

Minería de texto para el estudio de un estado del arte en el uso de señales fisiológicas para la detección de emociones: una perspectiva en la interacción humano robot Text mining for the study of a state of the art in the use of physiological signals for the detection of emotions: a perspective on human-robot interaction

A. Ruiz-Figueroa ¹, P. Makagonov ^b, V.A. Gómez-Pérez ¹, J.A. Cruz-Tolentino ¹, A. Jarillo-Silva ^{1,*}

^aCentro de Tecnologías de la Información, Instituto de Informática, Universidad de la Sierra Sur, Miahuatlán de Porfirio Díaz, Oaxaca, México.

^bRussian Presidential Academy of National Economy and Public Administration.

Resumen

Este artículo presenta un enfoque basado en el análisis de resúmenes para conocer la tendencia del uso de señales fisiológicas, así como la viabilidad de aplicar estas técnicas en la inducción de emociones y estados cognitivos en personas sanas. El objetivo de este artículo es determinar la viabilidad de desarrollar herramientas tecnológicas, que ayuden a la detección del estado emocional y cognitivo de un usuario al interactuar con un robot. Para ello inicialmente se recopilaron 8623 resúmenes de la biblioteca digital de IEEE, que se relacionan con los temas de neurometría y biometría durante un periodo aproximado de 50 años atrás. Sin embargo, al analizar los resultados se concluye que son de poca utilidad para el objetivo de esta investigación, así que se agrega en la nueva búsqueda el término “emociones”. El número de artículo se reduce a 110, se reconstruye el modelo de ciclo de vida o curva S utilizando el segmento del polinomio cúbico. Los resultados demuestran que existe una factibilidad y viabilidad de considerar la biometría y la neurometría en la detección de emociones.

Palabras Clave: Biometría, análisis de clúster, polinomio cúbico, análisis de emociones

Abstract

This article presents an approach based on the analysis of abstracts to know the trend of the use of physiological signals, as well as the feasibility of applying these techniques in the induction of emotions and cognitive states in healthy people. The objective of this article is to determine the feasibility of developing technological tools that help detect the emotional and cognitive state of a user when interacting with a robot. For this, initially 8,623 abstracts were collected from the IEEE digital library, which are related to the topics of neurometrics and biometrics during a period of approximately 50 years ago. However, when analyzing the results, it is concluded that they are of little use for the objective of this research, so the term “emotions” is added in the new search. The article number is reduced to 110, the life cycle model or S curve is reconstructed using the segment of the cubic polynomial. The results show that there is a feasibility and feasibility of considering biometrics and neurometrics in the detection of emotions.

Keywords: Biometrics, cluster analysis, cubic polynomial, emotion analysis.

1. Introducción

El panorama internacional sobre el estudio de las emociones, es clave en diferentes áreas de investigación. En México, el interés en este campo ha aumentado considerablemente en los últimos 10 años. No se excluye el área de interacción humano robot (IHR), la cual en los últimos años se ha centrado en la generación de herramientas, que permitan medir el desem-

peño de un sujeto (estado emocional y cognitivo) al interactuar con un robot (Chuah y Yu, 2021). Debido al avance tecnológico se ha abierto una gama de oportunidades para evaluar la experiencia del usuario empleando información del cuerpo humano, por ejemplo, ritmo cardíaco, señales nerviosas, conductancia de la piel, presión arterial, temperatura corporal, entre otras. Sin embargo, una de las cuestiones a considerar se centra en determinar la viabilidad y factibilidad del uso de la biometría y

* Autor para correspondencia: ajarillo0205@gmail.com.mx

Correo electrónico: alex2000rf@gmail.com (Amando Alejandro Ruiz-Figueroa), mpp2003@inbox.ru (P. Makagonov), applevig@gmail.com (Víctor Alberto Gómez-Pérez), jact1278@gmail.com (José Alberto Cruz-Tolentino), ajarillo0205@gmail.com (Alejandro Jarillo-Silva)

Historial del manuscrito: recibido el 28/10/2022, última versión-revisada recibida el 28/10/2022, aceptado el 07/11/2022, publicado el 11/11/2022. **DOI:** <https://doi.org/10.29057/icbi.v10iEspecial5.10138>



neurometría en el desarrollo de estas herramientas, así como la tendencia en los próximos años.

Cuando se tiene la intención de desarrollar una o un conjunto de herramientas (framework, aplicación móvil, aplicación web o de escritorio) que utilicen la biometría y/o la neurometría para la identificación de emociones es necesario conocer el estado del arte, el cual va generar la pauta para determinar la viabilidad, confiabilidad y factibilidad de las mismas. Es importante conocer el crecimiento y la aportación de la biometría y la neurometría en la detección de emociones, con ello se identifican las ventajas y desventajas de su uso. Rahman et al, revisan estudios publicados que han utilizado señales de electroencefalografía (EEG) para identificar posibles interconexiones entre la emoción y la actividad cerebral, comparan resultados de estudios recientes y discuten posibles desafíos, sin embargo, no hacen una búsqueda exhaustiva del uso de las señales EEG en la detección de emociones (Rahman *et al.*, 2021). Por otra parte, Bulagang et al, se centran en analizar las tendencias actuales en términos de como las señales que incluyen la frecuencia cardíaca y la conductancia de la piel pueden usarse como funciones de entrenamiento para clasificadores de emociones (Bulagang *et al.*, 2020).

