

Detección de estrés laboral mediante reconocimiento de emociones y ritmo cardíaco

Alejandro M. Vega¹, Martín Bilbao², and Marcelo A. Falappa³

¹ Facultad de Ingeniería

Universidad Nacional de la Patagonia San Juan Bosco (UNPSJB)

Comodoro Rivadavia - Chubut

alevega1105@ing.unp.edu.ar

² Grupo de Investigación en Inteligencia Artificial

Facultad de Ingeniería

Universidad Nacional de la Patagonia San Juan Bosco (UNPSJB)

Comodoro Rivadavia - Chubut

martinbilbao@ing.unp.edu.ar

³ Departamento de Ciencias e Ingeniería en Computación UNS

Universidad Nacional del Sur (UNS)

San Andrés 800 – Campus de Palihue - Bahía Blanca - Buenos Aires

Universidad Nacional de la Patagonia San Juan Bosco (UNPSJB)

Comodoro Rivadavia - Chubut

mfalappa@cs.uns.edu.ar

Resumen. El propósito de este estudio es desarrollar un mecanismo para evaluar la salud de los empleados de un organismo público como la Universidad Nacional de la Patagonia San Juan Bosco. Se realizará un análisis de reconocimiento de emociones, RE (o *ER: emotion recognition* en Inglés), y medición del ritmo cardíaco para establecer una correlación con el nivel de estrés. Utilizaremos dispositivos biométricos como cámaras para capturar imágenes, analizadas con inteligencia artificial, y sensores en teléfonos móviles o relojes inteligentes para registrar el ritmo cardíaco. Identificar emociones es un desafío; proponemos utilizar DeepFace para reconocerlas en imágenes faciales, dado que ha logrado una precisión del 94%. También se administrará un cuestionario para que los empleados respondan sobre su estado emocional y anímico (neutral, cansado o con energía). Esto nos permitirá analizar la correspondencia entre la emoción detectada y la informada por el sujeto, ayudando a mejorar la estimación de su estado de salud.

Palabras claves: Inteligencia Artificial, Deep Face, Reconocimiento de Emociones, Salud

1 Introducción

Las emociones, como sentimientos intensos, afectan diversas actividades cotidianas, como la toma de decisiones, la memoria, la concentración y la inspiración [1–4]. En 1968, se observó que, en las interacciones persona-persona, los indicadores verbales representan un 7% de todas las interacciones, mientras que las

vocales un 38% y las reacciones faciales un 55% [5]. Este hallazgo destaca la importancia de las expresiones faciales como un componente significativo para la identificación de las emociones.

Se mencionan diversas aplicaciones para el RE, que van desde las educativas hasta las de seguridad [6]. Otra aplicación importante del RE es en el ámbito de la salud, específicamente en la salud laboral, para detectar el estrés en los trabajadores de una institución. Esto permitiría un mejor seguimiento de la salud ocupacional.

Existen varias definiciones de estrés, entre ellas, la presentada ante la Organización Mundial de la Salud por Hans Selye en 1956: 'La respuesta no específica del organismo a cualquier demanda del exterior' [7]. En la actualidad, estamos inmersos en diversas demandas externas, como los altos índices de desempleo, la inestabilidad económica y los problemas familiares y laborales. Es importante recalcar que el estrés laboral ha sido objeto de estudio por parte de diferentes expertos, desde psicólogos hasta médicos y administradores, con el fin de lograr una experiencia laboral más acogedora y eficaz [8].

Por último, en este estudio no solo examinaremos los sentimientos como indicadores de estrés laboral, sino que también evaluaremos su impacto en uno de los signos vitales más importantes: el ritmo cardíaco. El ritmo cardíaco, medido en latidos por minuto (BPM) [9], es un indicador clave de la salud cardiovascular y puede verse afectado por el estrés laboral. Analizaremos si existe una relación entre el estrés laboral y la variabilidad del ritmo cardíaco para comprender mejor su impacto en la salud de los empleados.

2 Motivación

En la institución universitaria donde se llevará a cabo esta investigación, la ausencia de medidas preventivas para abordar el estrés laboral a pesar de contar con un departamento de salud ocupacional plantea una significativa preocupación. Este problema se ve agravado por la diversidad de personal que conforma la institución, que abarca desde docentes comprometidos con las exigencias educativas de los estudiantes hasta personal administrativo y de servicios que garantiza el funcionamiento eficaz de la institución.

