Detección de depresión mediante procesamiento de fotogramas

Rodolfo Romero-Herrera[1], Odan Ricardo García Mosqueda.[2], Cecilio Rivero García[3]*
rromeroh@ipn.mx[1], Odan9354@gmail.com[2], crivero8100@egresado.ipn.mx[3]

***Área de participación**: Sistemas Computacionales*

Resumen

La depresión es un desorden mental que causa un alto costo. Por lo que es útil diseñar una herramienta de apoyo para su diagnóstico. Este proyecto propone medir el trastorno mental de la depresión en un individuo mediante el análisis de expresiones faciales donde se detecta la tristeza reiterativa como factor relacionado con la depresión; y una segunda técnica auxiliar mediante la prueba Montgomery aplicada por expertos en Piscología para verificar los resultados obtenidos. Se procesan fotogramas tomados de un video, donde se localiza la cara mediante Viola & Jones y puntos característicos BRISK relacionados con la tristeza. Para el reconocimiento de la expresión facial se usa FACS (Facial Action Units System); ya que se toma en cuenta el movimiento de los músculos atreves los puntos clave localizados, de los cuales mediante estadística se reconoce si hubo un cambio provocado por el movimiento. Como resultado el sistema permite la detección de la depresión mediante graficas. La detección de la depresión es importante si se considera pérdidas sobre todo después del periodo de pandemia.

***Palabras clave**: Depresión, expresiones faciales, tristeza*

Abstract

Depression is a mental disorder that exacts a high cost. Therefore, it is useful to design a support tool for its diagnosis. This project proposes to measure the mental disorder of depression in an individual by analysing facial expressions where repetitive sadness is detected as a factor related to depression; and a second auxiliary technique through the Montgomery test applied by experts in Psychology to verify the results obtained. Frames taken from a video are processed, where the face is located using Viola & Jones and characteristic BRISK points related to sadness. For facial expression recognition, FACS (Facial Action Units System) is used; since the movement of the muscles is taken into account through the localized key points, of which through statistics it is recognized if there was a change caused by the movement. As a result, the system allows the detection of depression through graphs. Detection of depression is important when considering losses, especially after the pandemic period.

***Keywords**: Depression, facial expressions, sadness.*

Introducción

La depresión es una enfermedad crónica para la cual solo un pequeño porcentaje pide ayuda de profesionales [1]. La depresión tiene varias etapas y múltiples perspectivas, por lo que es necesario detectar la intensidad que manifiesta el sujeto. Este estado de ánimo es un proceso biosociológico que en ciertos casos se prolonga hasta ser permanente [2] La depresión causa en las personas muchos sentimientos dominados por ideas negativas. Las personas tienden a pensar que los problemas no podrán resolverse rápidamente o que el problema no tiene solución, por lo que se rinden. Lo que conduce a una autocrítica muy dura hasta el punto de tener patrones suicidas [3]. La situación confunde y da la impresión de que la persona tiene una mala actitud lo que lleva a la falta de motivación, concentración y energía [4].

Existen herramientas que ayudan al diagnóstico de la depresión muchas de ellas multimodales [5]; tales como, las inclinaciones de la cabeza, las señas de la parte superior del cuerpo, la voz, etc [6]. Un enfoque particular es el enfoque audiovisual, con atención a las medidas de expresividad emocional, para lo cual es indispensable tomar en cuenta los parámetros estadísticos para la depresión y la no depresión [7]. En este trastorno la expresión facial es diferente a los estados normales por lo que es factible mediante una escala detectar la depresión [8], y su relación con la tristeza; se realiza mediante un análisis emocional tomando en cuenta la correlación entre el estado del paciente y el resultado de la detección de la depresión [9].

El objetivo del proyecto fue reconocer la tristeza en la expresión facial y con ello relacionarla con la depresión al prolongarse dicho estado emocional. Para confirmar el estado se empleó un cuestionario que es evaluado por un experto junto con el resultado del reconocimiento de imágenes.

Trabajos relacionados

Prasetio et al. [10] desarrollaron un sistema de reconocimiento de estrés con tres clases (neutral, bajo, alto) basado en redes neuronales. Pediaditis et al. [11] encontraron una forma de utilizar los rasgos faciales para la detección del estrés y la ansiedad. Los signos faciales consisten en actividad de la boca, frecuencia cardíaca, frecuencia y movimiento de parpadeo y movimiento de la cabeza. Giannakakis et al. [12] desarrollaron un marco para el estrés y la detección mediante señales faciales de los ojos, boca, movimiento de la cabeza y frecuencia cardíaca. Las Unidades de Acción Facial (AU) del Sistema de Codificación de Unidades de Acción Facial (FACS) [13] son una forma alternativa de extraer rasgos del rostro. Los patrones musculares de la cara se dividen en 46 AU primarias donde el análisis de las AU determina diferentes emociones. Viegas et al. [14] desarrollaron un modelo de detección de estrés utilizando 17 AU, como apretar el párpado, levantar las mejillas, levantar la ceja exterior y parpadear. Los FACS también se utiliza en una arquitectura no intrusiva para determinar los niveles de estrés por profesionales de la salud. Gavrilescu et al. [15] utilizaron 31 AU para determinar diferentes niveles de la Escala de estrés, ansiedad y depresión. La arquitectura está compuesta de tres capas. Las primeras capas toman las secuencias de video y aplican detección de rostros, encontrando bloqueos de ojos y boca. La segunda capa es una matriz construida sobre los niveles de AU en el fotograma actual y los fotogramas subsiguientes. La tercera capa utiliza una red neuronal, incluidos cinco estados, desde normal hasta extremadamente grave. Además de la detección de estrés mediante vídeos de espectros visibles, también se implementan estudios de reconocimiento de estrés mediante datos faciales en los espectros térmicos (TS) [16].