Actualmente, en la literatura científica se han reportado investigaciones acerca de los recientes avances y perspectivas del estudio de emociones en la robótica. En (Spezialetti *et al.*, 2020) presentan un estado del arte de los modelos emocionales adoptados actualmente, las modalidades de interacción y las estrategias de clasificación dando su punto de vista sobre desarrollos futuros, la búsqueda de trabajos son a partir del 2015 hasta el 2019. Soroush et al, revisan varios estudios que se basan en señales EEG, describen algunos pasos importantes de un sistema de reconocimiento de emociones, como, tipo de señales biológicas, métodos de reconocimiento fuera de línea y en línea, tipos de estimulación, pero solo revisan estudios recientes y más importantes (Soroush *et al.*, 2017).

El estudio de las emociones en el desarrollo de sistemas BCI (Brain Computer Interaction) se ha incrementado ampliamente, la necesidad de la detección automática de emociones es fundamental en esta área de desarrollo. García-Martínez et al, presentan una revisión de los últimos años, explorando las principales métricas no lineales utilizadas para el reconocimiento de emociones a partir de registros EEG, sin embargo, se centran solo en investigaciones de los últimos años (García-Martínez *et al.*, 2017). Xu et al, menciona la importancia del EEG para el estudio del procesamiento de aprendizaje, hacen una revisión de algoritmos basados en EEG para medir emociones y teorías para modelar emociones, en sus conclusiones solo mencionan los desafíos en la teoría y en la práctica, pero no describen una tendencia sólida del uso de señales cerebrales en el estudio de emociones (Xu *et al.*, 2018). Kalyani y Vasanth presentan un estudio de varias etapas involucradas en el análisis de señales EEG para la detección de emociones, hacen una explicación del método de adquisición y procesamiento de señales, sin embargo, su estudio solo se basa en la parte metodológica del estudio de emociones y no en la tendencia del uso de EEG (Wagh y Vasanth, 2019). Finalmente, Suhaimi et al, presentan una revisión entre los años 2016 y 2019 acerca del reconocimiento de emociones mediante señales EEG, en su estudio describen estímulo emocional, tamaño de estudio, hardware de EEG, clasificadores

de aprendizaje y enfoque de clasificación (Suhaimi *et al.*, 2020).

La mayoría de los trabajos que han reportado una revisión del estudio de emociones basadas en el análisis de señales fisiológicas se basan solo en revisiones de los últimos 10 años, además de que no presentan un estudio concluyente de la tendencia del uso de la neurometría y biometría en el estudio de emociones. En este trabajo de investigación, se presenta un estudio basado en la minería de texto de investigaciones reportadas en los últimos 50 años para determinar la viabilidad del estudio de emociones basados en información fisiológica. Se pretende dar un panorama general de la tendencia y su importancia del estudio de emociones en la interacción humano robot desde una perspectiva del estudio de señales fisiológicas.

La organización del documento es la siguiente: en la sección 2 se presenta la metodología empleada para desarrollar el estudio, en la sección 3 se muestran los resultados y finalmente en la sección 4 se presentan las conclusiones finales de la investigación.

2. Metodología

Existen algunos métodos para el rescate de información, entre ellos se encuentra la bibliometría y la ciencimetría (Noyons, 1999); estos métodos son laboriosos y exigen que se disponga de una gran cantidad de artículos. Es por ello que lo utilizan las grandes Instituciones Científicas, Organizaciones Gubernamentales o compañías con capacidad financiera. En esta investigación se expone un enfoque basado en el análisis de resúmenes, para la valoración de la etapa de desarrollo de la “Neurometry and biometry of emotion” desde el punto de vista de ciencia normal (Kuhn, 1970a).

2.1. Análisis de la evolución de la “neurometry and biometry of emotions” analizando resúmenes

Para este objetivo se coleccionaron 8,623 resúmenes de la Biblioteca Digital IEEE relacionados con los temas de *neurometrics*, *biometrics* y *emotions* distribuidos uniformemente durante un período aproximado de 50 años (1970-2018). Cada resumen contiene un promedio de 200 palabras, por lo cual son considerados *objetos de conocimiento pobre* (Makagonov y Ruiz Figueroa, 2004); para convertirlos en *objetos de conocimiento enriquecido*, fue necesario agruparlos por año de publicación y agregar información (manuales, libros etc.) en su suma anual.

Para conocer el estado futuro de la *neurometrics*, *biometrics*, *emotions* se propone evaluar la dinámica de publicaciones en estas tres direcciones, el inconveniente es que la información relacionada es muy extensa, lo que impide recopilar un porcentaje relativamente grande de información y obtener un muestreo representativo, que nos permita conocer la evolución de la investigación. Es por ello que el estudio se delimita de la siguiente manera: *neurometry and biometry of emotions*, dándole ya una dirección a la investigación.