Como miembro del personal de la institución, es crucial reconocer que el estrés laboral puede afectar a los docentes de diversas maneras en este entorno universitario. En primer lugar, los docentes están sometidos a la constante presión de mantener altos estándares académicos mientras desempeñan múltiples roles, que incluyen la enseñanza, la investigación y, en algunos casos, otros empleos adicionales fuera de la universidad para complementar sus ingresos. Esta carga laboral adicional puede intensificar el estrés y dificultar el equilibrio entre la vida laboral y personal.

Además, los docentes deben enfrentarse a las demandas y expectativas cambiantes de los estudiantes, así como a la necesidad de adaptarse a los avances tecnológicos y pedagógicos en constante evolución. Esto puede generar incertidumbre y presión adicional sobre el desempeño académico y la productividad

profesional. Es importante tener en cuenta que el estrés laboral no solo afecta la salud y el bienestar de los docentes, sino que también puede tener un impacto significativo en la calidad de la enseñanza y el aprendizaje en el aula. Los docentes estresados pueden experimentar dificultades para concentrarse, comunicarse de manera efectiva o mantener la motivación y la pasión por su trabajo, lo que puede afectar negativamente la experiencia educativa de los estudiantes.

Además de estas responsabilidades específicas, tanto el personal administrativo como el de servicios pueden enfrentarse a la necesidad de adaptarse a cambios organizativos, como la implementación de nuevas tecnologías, procedimientos o políticas. Estos cambios pueden generar incertidumbre y ansiedad sobre el futuro del empleo y la efectividad en el desempeño laboral.

Es fundamental brindar apoyo y recursos adecuados para ayudar a los empleados a gestionar el estrés y mantener un equilibrio saludable entre el trabajo y la vida personal. Es por esto que se ha propuesto aprovechar el desarrollo de un nuevo sistema de control de entradas y salidas del personal, que utiliza inteligencia artificial (IA) para el reconocimiento facial (RF). Este sistema presenta una oportunidad única para mejorar la comprensión y la gestión del estrés laboral al integrar el RE como parte de sus funcionalidades. Al establecer una colaboración entre el departamento de salud ocupacional y el equipo de desarrollo del sistema, se pretende realizar un estudio preventivo que no solo mejore el bienestar del personal, sino también su eficacia en el desempeño laboral.

Para llevar a cabo esta investigación, se implementará una metodología integral que incluya la recopilación de datos sobre el estrés laboral, la medición de variables relevantes como el estado emocional y el ritmo cardíaco, y el análisis detallado de los resultados obtenidos. Dicha investigación tiene como objetivo no solo identificar y comprender las causas y manifestaciones del estrés laboral en la institución universitaria, sino también desarrollar e implementar intervenciones efectivas para abordar este problema de manera pro activa y mejorar así la calidad de vida y el rendimiento laboral de todos los empleados.

3 Desarrollo de la Propuesta

El objetivo principal de esta propuesta es investigar un mecanismo preventivo para detectar el estrés laboral y evitar complicaciones en los empleados. Para lograrlo, buscamos desarrollar un método que sea lo menos estresante y menos invasivo posible, permitiendo que cada empleado pueda proporcionar la información necesaria para el estudio de manera cómoda y sin presiones adicionales.

Para la recopilación de información necesaria, tomaremos tres componentes principales: el análisis de las emociones, la medición del ritmo cardíaco y la contestación de un breve formulario. A continuación se desarrolla el plan de acción de cada componente.

3.1 Reconocimiento de Emociones

Para recopilar información sobre el RE, se implementará un sistema que aproveche las fotografías proporcionadas por los empleados al ingresar y al salir de la

institución. Este proceso se integrará con el sistema actualmente en desarrollo para el RF en las E/S de los empleados. De esta manera, podremos analizar visualmente cómo el tiempo transcurrido en el entorno laboral afecta a las expresiones faciales de los empleados.