Metodología

Para la metodología se empleó DoE (Diseño orientado a Experimentos), ya que: permite volver a hacer tantos intentos como se requieran [17], Plantea el objetivo, Identifica las variables con relación a la respuesta. Diseña los experimentos, realiza pruebas y mejoras planificadas; entonces revisa los resultados obtenidos, asegura que las medidas adoptadas permanezcan en el tiempo, y repite un ensayo con los datos recabados para obtener los mejores resultados posibles.

Detección del rostro

Para la localización del rostro se usó el método de Viola & Jones. El algoritmo hace uso de clasificadores que se entrenan con miles de imágenes. Este método consiste en la localización de objetivos mediante el uso de un grupo de características rectangulares (CR) de partes claras y obscuras, distribuidas de forma rectangular dentro del objetivo [18]. Ver figura 3. Se usan tres clases de características las de dos, tres y cuatro rectángulos de 10 tipos diferentes. Se colocan dentro de la imagen y se obtiene la substracción entre la suma de los píxeles dentro de la parte clara y la parte obscura de la CR, obteniendo un valor entero que debe superar un umbral determinado dependiendo de la característica buscada. Esta CR es un clasificador. Ver figura 1:

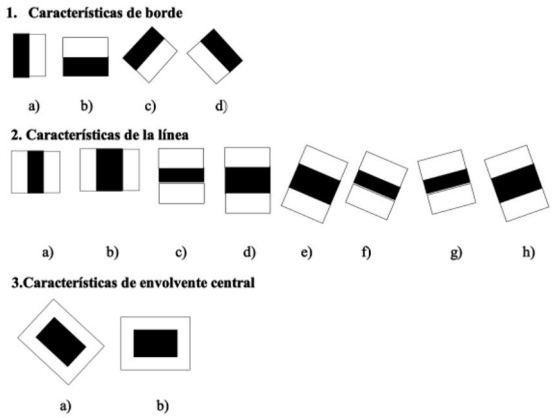


Figura 1: Características en componentes rectangulares CR [11].

Una imagen integral es usada para calcular los Crs donde el punto (x, y) es el resultado de la suma de píxeles superiores y a la izquierda de la posición (x, y). Ver Ec (1).

$$ii(x,y) = \sum_{x' \le x, y' \le y} i(x', y') \qquad (1)$$

Donde ii(x, y) es la imagen integral e i(x, y) es la imagen original (figura 2) [18]. Las ecuaciones (2) y (3) determinan la programación del método.

$$s(x,y) = s(x,y-1) + i(x,y) \qquad (2)$$

$$ii(x,y) = ii(x-1,y) + s((x,y) \qquad (3)$$

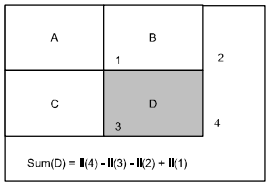


Figura 2. Cálculo de la suma de intensidad de píxeles en una región rectangular.

También se usa el aprendizaje AdaBoost para aumentar el rendimiento de la detección de regiones. Los clasificadores se colocan en cascada lo que mejora el procesamiento.

Músculos faciales

Para seleccionar los puntos relevantes se tomó en cuenta el movimiento de cuatro músculos de la cara: El musculo piramidal o prócer que se sitúa en el envés de la nariz. Inicia del borde inferior del hueso y recorre la piel en la región superciliar. Su función es desplazar la piel frontal hacia abajo especialmente el área de las cejas. El músculo risorio el cual es un músculo incluido dentro de los músculos de los labios y la boca [19]; El músculo depresor ubicado dentro del área de los labios y la boca [20]; este músculo se ubica en la parte oblicua de la mandíbula, de forma ancha y delgada, desplaza hacia abajo las comisuras de los labios, lo cual permite mostrar en el rostro la tristeza; por último, el Músculo occipitofrontal el cual corresponde a los músculos cutáneos del cráneo, tiene una forma cuadrilátera, esto quiere decir que presenta 2 vientres musculares los cuales son el occipital y el frontal; a pesar de estar separados realizan el movimiento de las cejas y los parpados [21].

Recepción de emociones

Se uso el sistema FACS (Facial Action Units System) es cual clasifica los movimientos faciales humanos; subdivide casi todas las expresiones faciales en un conjunto de unidades conocidas como AU (Action Units) [22]. Las AU son acciones fundamentales de los músculos, los cuales tienen diferentes intensidades que se representan con las letras A (Rastro), B (Leve), C (Pronunciado), D (Severo o extremo) y E (máximo).
Los micros expresiones son de vital importancia ya que con ellas una persona deprimida muestra su estado de ánimo con el lenguaje corporal, como son el cambio en los parpados, la boca o los ojos. En el diagrama de la figura 3, se ve como llevar a cabo el reconocimiento de las FACS.