Cada rama tiene un período característico para producir un cambio sustancial. Para biometría y neurometría, es de 6 años; además tiene una historia de desarrollo alrededor de 50 años

y en los últimos 10 se ha desarrollado intensamente. La información relacionada con esta área se encuentra disponible gratuitamente en Internet, en sitios como ACM, Citeseer, IEEE, Research, Springer, etc.

Para conocer el porcentaje de resúmenes disponibles en Internet, se propone la siguiente estimación: la exploración de información se realice con la ayuda de buscadores, también conocidos como motores o robots de búsqueda, los cuales tienen por objeto detectar la información existente en Internet, utilizando palabra clave específica. Sin embargo, los resultados obtenidos difieren ampliamente según el buscador utilizado, ya que cada uno de ellos tiene su propio sistema de indexación. Se optó por utilizar Google, ya que funciona con una combinación única de hardware y software avanzado. La velocidad que se experimenta puede ser atribuida en parte a la eficiencia del algoritmo de búsqueda, y en parte a la gran cantidad de PC's que se conectan en red, para crear una máquina de búsqueda súper rápida. Al mismo tiempo incorpora una serie de técnicas para mejorar la calidad de búsqueda; incluyendo el *PageRank*, corazón del software. La razón principal de utilizar Google se debe a que proporciona los resultados más relevantes en un tiempo de acceso mucho menor que cualquier otro motor de búsqueda.

El motor de búsqueda Google presenta cerca de 160,000,000 páginas para la palabra *biometrics*, 57,700 para la palabra *neurometrics*, y 889,000,000 para la palabra *emotions* entre los cuales aparecen publicaciones científicas, anuncios de congresos, invitaciones, directorios, centros de investigación, talleres, portadas, donaciones, proyectos de investigación, librerías virtuales, productos para computación, etc. Si ahora, la búsqueda se delimita y se emplea: *neurometry and biometry of emotions* que conforman el dominio de investigación; se obtiene un total de 380,000 páginas que contienen información relacionada con el tema. De estos 380,000 registros se exploraron manualmente los primeros 1000, de los cuales 50 resultaron ser artículos científicos relacionados con el tema (esto representa el 5%). Lo anterior implica que de los 380,000 registros, 19,000 corresponden a resúmenes sobre *biometrics* y *neurometrics*.

Entonces se puede concluir, que la información coleccionada en la librería digital de IEEE (8623 resúmenes), representa el 45.3% de la información en inglés existente en Internet. Esto no significa que el muestreo representa el 45.3% de toda la información publicada para *neurometry and biometry of emotions*, debido a que existen publicaciones en diferentes idiomas. Además, es difícil detectar lo que está sucediendo con relación a una gran parte de la información relevante, ya que ésta circula a través de los llamados colegios invisibles, esto es, entre grupos de expertos, profesionales o académicos de diferentes países que se comunican entre sí, mediante el correo electrónico, o también se encuentra en forma de literatura gris, es decir, en documentos de difícil acceso que no se distribuyen a través de los canales de difusión convencional; tales como tesis doctorales, actas de congresos, documentos de trabajo, etc. En términos generales y para fines prácticos se puede decir que el muestreo obtenido, es representativo.

En la selección de resúmenes de la librería digital de IEEE, el criterio empleado fue que apareciera una o más palabras clave (*biometrics emotions*, *neurometrics emotions*), o información relacionada con ellas, ya sea en el nombre del artículo o

en el cuerpo del resumen, sin tomar en cuenta otros aspectos. Fue necesario depurar y ordenar la información debido a que presentaba detalles como por ejemplo palabras unidas o mal escritas (como errores ortográficos) que originaba cambios en los resultados.

3. Resultados

Una vez definidas las palabras clave de búsqueda se recopilaron 8623 resúmenes de la Librería Digital de IEEE (Lib, 2019), relacionados con los temas: *biometría* y *neurometría* publicados durante un período aproximado de 50 años (1970–2018). En el proceso de análisis, se encontraron dos características especiales:

- I. La distribución temporal de estas publicaciones es descrita mediante una curva dividida en dos fragmentos de frecuencias acumuladas, cada fragmento de esta curva tiene una forma de S (Ruiz Figueroa y Makagonov, 2007). El primer fragmento finaliza en el año 2011, una posible causa es que el interés de los investigadores se haya enfocado a nuevos temas de investigación, o el apoyo económico para estos temas se haya reducido. El aumento posterior del número de publicaciones indica el comienzo de una nueva etapa de desarrollo para éstos temas. Se busca conocer las tendencias actuales, por lo que la atención principal se centra en el segundo fragmento de la curva de frecuencias acumuladas de 2012 a 2018. Las publicaciones del año 2019 no fueron consideradas por que en el momento del análisis, las estadísticas de las publicaciones estaban incompletas.
- II. La segunda característica identificada fue que la mayoría de las publicaciones están relacionadas a temas como: el reconocimiento de personas, huellas dactilares o iris, timbre de voz; en menor medida con problemas médicos, fines educativos y de entretenimiento.