Al obtener estas fotografías en momentos claves del día, al inicio y al final de la jornada laboral, se podrá obtener un registro visual de los cambios emocionales que experimentan los empleados. En este trabajo, se utiliza la tecnología DeepFace, desarrollada por Facebook y diseñada para ofrecer herramientas y modelos pre-entrenados para simplificar el desarrollo de aplicaciones que implica identificar y reconocer emociones en imágenes. Este sistema emplea una red neuronal profunda de nueve capas que involucra más de 120 millones de parámetros utilizando capas localmente conectadas de manera extensa, sin compartir pesos, en lugar de las capas convolucionales estándar. El conjunto de datos etiquetados con identidades con la que fue entrenada consta de cuatro millones de imágenes faciales pertenecientes a más de 4.000 identidades. El método utilizado alcanzó una precisión del 97.35% en el conjunto de datos Labeled Faces in the Wild (LFW) [10].

Durante este proceso de análisis, se recopilarán los siguientes datos en relación con las emociones: enojo, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa y neutralidad. Es por esto que a los sujetos de pruebas se les indica que se tomen fotografías lo más natural posible sin forzar alguna emoción en particular.

Tabla 1. Ejemplos de Mediciones de Emociones de tres empleados. Estos datos son obtenidos a través del análisis utilizando la tecnología DeepFace. La suma de los valores obtenidos da como resultado el 100% del estado emocional.

Persona	Situación	Enojo	Disgusto	Miedo	Felicidad	Tristeza	Sorpresa	Neutralidad
Sujeto 1	Entrada	3.261	0.086	11.784	0.017	79.657	0.003	5.189
Sujeto 1	Salida	3.788	0.012	12.886	2.131	35.618	0.213	45.348
Sujeto 2	Entrada	0.413	0.0001	5.882	0.783	11.181	0.028	81.711
Sujeto 2	Salida	0.769	0.0002	63.507	5.735	28.762	0.078	1.147
Sujeto 3	Entrada	0.179	0.000002	0.061	0.010	0.392	0.0001	99.356
Sujeto 3	Salida	0.787	0.000001	1.011	0.0003	7.848	0.00002	90.352

Como se puede observar en la Tabla 1, usando los datos de ejemplo que detallaremos más adelante, podemos realizar un análisis rápido de las diferencias en los sentimientos al entrar y salir del trabajo. En el caso del sujeto 1, podríamos observar que al ingresar al trabajo, el empleado se encuentra en un estado de tristeza, pero al salir, esta situación cambia a un estado más neutral. Por otro lado, en el caso del sujeto 2, vemos que ingresa al recinto laboral con un estado neutral, pero al retirarse, su nivel de miedo es más alto. En este caso, sería interesante investigar las acciones que ocurrieron durante su jornada laboral que llevaron a estos cambios en los valores emocionales. Finalmente, en el caso del sujeto 3, ingresamos en un estado neutral y salimos en un estado neutral. Aunque

estos datos por sí solos no nos proporcionan mucha información, sirven como un buen ejemplo para distinguir cómo reaccionan tres personas diferentes ante el transcurso de su jornada laboral.

Con solo tomar estos 3 pares de valores de E/S nos hace pensar en que el reconocimiento de emociones mediante imágenes no es por si solo suficiente para realizar una análisis del estrés pero si para detectar variaciones emocionales que nos pueden hacer querer indagar más en la franja horaria que el empleado se encuentra dentro de la institución

La suma de los valores obtenidos da como resultado el 100% del estado emocional, esto implica que todas las emociones consideradas en el análisis tienen un impacto significativo en la percepción global del estado emocional en un momento específico.

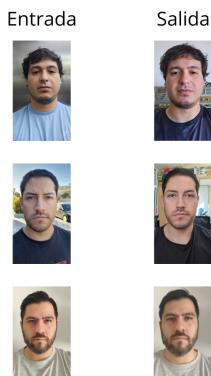


Fig. 1. Fotografías tomadas para realizar el estudio de emociones mediante DeepFace.

Como se puede ver en la Figura 1, las fotos de los diferentes empleados fueron tomadas por diferentes dispositivos lo que también nos brinda la posibilidad de observar la reacción de la tecnología usada ante diferentes orígenes de las imágenes con diferentes condiciones ambientales (interiores, exteriores y lumínicas).