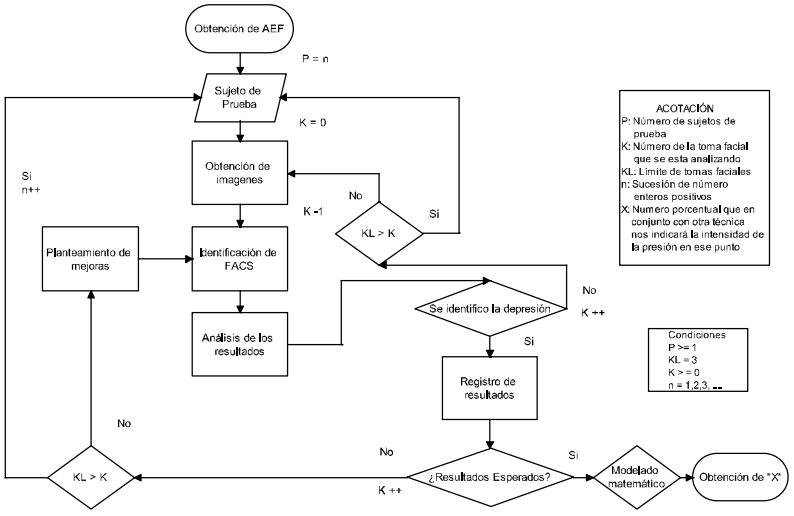


Figura 3. Diagrama de flujo para el reconocimiento de FACS

Las expresiones faciales son el resultado del movimiento de los músculos del rostro. El análisis consiste en identificar la correspondencia de las emociones con las expresiones faciales [23]. Existen las expresiones faciales

involuntarias y las voluntarias, las primeras se controlan desde el tallo cerebral, ya que son emociones inconscientes o espontaneas mientras que las voluntarias son procesadas por la corteza motora por esto mismo es factible reconocer los patrones en micro expresiones cuándo una persona sonríe falsamente [23].

Detector de equinas Brisk (puntos clave escalables invariables robustos binarios)

Se recaban los datos a partir de una serie de imágenes proporcionada por un dispositivo (cámara de alta definición), y se analiza mediante procesamiento digital de imágenes para identificar en el individuo expresiones que nos indiquen si padece de depresión. Mediante una serie de puntos faciales; se comparan sus distancias entre puntos para saber qué músculos se están moviendo. No se toman de los puntos clave las coordenadas debido a que son relativas a factores externos como la distancia del rostro a la cámara o el movimiento constante de la cara; es decir, la distancia entre los puntos no dependen del lugar o posición donde se encuentra la persona dentro de un espacio geográfico, sino más bien esa distancia es la separación entre puntos que finalmente son pixeles característicos de una imagen, entonces al variar esa distancia significa que hubo movimiento ya que la cámara esta fija.
El detector BRISK se usa para localizar los puntos clave. El objetivo es dividir una imagen en regiones locales de interés; lo que reduce la complejidad y se aprovechan las características de apariencia. El detector de puntos clave encuentra zonas en la imagen que se destacan incluso cuando cambia el punto de vista. BRISK tiene tres fases, la detección de características, la composición del descriptor y el empate de los puntos clave [24].
Para evitar los efectos del aliasing se emplea en el muestreo la intensidad de la imagen en el punto pi estándar, un suavizado gaussiano con desviación estándar *σi* acorde a la distancia entre los puntos del círculo respectivo [25]. Se posiciona y escala el patrón de acuerdo con el punto clave k, en uno de los *(N(N-1))/2* pares de puntos muestreados *pi, pj*. Los valores de intensidad suavizados son *I (pi, σi)* e *I (pj, σj)*, y se emplean para estimar el gradiente *g (pi, pj)*. Ver ecuación 4.

$$g(p_i, p_j) = (p_j, p_i)\frac{I(p_i\sigma_i) - I(p_j, \sigma_j)}{\|p_j - p_i\|^2} \qquad (4)$$

Los umbrales de distancia propuestos son *δmax = 9.75t* y *δmin = 13.67t* con una escala t de k. Repitiendo a través de los puntos pares en L, se predice la dirección sobre todos los rasgos del patrón del punto clave k, mediante la ecuación 5.

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{L}\sum_{(p_i, p_j)\epsilon\mathcal{L}} g(p_i, p_j) \qquad (5)$$

Una vez obtenido los datos del rostro se obtiene la media, varianza, desviación estándar, valor máximo, y el valor mínimo para el análisis. Considerando condiciones iniciales (cara neutra).