En relación a las características anteriores, se realizó una segunda búsqueda con temas más específicos tales como: *identity management tools*, *user experience evaluation (Ux, UAx)*, *usability of biometric system*, *usability of biometric technologies*, *biometric and usability*, *biometric in recognition of identity*. La información encontrada descende aproximadamente a 2000 resúmenes. Sin embargo, la gama de temas no cambia mucho, y el contenido de los artículos encontrados son temas difíciles de relacionar con los temas: *biometría* y *neurometría* de las emociones.

Por lo tanto, a partir de la primera colección se seleccionaron sólo artículos (o más bien, sus resúmenes) que contenía a excepción los términos: *biometría* o *neurometría* y la palabra clave “*emotion*” y sus palabras derivadas. El número de artículos útiles se redujo hasta 110. Este volumen fue posible analizarlo manualmente con la ayuda de un experto (Makagonov et al., 2006), teniendo en cuenta que requiere de un estado del arte que considere la emociones empleando la *biometría* y *neurometría*.

3.1. Distribución de resúmenes agrupados por año de publicación para *biometría*

Para demostrar los detalles de la primera característica, se analizan los datos mostrados en la tabla 1, que corresponde a

la distribución de resúmenes del tema biometría publicados durante el período 2000 a 2018; así como el tamaño en kilobytes por año de publicación.

Tabla 1: Distribución de resúmenes y tamaño en kilobytes del tema biometría agrupados por año de publicación.

Año	Resúmenes	Tam. (KB)	Año	Resúmenes	Tam. (KB)
2000	40	42.9	2010	622	279
2001	23	31	2011	642	295
2002	75	68.6	2012	630	301
2003	89	76.7	2013	672	320
2004	143	88.4	2014	744	365
2005	173	90.4	2015	833	410
2006	276	150	2016	849	430
2007	358	177	2017	843	432
2008	447	204	2018	640	348
2009	524	243	2019	-	-

La información contenida de 1970 a 1999 se omite por cuestiones de espacio; además las publicaciones fueron muy escasas durante éste período.

La figura 1 muestra la gráfica de la distribución de resúmenes mostrados en la tabla 1. Se observa una tendencia creciente acelerada durante el período 2000–2011, mientras que en el periodo 2012 a 2018 el crecimiento se observa menos acelerado, inclusive decreciente del 2010 al 2012 aproximadamente.

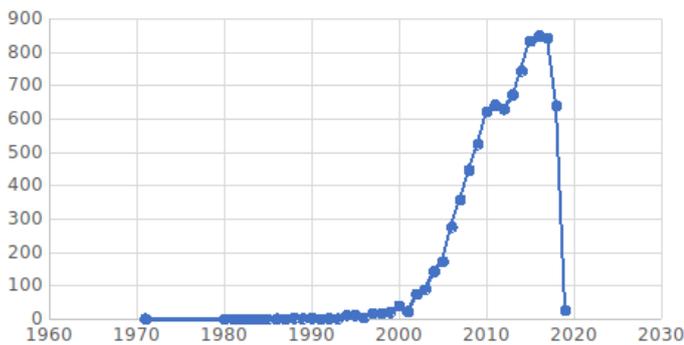


Figura 1: Histograma de distribución de los 8623 resúmenes de la Librería Digital de IEEE para biometría durante el período de 1970 al 2018.

En el año 2011 se tiene una colección de 642 resúmenes que tratan temas generales de biometría. En el año 2012 el interés por estos temas disminuye a 630 resúmenes; entre los principales obstáculos de la investigación destacan la escasa inversión, el subjetivismo del investigador, el poco apoyo a la formación de próximas generaciones y aspectos relacionados directamente tanto con el objeto de estudio como con la metodología empleada.

3.2. Curva de distribución acumulada y curva S para biometría

No es posible conocer el tiempo exacto o el lugar donde emergerá un nuevo descubrimiento dentro de una rama científica, pero es posible predecir el desarrollo de su ciencia normal (Kuhn, 1970b), la cual se basa en resultados anteriores; y el

estudio de estos antecedentes da la posibilidad de predecir la tendencia de su desarrollo. El estudio de la ciencia normal del tema biometría, permite conocer las etapas de inicio, máximo interés, así como la etapa cuando ésta será obsoleta.

A partir de estos datos se reconstruye el polinomio cúbico mostrado en la figura 2.