3.2 Medición de Ritmo Cardíaco

Para llevar a cabo estas mediciones se utilizaron 3 SmartWatch diferentes teniendo en cuenta estudios que indican que dichos dispositivos tienen un acierto del 97.5% sobre un oxímetro profesional como referencia, dispositivo médico que mediante Leds de longitud de onda ajustable y fotorreceptores mide la concentración de oxígeno en sangre [11]. Al igual que en la sección anterior, se buscará realizar una medición de E/S como primera etapa obteniendo un par de valores por sujeto de prueba por día y, a partir de los datos obtenidos, se realizará una evaluación para decidir si necesario aumentar la frecuencia de mediciones.

6 Alejandro M. Vega, Martín Bilbao, and Marcelo A. Falappa

Tabla 2. Ejemplo de medición del ritmo cardíaco medidos en BPM utilizando dispositivos vestibles.

Persona	Entrada	Salida
Sujeto 1	69	59
Sujeto 2	70	67
Sujeto 3	73	68

Datos censados correspondientes a la Tabla 1:

Realizando un análisis rápido de la información utilizada como ejemplo podríamos decir que los sujetos de prueba muestran una baja del ritmo cardíaco ante la situación de salida del trabajo, mientras que cuando se encuentran entrando a sus puestos laborales estos suelen tener un ritmo cardíaco un poco más elevado.

3.3 Correlación de Datos

Por último, desarrollamos un formulario que los sujetos de prueba completaron al inicio y al finalizar su jornada laboral, en el cual contestaron dos preguntas: 1-¿Cuál es su estado emocional? La respuesta debe estar dentro de las 7 posibilidades mencionadas en la Tabla 1.

2-¿Cuál es su estado anímico? La respuesta puede ser normal, cansado o enérgico.

Tabla 3. Ejemplo de los datos obtenidos de la encuesta realizada a los sujetos de prueba.

Persona	Momento	Pregunta 1	Pregunta 2	Emoción Predominante (DeepFace)	Ritmo Cardíaco
Sujeto 1	Entrada	Neutral	Cansado	Tristeza	69
Sujeto 1	Salida	Neutral	Cansado	Neutralidad	59
Sujeto 2	Entrada	Neutral	Normal	Neutralidad	70
Sujeto 2	Salida	Neutral	Cansado	Miedo	67
Sujeto 3	Entrada	Neutral	Normal	Neutralidad	73
Sujeto 3	Salida	Neutral	Normal	Neutralidad	68

Se explorará una posible relación entre los datos proporcionados por el empleado y los recopilados por la IA. El propósito es realizar una comparación entre lo que la IA es capaz de reconocer y lo que el empleado informa, considerando que ninguna de las dos fuentes puede ser completamente confiable al 100%. Esto nos permitirá determinar si las emociones declaradas por el empleado no fueron precisas, así como si la detección de la IA también podría haber sido incorrecta.

4 Resultados Obtenidos

Al empezar a analizar los datos obtenidos en un período de 10 (diez) días, en el cual obtuvimos un dataset de 92 muestras, hemos podido realizar los siguientes estudios:

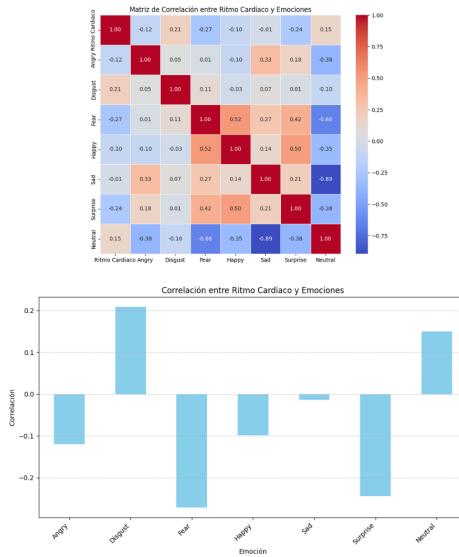


Fig. 2. Matriz de correlación y gráfico de barra que demuestra la relación entre el ritmo cardíaco y las emociones.