Implementación

Después de la localización del rostro con el método de Viola & Jones y la detección de los puntos clave se reconoce el movimiento de los músculos faciales; se captura la distancia de los puntos clave dentro de la imagen donde se observa el movimiento de los músculos previamente mencionados. Cada fotograma nos da información de estos puntos y posteriormente se almacenan. Se procesan los datos para clasificar las FACS y distinguir la tristeza en una persona; al ser un mapa de puntos la opción para determinar esos patrones es calcular distancia euclidiana mediante (6), para cada sección que se desea analizar [26]. Esto con la finalidad de precisar el movimiento en los ejes (x, y). En el eje “x” basta con obtener la distancia entre los puntos, pero en el eje “y” necesitamos un punto de intersección ya que de otra forma tendríamos que analizar el movimiento en “y” de ambos puntos, por los que se optó por determinar la intersección entre rectas y sacar su distancia de un punto hacia la intersección. Recordemos que los ejes “x”, “y” nos da la posición de un pixel.

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \qquad (6)$$

Como se muestra en la figura 4, se trazaron líneas perpendiculares, una representa el movimiento en “X” y la otra en “Y”; en el caso de la boca, se analizó el cambio que se realiza específicamente en los puntos 49 y 55 ya que el movimiento de estos puntos es producido por el musculo risorio o depresor. Se consideraron los puntos relevantes del movimiento de 4 músculos de la cara siendo estos el depresor de la boca, el risorio, prócer y occipitofrontal. Para el caso de las cejas se tomaron en cuenta 4 puntos el punto 22 y 23 para detectar un

acercamiento entre cejas y los puntos 19 y 26 para observar su elevación. También se tomó en cuenta el parpado caído ya que este es un indicativo de tristeza y la ausencia o escases de puntos en el ojo determina que este se cerró. La fisionomía de cada individuo es exclusiva, por lo que no se pude comparar con otras para reconocer la tristeza; así, se establecen condiciones iniciales con una primera muestra del individuo con el que se va a comparar las subsecuentes, por lo que se pide al usuario que muestre una cara neutral hacia la cámara para la primera toma.

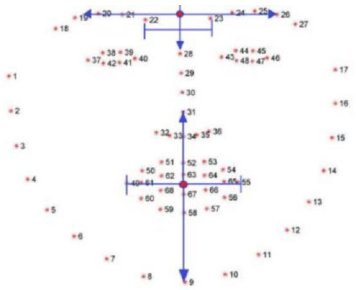


Figura 4. Puntos faciales [27].

MADRS (Montgomery Asberg Depression Rating Scale)

La Montgomery Asberg Depression Rating Scale (MADRS) es una escala hetero aplicada por medio de una entrevista que tiene de 10 puntos que evalúan las señales de depresión. La prueba es aplicada por un experto, aunque existen versiones auto aplicadas [28]. En el presente trabajo el sistema aplica la escala mediante una página web, cuyos resultados posteriormente son evaluados por psicólogos con experiencia en el ramo por más de 10 años, quienes propusieron dicha prueba; aunque existen otras como la PHQ-9. Los puntos para calificar que se toman permiten medir parámetros para la tristeza aparente, tristeza referida, tensión interna, disminución de sueño, disminución de apetito, dificultades de concentración, laxitud, incapacidad para sentir, pensamientos pesimistas y pensamientos suicidas. La evaluación para una persona sin depresión está entre 0 y 6, donde para asignar la calificación, el experto maneja información de fuentes distintas. La puntuación global es la suma de la calificación en cada uno de los puntos, ubicados de 0 a 60. Los puntos recomendados son los de la tabla 1.

Tabla 1. Puntos de corte recomendados y descriptores de la escala.

	Sin depresión	Leve	Moderado	Serio
Puntos de corte recomendados	0-6	7-19	20-24	35-60
Otros puntos de corte en ensayos clínicos	0-12	13-26	27-36	37-60

Aunado al análisis por procesamiento de fotogramas se consideró muestras la prueba de Montgomery-Asberg Depression Rating Scale (MADRS), dicha prueba es evaluado por psicólogos expertos en el área, a los cuales se les proporciono la página web del test. Esta prueba servirá para dar el veredicto de depresión, en vista de que la prueba de AF (análisis de cara por fotogramas) solo detecta tristeza. Con esta prueba se agrega el factor tiempo ya que la tristeza en ciertas ocasiones es pasajera y la depresión es un estado de ánimo a largo plazo.

Resultados y discusión

El programa de análisis facial identifica expresiones de tristeza, alegría, sorpresas y enojo. Nos enfocamos en la depresión reflejada en tristeza en el rostro. Ver figura 5(a).



a) b) c) d)

Figura 5. Expresiones faciales identificadas a) tristeza, b) Felicidad, c) enojo, d) sorpresa e) Mapa de puntos

El AF y MADRS debe ser aplicado por personal calificado y certificado. Así, el análisis de imágenes y el cuestionario MADRS permiten un dictamen más certero. El resultado se verá reflejado en un arreglo de tamaño 5. Donde 1 es positivo para la tristeza, y cero para negativo. Con base a las estadísticas se generan las gráficas para una mayor comprensión de la muestra. Ver tabla 2.