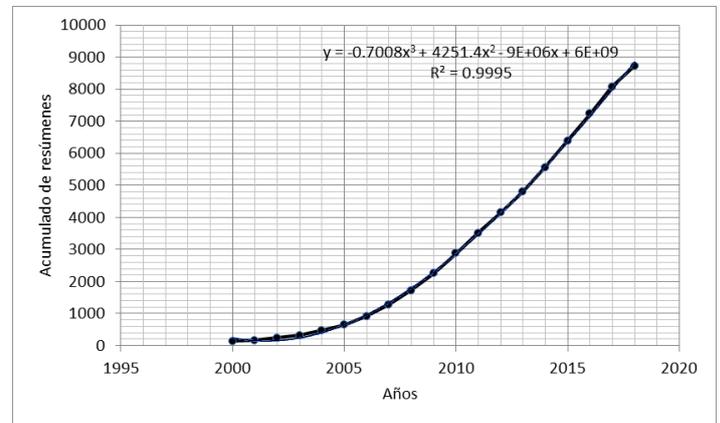


Figura 2: Curva acumulada para todo el período 2000 - 2018 y su línea de tendencia.

Se observa la curva acumulada para todo el período 2000 - 2018 y la línea de tendencia, la cual corresponde al siguiente polinomio cúbico:

$$y = -0,7008x^3 + 4251,4x^2 - 9E + 06x + 6E + 09 \quad (1)$$

con coeficiente de determinación: $R^2 = 0,9995$.

3.3. Análisis de clústeres

La segunda característica, es que la gran mayoría de textos no contienen información de interés en el estudio de emociones empleando la neurometría y biometría. Este hecho es descubierto como resultado del análisis en la matriz texto-palabras.

En la tabla 2 se muestran las palabras típicas para el tema “biometría” encontrada en los resúmenes.

En la tabla 3 se presentan noventa y seis palabras con el tema biometría de las primeras 1000 palabras más frecuentes en la matriz “textos – palabra”. Estos hechos demuestran que la gran mayoría de textos no contienen temas de interés relacionados con la biometría y/o la neurometría. La razón principal es que el tema biometría es muy amplio y cubre demasiadas áreas, las cuales no están directamente relacionadas con los objetivos del grupo.

En la tabla 4 se muestra los temas utilizados para la nueva búsqueda, así como la cantidad de palabras encontradas para cada tema.

Tabla 2: Las palabras más comunes relacionadas con el tema biometría.

Conceptos	Primer Clúster	Segundo Clúster (Lista de palabras complementarias al primer clúster)
Uso práctico	PURPOSE SECURITY PRIVACY, PROMISING AUTHENTICATION, IDENTIFICATION MATCHING RECOGNITION VERIFICATION	VALIDATION, RECOGNIZING ID, THREATS, PRESERVING THEFT, RISK, PHYSIOLOGICAL, MEDICAL, HEALTHCARE
Características humanas	FEATURE FINGERPRINT VERIFICATION, IRIS IMAGE, EYES, FACE, IMAGE INDIVIDUAL, PERSON, HUMAN, PEOPLE	EAR, VOICE, BRAIN HANDWRITING, OPTICAL, OCULAR, TOUCH, PERSONS
Computación, métodos y algoritmos	DATABASE STORED, DISTANCE, EFFICIENT, ACCURACY ERROR, ADVANTAGES, ALGORITHMS, APPLICATIONS, MULTIMODAL, NEURAL NETWORK, PATTERN, ROBUST, TECHNIQUES	ELECTRONIC, INTERNET, SERVER, COMMERCIAL, HYBRID, TOOL, CODES, INTERFACE, NONLINEAR, CLUSTERING, GENETIC PIXEL, HASH, CONTACTLESS ARCHITECTURE CLUSTERING WEB

Tabla 3: Se muestran 96 palabras con el tema biometría de las primeras 1000 palabras más frecuentes en la matriz "textos - palabras".

Palabra	Frec.	Palabra	Frec.	Palabra	Frec.
Biometric	16641	Multimodal	1361	Surveillance	425
Face	6037	Finger	1103	Robustness	42
Authentication	5766	Palmprint	1094	Secret	404
Identification	4780	Robust	1066	Eeg	403
Features	4675	Neural	982	Skin	402
Iris	4646	Learning	945	Liveness	357
Image	4610	Patterns	893	Wireless	356
Security	4491	Templates	857	Baseline	161
Performance	4310	Ecg	848	Encoding	161
Feature	4044	Ear	807	Passwords	333
Fingerprint	3946	Databases	805	Recognize	333
Images	3858	Protection	805	Health	296
Biometrics	3430	Palm	796	Watermarking	294
Verification	2824	Fingerprints	748	Behavior	284
Algorithm	2761	Wavelet	740	Handwritten	259
Database	2719	People	699	Fused	247
Fusion	2396	Individuals	679	Web	240
Human	2230	Traits	663	Svm	235
Accuracy	2229	Attack	660	Eer	233
Applications	2026	Speaker	660	Metrics	228
Person	1992	Sensors	648	Social	228
Detection	1933	Eye	596	Blood	224
Matching	1923	Password	593	Hidden	223
Techniques	1762	Speech	590	Cameras	213
Experimental	1667	Machine	578	Usability	212
Key	1661	Encryption	565	Encrypted	188
Classification	1554	Behavioral	530	Graph	182
Signature	1489	Faces	493	Population	182
Identity	1487	Keystroke	492	Machines	181
Secure	1402	Cryptographic	455	Patient	181
Technology	1390	Physiological	445	Smartphones	178
Algorithms	1380	Communication	426	Recognizing	168

Tabla 4: Temas conectados directamente con biometría utilizados en la segunda búsqueda y el número de palabras contenidas por tema.