En la Figura 2, se presenta un gráfico de barras donde el eje *x* representa las diferentes emociones y el eje *y* indica la correlación asociada a cada una, variando en un rango de -1 a 1. Se observa que la emoción de Disgusto muestra una correlación positiva mayor con el ritmo cardíaco en comparación con las demás emociones. Por otro lado, las emociones de miedo y sorpresa exhiben una correlación negativa más alta que las demás. Es fundamental tener en cuenta que la correlación no implica causalidad. Esto significa que una alta correlación entre el ritmo cardíaco y una emoción no necesariamente indica que el ritmo cardíaco cause esa emoción, ni viceversa.

Se llevó a cabo un análisis comparativo entre las emociones reportadas por el personal y las detectadas mediante el uso de DeepFace. Este proceso arrojó un resultado en el cual el 56.52% de las veces las emociones coincidían entre ambas fuentes, es decir, las emociones informadas por el personal coincidían con las detectadas por DeepFace. Sin embargo, en el 43.48% de las instancias analizadas, las emociones reportadas y las detectadas no concordaban entre sí. Esto puede sugerir una discrepancia en la percepción de las emociones entre el personal y DeepFace, lo cual puede tener implicaciones significativas en la interpretación y la precisión de los resultados obtenidos. Por un lado, la IA puede ser engañada por la simulación de una emoción para la fotografía, lo cual puede distorsionar los resultados de detección. Por otro lado, el personal puede no ser completamente sincero al informar sus emociones o puede tener una percepción errónea de las emociones que experimenta en un momento dado. Estos factores pueden contribuir a la discrepancia obtenida en este análisis.

5 Trabajos Relacionados

Esta investigación se centra en estudiar la posibilidad de descubrir un mecanismo de detección de estrés mediante el análisis de emociones y del ritmo cardíaco de las personas. Hemos tomado los siguientes trabajos como referencia para la realización de este trabajo.

Emotion recognition from facial expression using deep convolutional neural network [12]. La detección de expresiones faciales ha experimentado un notable crecimiento en la investigación reciente, con numerosos estudios que exploran el enfoque de Redes Neuronales Convolucionales (CNN) profundas. Este artículo se centra en la tarea de detectar Unidades de Acción (AUs) faciales, una parte fundamental del Sistema de Codificación de Acción Facial (FACS) que representa las emociones humanas. Se emplea un método llamado *dropout*, que ha demostrado ser efectivo para mitigar el sobreajuste. El sistema desarrollado alcanza un rendimiento del 92.81% de precisión, evidenciando la eficacia del enfoque propuesto en el reconocimiento de emociones.

Deep Face Recognition [10]. Realizan contribuciones mostrando cómo puede ensamblarse un conjunto de datos a gran escala (2.6 millones de imágenes, más de 2.6 mil personas) mediante una combinación de automatización y participación humana. Presentan métodos y procedimientos con resultados comparables con los estándares de evaluación de rostros LFW (*Labelled Faces in the Wild en inglés*) y YTW (*Youtube Faces in the Wild en inglés*) [13], logrando el reconocimiento facial con una sola fotografía, reduciendo el error del estado del arte actual en más del 27%, y aproximándose estrechamente al rendimiento a nivel humano.

Mediciones de Estrés Laboral en Docentes de un Colegio Público Regional Chileno [14]. Esta investigación analiza la existencia del síndrome de *burnout* en docentes de un colegio público de enseñanza técnica profesional de la ciudad de Coquimbo, en Chile. El nivel de síndrome de *burnout* global es de tipo medio o bajo en los educadores del colegio. Solamente el agotamiento emocional mostró una incidencia importante (34% de los educadores encuestados), mientras que los problemas de despersonalización y de falta de realización personal en el trabajo se encuentran en niveles bajos y bajo medio respectivamente.

Estrés laboral: estudio de revisión [15]. El estudio del estrés laboral es de gran interés a nivel mundial y nacional por los efectos negativos que genera en la salud de las personas y las organizaciones. El objetivo de esta investigación es el análisis del concepto estrés laboral, sus modelos explicativos y variables asociadas, teniendo en cuenta investigaciones de los últimos cinco años. Para esto se analizan 62 artículos, de los cuales 29 definen el estrés de diferentes formas, aunque algunos coinciden en ciertos aspectos, por ejemplo, como una respuesta psico-fisiológica generada a partir de la percepción amenazante de un estímulo

externo: la tensión generada ante un factor de riesgo. También se fundamenta el concepto desde los modelos explicativos del estrés, entre los más destacados, el modelo de Karasek y Siegrist. Finalmente se resalta la importancia de estos dos modelos por ser el fundamento teórico para la construcción de instrumentos de medición del estrés.