Tabla 2. Distribución del arreglo por sectores

Musculo depresor	Musculo Risorio	Musculo Occipitofrontal	Musculo Prócer	Ptosis palpebral
0	1	2	3	4

Se tomaron muestras de un sujeto con cara neutra, y se continuó con la prueba (segunda muestra) donde comenzó a sonreír:

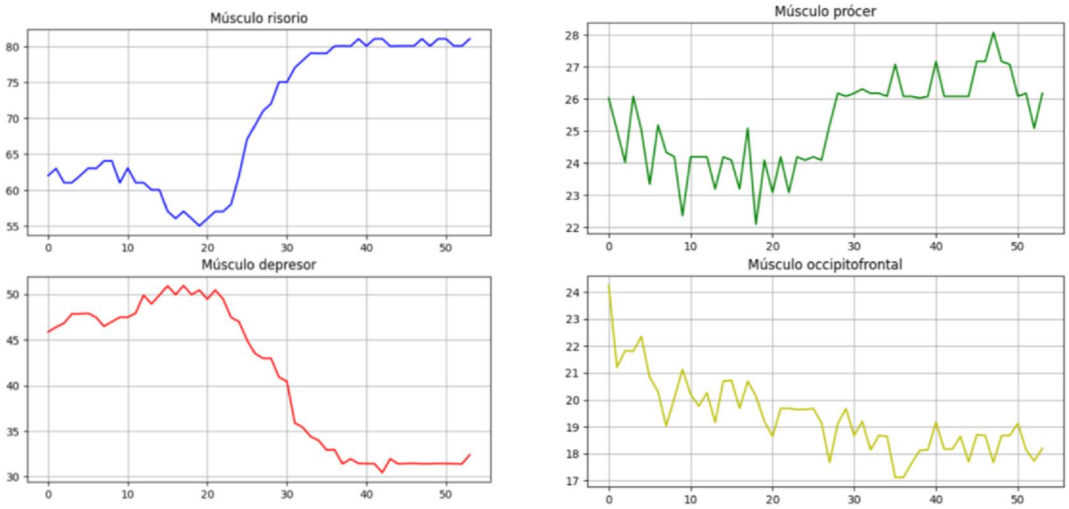
El resultado fue Boca=01, cejas= 00 Ojos= 01. Es decir, el primer digito es cero ya que está en estado neutro, al comenzar a reír la mayoría de los sectores están 0 a excepción del músculo risorio que se encuentra en el sector 1 afectando boca y ojos.

Boca

En la gráfica de la figura 6(a) se observa el movimiento del músculo risorio. La grafica indica que a mayor distancia se pronuncia más la sonrisa, ya que al tensarse el músculo la distancia entre esos puntos aumenta; lo que provoca un incremento bruco en la distancia; que significa una sonrisa pronunciada. Caso contrario para el músculo depresor donde a mayor distancia el sujeto tendrá una cara seria o triste. Se observa en las gráficas una rotación de π radianes.

Cejas

En el músculo prócer, a menor distancia, las cejas se juntan más y viceversa. En la gráfica de la figura 6(b) hay poco movimiento y por lo tanto no hay cambio significativo. Para el músculo occipitofrontal, a menor distancia, bajan más las cejas y viceversa. Se observa en la gráfica una caída lenta de la señal; tampoco hay un cambio brusco en las cejas, pero existe un descenso.



a) b)

Figura 6. a) Grafica lineal para los músculos risorio y depresor b) Gráfica lineal para los músculos prócer y occipitofrontal.

Dispersión

En la figura 7 se observar la dispersión de los datos con respecto a la media. Se ve cuán explícita fue la expresión, lo que significa que mientras más dispersos de la media estén, el sujeto es más expresivo y mientras más cercanos a la media, el sujeto tiene poco movimiento facial o no tuvo muchas expresiones; una persona que se mantiene todo el tiempo con una cara constante da un indicio de tristeza, desinterés o depresión.

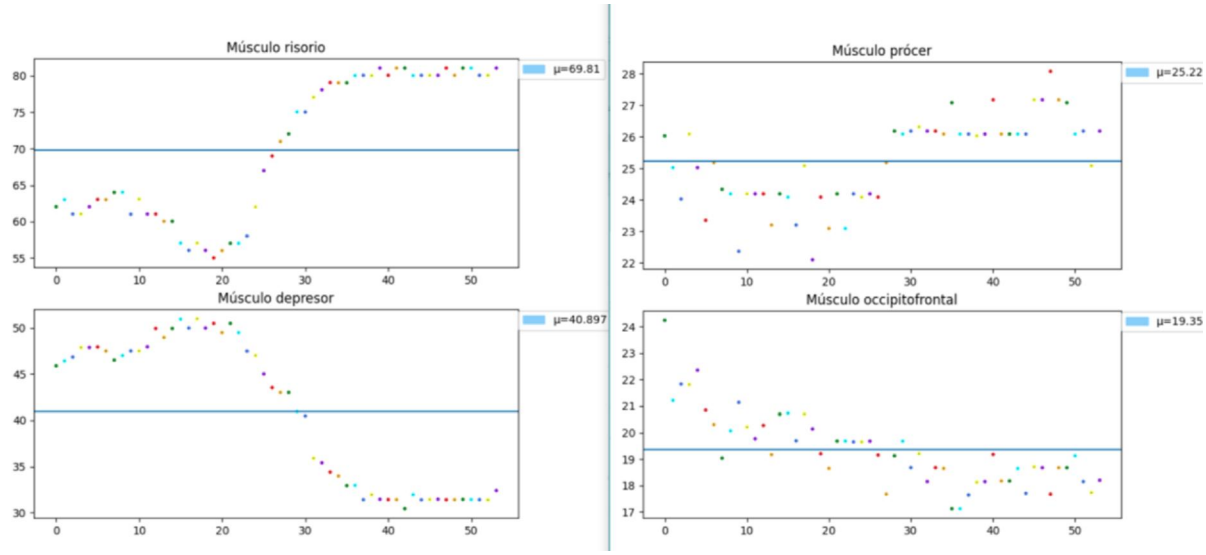


Figura 7. Dispersión de datos con respecto a la media.