Índice	Título de texto	Palabras
TXT1	Biometric and usability	40588
TXT2	Biometric in recognition of identity	262935
TXT3	Identity management tools	57480
TXT4	Usability of biometric system	34687
TXT5	Usability of biometric technologies	22552
TXT6	User experience evaluation 1969-2000	45140
TXT7	User experience evaluation 2001-2010	161175
TXT8	User experience evaluation 2011-2015	318450
TXT9	User experience evaluation 2016-2019	252589

En relación con estas características identificadas, se realizó un segundo intento con temas más específicos a la investigación: (usability, management tool, biometric technologies, user experience). Se puede ver que con los nuevos títulos la búsqueda se redujo aproximadamente a 2000 resúmenes.

En la tabla 5 se observa que la matriz se encuentra saturada de palabras que no son de interés al grupo de investigación: métodos biométricos de lucha contra el crimen (delincuencia) y problemas médicos. Se incluyó en la consulta las palabras que no estaban en la redacción del problema de investigación, pero están presentes en el título del tema de la investigación.

La gama de temas de la colección no ha cambiado mucho, el contenido de los artículos tratan problemas difíciles de relacionar con el tema: biometría y neurometría de las emociones en personas normales, estimuladas por videoclips para inducir estados emocionales como marca la teoría de Robert Plutchik sobre las ocho emociones básicas (González-Martínez, 2014).

El análisis de clúster de la matriz “textos-palabras”, según el área de investigación, no dio resultados significativos. En la siguiente sección se analiza la palabra Emotion.

3.4. Conexión de la palabra clave “Emotion” al proceso de búsqueda

La palabra “emotion” y sus palabras derivadas (EMOTION, EMOTIONALLY, EMOTIONSLY, EMOTIONS, EMOTIV, EMOTIVE) se encontraron 307 veces en los 8623 resúmenes. En la lista de frecuencias de palabras, al descender la frecuencia total de uso, la palabra “emotion” y sus variantes comienzan a aparecer entre las dos mil y tres mil palabras.

En la figura 3 se muestra la distribución de frecuencia en los textos.

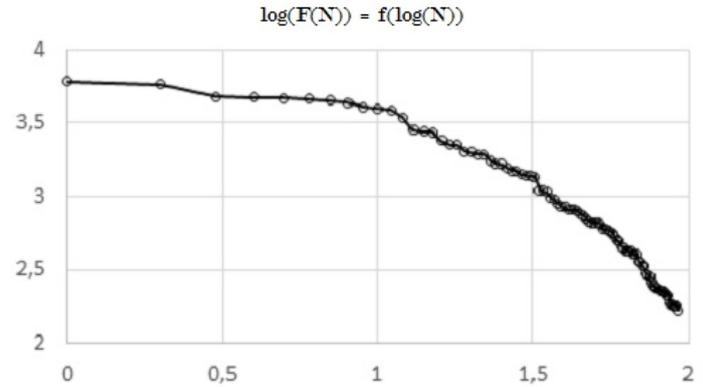


Figura 3: Distribución del concepto “emotion” por texto.

La curva acumulada y línea de tendencia para la palabra “emotion” se aproxima con un polinomio cúbico, el cual predice un aumento infinito en las publicaciones (ver figura 4):

$$y = 0,0666x^3 - 0,7816x^2 + 11,716x - 38,689 \quad (2)$$

con un coeficiente de determinación: $R^2 = 0,9984$. Esto significa que el tema “biometría de emociones” se encuentra en las primeras etapas de su desarrollo.

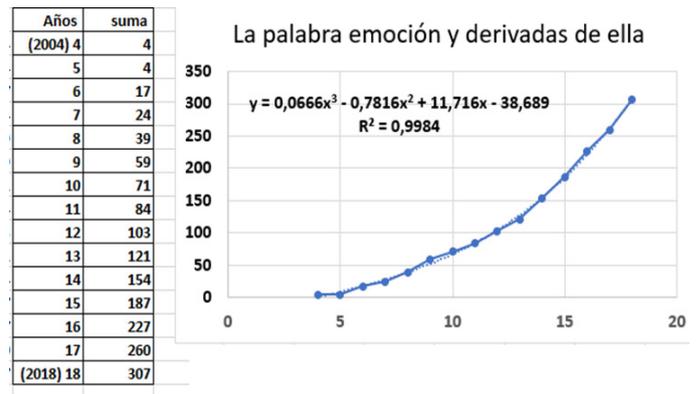


Figura 4: Distribución del concepto “emotion” por años de publicación.