Confiabilidad de parámetros fisiológicos estimados por elementos vestibles (wearables). Ritmo cardíaco, posición y aceleración, ECG. [16]. Los dispositivos portátiles podrían ser un método alternativo en el monitoreo remoto de pacientes, midiendo parámetros fisiológicos de interés clínico. Por lo tanto, es necesario verificar la precisión de los dispositivos portátiles con las tecnologías actuales. Se analizan cuatro estudios. El primero compara las mediciones de la frecuencia cardíaca de 10 dispositivos comerciales, que demostraron un porcentaje de precisión del 97.5% respecto a un oxímetro profesional como referencia. En segundo lugar, se comparan los dispositivos Basis Peak y FitBit Charge HR con la frecuencia cardíaca medida a partir de un electrocardiograma (ECG). Por ejemplo, esta investigación se dividió en frecuencias cardíacas altas y bajas, y se obtuvieron mejores resultados en frecuencias bajas, con un sesgo medio idéntico. Por lo tanto, se analizan la posición medida contando pasos en comparación con observaciones, y las mediciones fueron precisas. Sin embargo, los acelerómetros demostraron no ser buenos para mediciones de alta velocidad; de hecho, este estudio comparó acelerómetros con mediciones de puertas de tiempo y cámaras de alta velocidad.

Implementación de una herramienta de medición del ritmo cardíaco basado en plataforma Android [17]. Aquí se analizó e implementó una herramienta para controlar el ritmo cardíaco en la plataforma Android, se propuso la utilización de un sensor HRM (Heart Rate Monitor en Inglés) que se lo puede encontrar en celulares. Los mismos utilizan una tecnología llamada foto sensor y dependiendo del resultado obtenido con la aplicación desarrollada se dan a conocer hospitales cercanos a la ubicación del dispositivo utilizando el gps. También se realiza un análisis de otros dispositivos para concluir cuáles serían los más adecuados para esta tarea.

6 Conclusiones y Trabajo Futuro

El estrés laboral ha sido objeto de un amplio abanico de investigaciones, que lo han definido desde diversas perspectivas como la respuesta del individuo a situaciones externas percibidas como amenazantes. Este fenómeno, crucial en el ámbito laboral, ha generado un interés creciente debido a su impacto en la salud y el bienestar de los trabajadores, así como en el desempeño organizacional.

Por otro lado, el estudio de las emociones ha experimentado un avance significativo en los últimos tiempos, impulsado por los desarrollos tecnológicos que han permitido una comprensión más profunda de estos fenómenos complejos. La utilización de inteligencia artificial y la disponibilidad de herramientas de

análisis de datos han ampliado las posibilidades de investigación en este campo, brindando nuevas perspectivas y enfoques para comprender la naturaleza y la expresión de las emociones humanas.

En este contexto, hemos realizado un primer acercamiento para explorar la relación entre el estrés laboral y las emociones, con el objetivo de contribuir al conocimiento existente y abrir nuevas líneas de investigación. A pesar de las limitaciones encontradas en la realización de un experimento inicial completo, hemos logrado recabar información valiosa que nos ha permitido no solo obtener datos sobre las emociones y el estrés laboral, sino también adquirir experiencia en el diseño y la implementación de estudios en este campo.

Como resultado de este proceso, hemos identificado varias áreas de interés y posibles líneas de investigación futuras. Por ejemplo, hemos considerado la posibilidad de llevar a cabo el análisis de emociones a través de señales de audio, lo que nos permitiría explorar cómo las expresiones vocales pueden reflejar estados emocionales en el contexto laboral. Además, hemos contemplado la captura de señales fisiológicas, como la respuesta galvánica de la piel (GSR), para evaluar las reacciones físicas ante situaciones estresantes.

Otra área prometedora de investigación es el análisis del comportamiento a través de la observación de video, lo que podría proporcionar información detallada sobre las respuestas conductuales ante estímulos laborales. Asimismo, consideramos la posibilidad de construir conjuntos de datos multimodales que integren información proveniente de diversas fuentes, como audio, vídeo y datos fisiológicos, para obtener una visión más completa de las experiencias emocionales en el lugar de trabajo.