En la figura 8 se muestra una gráfica de barras de la varianza. Cuando esta tiende a cero significa que los datos están muy pegados a la media, esto quiere decir que no se obtuvo gran movimiento en ese sector. Se interpreta que no hubo mucho movimiento en la sección de las cejas, pero si en parte de la boca.

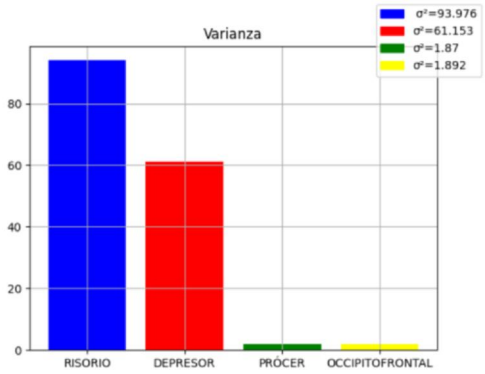


Figura 8. Gráfica de barras de la varianza

Comparamos los datos de la primera muestra con la segunda, para ver con más a detalle en que sectores se tiene un caso positivo o negativo.
Finalmente se consigue una gráfica araña y circular con los resultados obtenidos de la prueba; para el caso de ejemplo, se obtuvo un 80% de resultados negativos por lo que no se detectó tristeza en la prueba. Ver figura 9.

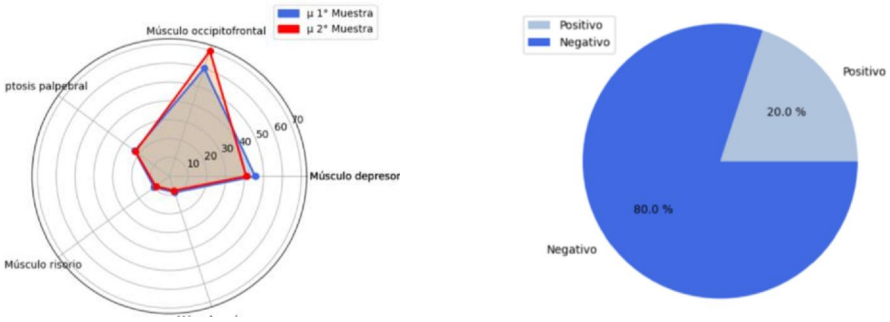


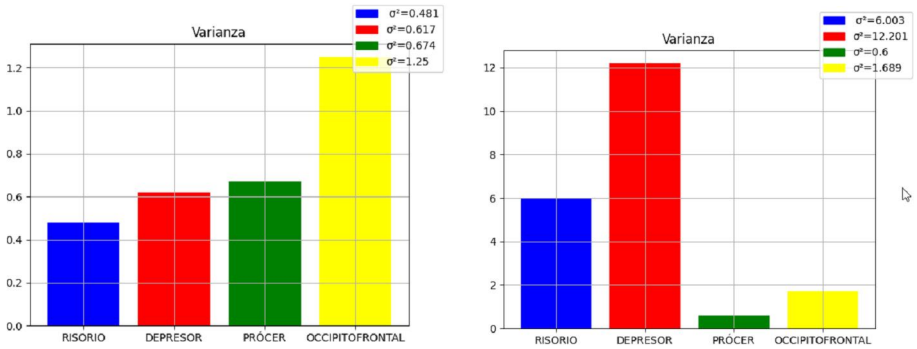
Figura 9. Grafica de araña comparando las medias.

Pruebas en personas con tristeza

Para las pruebas se buscó personas que se encontraban en estado de tristeza. Así que se les realizo una prueba diferente para cada uno. Se presentan algunos ejemplos:

Para la primera prueba se grabó al sujeto y se le cuestiono con respecto a cosas muy triviales por lo que no se esperaba que diera algún indicio de tristeza. Como se observa en la figura 10(a) las varianzas, tienden a cero, lo que refleja poca movilidad de los músculos; es decir que el sujeto se mantuvo serio toda la sesión. No se tuvo muchas expresiones relevantes que pudieran indicar tristeza. Entonces se observa un 80% negativo para tristeza.

Para la segunda prueba, se les cuestionó sobre su vida y cómo se sentía, lo que reflejo la tristeza en su cara, dando así datos más certeros de su estado emocional. Se observa en la figura 10(b) que el sujeto fue más expresivo con la boca que con los otros sectores de la cara, específicamente en el músculo depresor, dando positivo a tristeza.



(a) (b)

Figura 11. Sujeto 1. Gráfica de varianza.