Cuando se aproxima en el intervalo 2013 - 2018 mediante un polinomio cúbico se tiene:

$$y = 0,2593x^3 - 10,806x^2 + 183,6x - 1009,6 \quad (R^2 = 0,9992) \quad (3)$$

por lo tanto, la naturaleza del desarrollo del tema no cambia.

A partir de la primera colección se seleccionaron artículos (o más bien, sus resúmenes), que contenían a excepción los términos: biometría, neurometría, la palabra clave “emotion” y sus palabras derivadas. El número de artículos útiles se redujo hasta 110. Se realizó el análisis manual de la información útil contenida en cada texto de 2015 a 2018. El grado (RANGO) de utilidad se estimó de la siguiente manera: 9 (máxima utilidad) a 1 (mínima utilidad). Además, se destacó una parte del área de investigación en la que los textos podrían ser útiles, ahora o en un futuro próximo. Estas características se representan como atributos de texto:

Tabla 5: Muestra un formato corto, combinando palabras con una raíz de palabras comunes.

Palabras	TXT1	TXT2	TXT3	TXT4	TXT5	TXT6	TXT7	TXT8	TXT9	Suma
FIRST GROUP										
IDENTITY	67	1914	306	53	38	0	9	19	5	2411
USABILITY	223	34	7	196	119	41	236	336	234	1426
experience	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SECOND GROUP										
CRIME	2	25	8	2	1	0	1	0	2	41
CRIMES	0	5	6	0	0	0	0	0	0	11
CRIMINAL	4	39	2	3	2	0	0	0	0	50
CRIMINALS	2	14	2	1	0	0	0	0	1	20
FINGERPRINTING	0	3	0	0	0	0	0	0	3	6
FINGERPRINTS	19	153	0	15	9	0	0	1	3	200
FINGERS	6	52	0	5	1	0	1	2	1	68
FINGERS	6	52	0	5	1	0	1	2	1	68
FINGERTIP	4	8	0	4	2	0	0	0	1	19
FINGERVEIN	0	9	0	0	0	0	0	0	0	9
IRIS	20	961	2	19	5	0	0	0	5	1012
BIOMEDICAL	7	47	2	7	3	1	21	65	39	192
BIOMEDICINE	3	10	1	3	3	1	5	1	0	27
MEDICAL	8	52	18	7	5	20	59	89	68	326
MEDICINE	2	12	0	2	2	2	22	21	25	88
HEALTH	25	28	26	25	22	3	34	106	74	343
HEALTHCARE	2	18	10	2	2	1	16	49	40	140
HEALTHY	1	5	0	1	1	0	7	11	9	35

Rank – La columna uno es el tema de coincidencia de rango.

Los atributos son los siguientes:

- Attr 1. Posibilidad de generalización en el futuro.
- Attr 2. Aplicaciones médicas.
- Attr 3. Aplicación de EEG.
- Attr 4. Aplicaciones técnicas y algorítmicas.
- Attr 5. Reconocimiento de seguridad (como la característica no deseable).
- Attr 6. Posibilidad de conectar nuevos canales de registro o procesamiento.
- Attr 7. Evaluación de las cualidades profesionales de los operarios.
- Attr 8. Mediciones excluyendo la contabilización de las emociones.
- Attr 9. Análisis de emociones en el habla.
- Attr 10. No está relacionado con el tema en este momento.

En la tabla 6 se muestran las características como atributos de texto, tal como se mencionan arriba.

Después de agrupar los datos de la tabla 6, dada la correlación en el nivel 0.99, los textos se fusionaron en 5 clústeres (Ver figura 5).

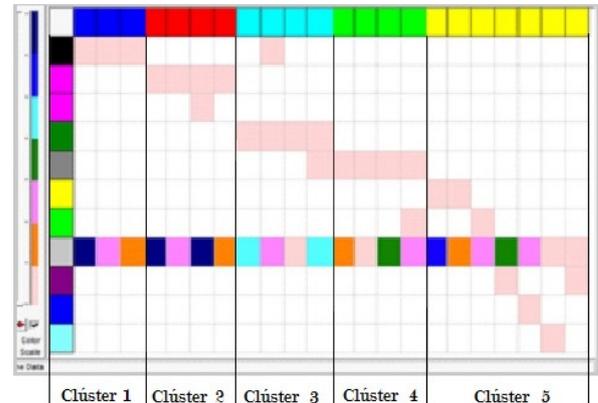


Figura 5: Los primeros clústeres corresponden a los rangos mas grandes.

