicas.

A la hora de intentar leer el lenguaje corporal, reconocer la expresión facial puede ser una herramienta muy útil. La misma, junto con las palabras, es una forma fácil de desenmascarar los estados internos. Así se podría idear un sistema que utilice estos recursos de forma complementaria.

Otras áreas en las que también se podría aplicar serían: Entretenimiento, Aplicaciones de Oficina, Estadísticas, Robótica.

Como trabajo futuro para mejorar el seguimiento de los puntos sería conveniente implementar una malla como se detalla en la bibliografía [4]. Además aplicar el algoritmo de Laplace ³ para resaltar bordes en ciertas partes de la imagen, como por ejemplo la boca, para obtener un mejor rendimiento en el algoritmo de flujo óptico.

Como trabajo más ambicioso, se desean realizar muchos entrenamientos con distintas personas para intentar llegar a un modelo apto, con el cual no haría falta entrenar sino que reconocería aceptablemente a cualquier persona. También incrementar la cantidad de emociones a reconocer para crear un trabajo más completo.

Referencias

1. P. Ekman, W. V. Friesen, Facial Action Coding System, Consulting Psychologists Press Inc., California, 1978.
2. J. Bouguet, Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm, Intel Corporation, 1995. Microprocessor Research Labs
3. Natascha Esau, Evgenija Wetzel, Lisa Kleinjohann and Bernd Kleinjohann, Real-Time Expression Recognition Using a Fuzzy Emotion Model, Fuzzy Systems Conference. IEEE International, 2007.
4. L. Terissi, J. Gomez, Facial Motion Tracking And Animation: An Ica-Based Approach, EU-SIPCO. Poznan, 2007.
5. A. Austermann, N. Esau, L. Kleinjohann, B. Kleinjohann. Prosody Based Emotion Recognition for MEXI. IEEE/RSJ International Conference of Intelligent Robots and Systems (IROS 2005). Edmonton, Canada, August 2005.
6. L A Zadeh, Fuzzy Sets, Berkeley, California, noviembre 1965.
7. M. J. Black, Y. Yacoob. Recognizing Facial Expressions in Image Sequences Using Local Parameterized Models of Image Motion. International Conf. on Computer Vision, pp. 374-381, 1995.
8. I. Cohen, N. Sebe, A. Garg, M. S. Lew, T. S. Huang. Facial Expression Recognition from Video Sequences: temporal and static modeling. Computer Vision and Image Understanding, Volume 91 Issue 1-2, July 2003.
9. J. F Cohn, A. J. Zlochower, J. J. Lien, T. Kanade. Feature-Point Tracking by Optical Flow Discriminates. Subtle Differences in Facial Expression. International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 396-401, 1998.
10. I. Essa, A. Pentland. Coding, Analysis, Interpretation, Recognition of Facial Expressions. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 19, no. 7, pp. 757-763, July 1997.
11. M. Pantic, I. Patras. Dynamics of Facial Expression: Recognition of Facial Actions and Their Temporal Segments from Face Profile Image Sequences. IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, Vol 36, No. 2, April 2006, pp. 433-449
12. N. Tsapatsoulis, F. Piat. Exploring the time course of facial expressions with a fuzzy system. National Technical University of Athens, 2000.
13. D. Yang, T. Kunihiro, H. Shimoda, H. Yoshikawa. A study of real-time image processing method for treating human emotion by facial expression. International Conference on System, Man and Cybernetics (SMC99), 1999.

³ http://docs.opencv.org/doc/tutorials/imgproc/imgtrans/laplace_operator/laplace_operator.html

14. M. Yoneyama, Y. Iwano, A. Ohtake, K. Shirai. Facial Expressions Recognition Using Discrete Hopfield Neural Networks. International Conference on Information Processing, vol. 3 pp. 117-120, 1997.
15. E.H. Mamdani, Application to fuzzy logic to approximate reasoning using linguistic synthesis, Queen Mary College (University of London), 1976