Claramente se pudo detectar la tristeza en la segunda prueba. En este caso para detectar la depresión, la persona tuvo que ser estimulada con algunas preguntas personales. Lo que se corrobora en la figura11 circular.

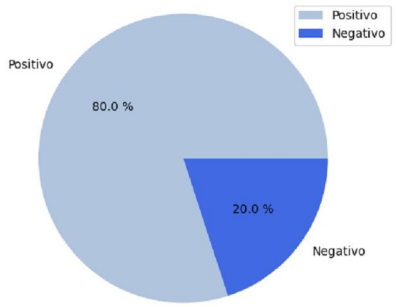


Figura 11. Prueba 2. Gráfica de circular

Por lo que se concluye con estas dos pruebas que no basta con solo observar al individuo, sino que también se tiene que tratar con algunas preguntas para realizar una predicción de la depresión con más certeza. Tal es el caso del proyecto de Jan [5], donde se desarrolló un sistema similar, pero que no cuenta con el apoyo de una prueba psicológica. Aquí se usó Montgomery-Asberg Depression Rating Scale, y el reconocimiento de expresiones faciales en intervalos de tiempo para poder analizar el estado del paciente.

El sistema cuenta con una página web para realizar el formulario de la métrica MADRS.

Se diseñó un estudio de cohortes, observacional, prospectivo y multicéntrico en pacientes clínicamente estables o inestables. Las escalas se administraron en la vista de inclusión en el estudio y en una segunda vista realizada a la semana, en el caso de pacientes estables o dos meses después en pacientes inestables. Se evaluaron la estructura factorial, la validez (convergente y discriminante), la fiabilidad (consistencia interna, estabilidad temporal y entre observadores

Se probó el sistema con 106 pacientes en centros de asistencia psiquiátrica. Se presentó una adecuada:

Validez discriminante (MADRS: Impresión Clínica Global de Gravedad: $p < 0,001$)

Validez convergente (MADRS: $p < 0,05$)
Consistencia interna (α de Cronbach: MADRS = 0,88);
La versión de esta métrica tiene las mejores propiedades psicométricas por lo que es apropiada para nuestro proyecto.
Al igual que en [10] se realizó la localización del stress, pero en el movimiento de los músculos, lo que permite no depender de la distancia a la cámara; y solo se reconoce si existe o no mientras que en [11] se realiza por niveles, lo que evita tener varios umbrales. Tampoco se usa la frecuencia cardiaca lo que permite mayor movilidad evitando stress provocado por el uso de artefactos. Usamos los FACS al igual que los artículos [13] [14] [15] al extraes los patrones musculares, pero nos valemos de puntos de interés que se puede obtener con diferentes técnicas, aquí se usó BRISK. Esto permite realizar un análisis con menor información que si se analiza toda la imagen.
Por último, se debe considerar que en este sistema se tomaron en cuenta movimientos de puntos, por lo que no es necesario una calibración previa de la cámara, además de que el análisis está en función del tiempo, lo que da un mejor diagnóstico.

Trabajo a futuro

Como trabajo a futuro se usará una diadema para medir ondas cerebrales y realizar la detección de la depresión. También resultaría de interés utilizar medir el stress mediante espectros no visibles como en [16].

Conclusiones

Se considerar a la depresión como un problema psicológico que impide a los individuos mantener una vida sana, así como hacer un uso pleno de las facultades y habilidades personales entre las relaciones sociales. Es relevante señalar que, cualquier persona puede padecerla sin saberlo. Por lo es necesario detectar a tiempo la enfermedad y llevar un seguimiento para mejorar su calidad de vida.
Utilizar esta herramienta (prototipo) para detectar el nivel de depresión permite al personal clínico realizar las pruebas necesarias y suficientes sin ser invasivo, para obtener un diagnóstico rápido y preciso; de manera que, facilite establecer un seguimiento por parte del especialista, incluso si no está presente, pero no debe olvidarse que para complementar la prueba es necesario dar un seguimiento.
Se debe aclarar que la aportación del trabajo es en la detección de la tristeza como factor que influye en la depresión, así como el implementar el fromualrio MADRS en una página web, como herramienta auxiliar, ya que el diagnóstico de la depresión debe dejarse a un psicólogo experto en el tema.
Las gráficas obtenidas permiten una visualización del estado emocional de la tristeza sobre todo en aquellas personas que han sufrido una perdida, ya sea material o sentimental como la muerte. Aquí se debe considerar los tiempos actuales donde ha habido una pandemia.

Agradecimientos

Los autores agradecen y reconocen el apoyo recibido por el IPN (Instituto Politécnico Nacional) para la realización del presente proyecto.