En resumen, aunque los datos obtenidos en este estudio inicial no nos han permitido establecer una relación sólida entre las emociones y el ritmo cardíaco en el contexto laboral, consideramos que este es solo el comienzo de un proceso continuo de investigación. Planeamos seguir explorando estas áreas y ampliando nuestros métodos de recopilación y análisis de datos, con el objetivo de obtener una comprensión más completa y detallada de la relación entre las emociones y el estrés en el trabajo.

Referencias

1. Huang, D.; Guan, C.; Ang, K.K.; Zhang, H.; Pan, Y. Asymmetric spatial pattern for EEG-based emotion detection. In Proceedings of the 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Brisbane, Australia, 10–15 June 2012; pp. 1–7.
2. Chowdary, M.K.; Nguyen, T.N.; Hemanth, D.J. Deep learning-based facial emotion recognition for human–computer interaction applications. *Neural Comput. Appl.* 2021, 35, 23311–23328.
3. Singh, S.K.; Thakur, R.K.; Kumar, S.; Anand, R. Deep learning and machine learning based facial emotion detection using CNN. In Proceedings of the 2022 9th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), New Delhi, India, 23–25 March 2022; pp. 530–535.
4. Cui, Y.; Wang, S.; Zhao, R. Machine learning-based student emotion recognition for business English class. *Int. J. Emerg. Technol. Learn.* 2021, 16, 94–107.

5. Kakuba, S.; Poulose, A.; Han, D.S. Deep learning-based speech emotion recognition using multi-level fusion of concurrent feature. *IEEE Access* 2022, 30, 125538–125551.
6. Venkatesan, R.; Shirly, S.; Selvarathi, M.; Jebaseeli, T.J. Human Emotion Detection Using DeepFace and Artificial Intelligence. *Eng. Proc.* 2023, 59, 37. <https://doi.org/10.3390/engproc2023059037>
7. Peiró, J. M., & Salvador, A. (1993). Desencadenantes del estrés laboral (Vol. 2). Madrid: Eudema.
8. Atalaya, M. (2001). El estrés laboral y su influencia en el trabajo. *Industrial data*, 4(2), 25-36.
9. Coronel Gómez, B. A., Ríos De La Hoz, O. J., Suarez López, D., & Solorzano, J. G. (2021). Implementación de una herramienta de medición del ritmo cardíaco basado en plataforma Android. *Ciencia E Ingeniería*, 8(2), e5716214.<https://doi.org/10.5281/zenodo.5716214>
10. Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M., & Wolf, L. (2014). DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1701-1708.
11. Sirio, L. Confiabilidad de parámetros fisiológicos estimados por elementos vestibles (wearables). Ritmo cardíaco, posición y aceleración, ECG.
12. Liliana, D. Y. (2019, April). Emotion recognition from facial expression using deep convolutional neural network. In *Journal of physics: conference series* (Vol. 1193, p. 012004). IOP Publishing.
13. Parkhi, O., Vedaldi, A., & Zisserman, A. (2015). Deep face recognition. In *BMVC 2015-Proceedings of the British Machine Vision Conference 2015*. British Machine Vision Association.
14. Zuniga-Jara, S., & Pizarro-Leon, V. (2018). Mediciones de estrés laboral en docentes de un colegio público regional chileno. *Información tecnológica*, 29(1), 171-180.
15. Osorio, J. E., & Cárdenas Niño, L. (2017). Estrés laboral: estudio de revisión. *Diversitas: perspectivas en psicología*, 13(1), 81-90.
16. Sirio, L. Confiabilidad de parámetros fisiológicos estimados por elementos vestibles (wearables). Ritmo cardíaco, posición y aceleración, ECG.
17. Gómez, B. A. C., De La Hoz, O. J. R., López, D. M. S., & Solorzano, J. G. (2021). Implementación de una herramienta de medición del ritmo cardíaco basado en plataforma Android. *Ciencia e Ingeniería: Revista de investigación interdisciplinaria en biodiversidad y desarrollo sostenible, ciencia, tecnología e innovación y procesos productivos industriales*, 8(2), 6.