Referencias

[1] Botto, A., Acuña, J. E. C., & Jiménez, J. E. La depresión como un diagnóstico complejo: Implicancias para el desarrollo de recomendaciones clínicas. *Revista Médica De Chile*, *142*(10), 1297-1305, 2014.
[2] Thayer, R. E. The biopsychology of mood and arousal. *Choice Reviews Online*, *28*(03), 28-1830. Velayos, J.L. *Anatomía de la cabeza*. Ed. Médica Panamericana, 2014
[3] Ibor, M. I. L. Ansiedad y depresión, reacciones emocionales frente a la enfermedad. *Anales de medicina interna*, *24*(5), 2007.
[4] Agudelo, D., Buela-Casal, G., & Spielberger, C. D. Ansiedad y depresión: el problema de la diferenciación a través de los síntomas. *Salud Mental*, *30*(2), 33-41, 2007.
[5] Jan, A., Meng, H., Gaus, Y. F. A., Zhang, F., & Turabzadeh, S. *Automatic Depression Scale Prediction using Facial Expression Dynamics and Regression*, 2014.
[6] Nasir, Jati, A., Shivakumar, P. G., Chakravarthula, S. N., & Georgiou, P. G. (2016). *Multimodal and Multiresolution Depression Detection from Speech and Facial Landmark Features, 2016*.

[7] Yin, S., Liang, C., Ding, H., & Wang, S. *A Multi-Modal Hierarchical Recurrent Neural Network for Depression Detection*. 2019.
[8] Scherer, S., Stratou, G., & Morency, L. *Audiovisual behavior descriptors for depression assessment*, 2013
[9] Francese, R., & Attanasio, P. (2021). *Supporting Depression Screening with Multimodal Emotion Detection*, 2021.
[10] B. H. Prasetio, H. Tamura and K. Tanno, "The facial stress recognition based on multi-histogram features and convolutional neural network",*2018 IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics (SMC)*, pp. 881-887, 2018.
[11] M. Pediaditis, G. Giannakakis, F. Chiarugi, D. Manousos, A. Pampouch-idou, E. Christinaki, G. Iatraki, E. Kazantzaki, P. G. Simos, K. Marias et al., "Extraction of facial features as indicators of stress and anxiety",*2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 3711-3714, 2015.
[12] G. Giannakakis, M. Pediaditis, D. Manousos, E. Kazantzaki, F. Chiarugi, P. G. Simos, et al., "Stress and anxiety detection using facial cues from videos",*Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 31, pp. 89-101, 2017.
[13] P.A Friesen Ekman and W.V.,*The facial action coding system (book review)*, pp. 251, Jan 1979.
[14] C. Viegas, S.-H. Lau, R. Maxion and A. Hauptmann, "Towards indepen-dent stress detection: A dependent model using facial action units",*2018 International Conference on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI)*, pp. 1-6, 2018.
[15] M. Gavrilescu and N. Vizireanu, "Predicting depression anxiety and stress levels from videos using the facial action coding system",*Sensors*, vol. 19, no. 17, pp. 3693, 2019.
[16] P. Yuen, K. Hong, T. Chen, A. Tsitiridis, F. Kam, J. Jackman, D. James, M. Richardson, L. Williams, W. Oxford et al.,*Emotional & physical stress detection and classification using thermal imaging technique*, 2009.
[17] Pons, C., Giandini, R. S., & Pérez, G. T. Desarrollo de software dirigido por modelos. En *Editorial de la Universidad Nacional de La Plata (EDULP) / McGraw-Hill Educación eBooks*, 2010.
[18] Agrawal, S., & Khatri, P. (2015). *Facial Expression Detection Techniques: Based on Viola and Jones Algorithm and Principal Component Analysis*, 2015.
[19] Velayos, J.L. *Anatomía de la cabeza*. Ed. Médica Panamericana, 2014
[20] Jaramillo, Q (2017). Músculos mímicos. *Repositorio Institucional. Universidad Inca Garcilaso de la Vega. http://repositorio.uigv.edu.pe/handle/20.500.11818/1925*
[21] Rodríguez, J. M., & Noda, I. M. Técnica de fijación frontal en cirugía de ptosis palpebral mediante banda de silicona. *Revista Médica Electrónica*, *40*(6), 2140-2155, 2018.
[22] Corneanu, C. A., Madadi, M., & Escalera, S. Deep Structure Inference Network for Facial Action Unit Recognition. En *Lecture Notes in Computer Science* (pp. 309-324). Springer Science+Business Media, 2018.
[23] Guédat, C., Stergiopulos, O., Kiliaridis, S., & Antonarakis, G. S. (2021). Association of masseter muscles thickness and facial morphology with facial expressions in children. *Clinical and experimental dental research*, 2021.
[24] Leutenegger, S., Chli, M., & Siegwart, R. *BRISK: Binary Robust invariant scalable keypoints*, 2011.
[25] Romero, R; Gallegos, F, Romero, J. Video Analysis with Faces using Harris Detector. Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA), Volume 10 Issue 8, 2019
[26] Chen, T. Pythagorean fuzzy linear programming technique for multidimensional analysis of preference using a squared-distance-based approach for multiple criteria decision analysis. *Expert Systems With Applications*, *164*, 2021.
[27] Salem, E. A., Hassaballah, M., Mahmoud, M. M., & Ali, A. E. A. Facial Features Detection: A Comparative Study. En *Advances in intelligent systems and computing* (pp. 402-412). Springer Nature, 2021
[28] Hengartner, M. P., Jakobsen, J. C., Sørensen, A., & Plöderl, M. Efficacy of new-generation antidepressants assessed with the Montgomery-Asberg Depression Rating Scale, the gold standard clinician rating scale: A meta-analysis of randomised placebo-controlled trials. *PLOS ONE*, *15*(2), e0229381, 2020.