Clúster 1 AZUL OSCURO contiene textos {emoti-2015-3 emoti-2017-13 emoti-2017-7 emoti-2018-5 emoti-2015-4-1}, emoti-2018-18, {emoti-2015-5 emoti-2016-1 emoti-2016-9}, emoti-2018-6, emoti-2018-1, {emoti-2017-5 emoti-2016-2}, {emoti-2016-6 emoti-2015-4 emoti-2018-3 emoti-2018-10 emoti-2016-15 neuro-2017-10},

Clúster 2 ROJO contiene textos {emoti-2016-11 emoti-2016-12}, emoti-2018-8, {emoti-2015-2 emoti-2016-14}, emoti-2016-5,

Clúster 3 AZUL CLARO contiene textos {emoti-2016-7 emoti-2016-8 emoti-2017-1 emoti-2017-8 emoti-2017-9 emoti-2017-10 emoti-2017-11 emoti-2018-4 emoti-2018-16 emoti-2018-17 emoti-2018-19 emoti-2018-entre10y11-a}, emoti-2017-3, neuro-2017-12, {emoti-2018-2 emoti-2018-12},

Clúster 4 VERDE contiene textos {emoti-2018-9 emoti-2016-10 emoti-2017-12}, {emoti-2016-4 emoti-2018-7 emoti-

2018-11 emoti-2015-6}, {emoti-2018-13 emoti-2015-7}, emoti-2015-8,

Clúster 5 AMARILLO contiene textos {emoti-2015-3 emoti-2017-13 emoti-2017-7 emoti-2018-5 emoti-2015-4-1}, {emoti-2018-18, {emoti-2015-5 emoti-2016-1 emoti-2016-9}, emoti-2018-6, emoti-2018-1, {emoti-2017-5 emoti-2016}

- El primer clúster corresponde a la primera línea, **Attr 4**
- Segundo clúster corresponden líneas 2 y 3, **Attr 2 y Attr 3** (med eeg)
- Tercer clúster corresponde línea 4, **Attr 6**
- El clúster 4 corresponde a línea 5, **Attr 5**
- El clúster 5 corresponde a las líneas 6 y 7 **Attr 1 y Attr 7**. Y al resto de atributos.
- En línea 8 hay rangos medios de grupos de textos { } de cada clúster.

En la tabla 7 se observan las características (rangos, clasificaciones) según la evaluación del experto, los rangos mas grandes corresponden a los dos primeros clústeres de textos.

Tabla 7: Muestra las características (rangos, clasificaciones) según la evaluación del experto.

Texto	Rank	Texto	Rank
emoti-2015-1	9	emoti-2017-8	6
emoti-2015-2	7	emoti-2017-9	5
emoti-2015-3	3	emoti-2017-10	4
emoti-2015-4	1	emoti-2017-11	8
emoti-2015-4-1	7	emoti-2017-12	2
emoti-2015-5	3	emoti-2017-13	5
emoti-2015-6	1	emoti-2018-1	3
emoti-2015-7	3	emoti-2018-2	5
emoti-2015-8	3	emoti-2018-3	1
emoti-2016-1	3	emoti-2018-4	9
emoti-2016-2	1	emoti-2018-5	4
emoti-2016-3	2	emoti-2018-6	4
emoti-2016-4	1	emoti-2018-7	1
emoti-2016-5	2	emoti-2018-8	3
emoti-2016-6	1	emoti-2018-9	2
emoti-2016-7	5	emoti-2018-10	1
emoti-2016-8	3	emoti-2018-11	1
emoti-2016-9	3	emoti-2018-12	5
emoti-2016-10	2	emoti-2018-13	4
emoti-2016-11	6	emoti-2018-14	6
emoti-2016-12	7	emoti-2018-15	2
emoti-2016-14	8	emoti-2018-16	4
emoti-2016-15	1	emoti-2018-17	3
emoti-2017-1	8	emoti-2018-18	2
emoti-2017-2	2	emoti-2018-19	4
emoti-2017-3	3	emoti-2018-10-a	6
emoti-2017-4	3	neuro-2017-12	1
emoti-2017-5	1	neuro-2017-8	2
emoti-2017-6	2	neuro-2017-10	1
emoti-2017-7	3	-	-

En la tabla 8 se muestra la lista de los artículos más útiles para el grupo de investigación.

Tabla 8: Muestra los artículos sobresalientes para esta investigación

Archivo	Título
Grupo 1 - Prioridad mas alta (9)	
2015-1	Neutral Face Classification Using Personalized Appearance Models for Fast and Robust Emotion Detection (Chiranjeevi <i>et al.</i> , 2015)
2018-4	Video neuro-advertising recommender model for affective BIM Kaklauskas <i>et al.</i> (2018)
Grupo 2 - Prioridad 8	
2017-11	EEG based biometrics using emotional stimulation data (Khalil <i>et al.</i> , 2017)
2017-1	FACETEQ interface demo for emotion expression in VR (Mavridou <i>et al.</i> , 2017)
2016-14	Managing the loss of control over cyber identity (Moore, 2016)
Grupo 3 Prioridad 7	
2016-12	Two-channel heart sound segmentation framework using phonocardiogram and pulsatile signals (Varghees y Ramachandran, 2016)
2015-4-1	Age estimation from facial images using biometric ratios and wrinkle analysis (Ali <i>et al.</i> , 2015)
2015-2	Assessment of permanence of non-volitional EEG brainwaves as a biometric (Blondet <i>et al.</i> , 2015)
Grupo 4 Prioridad 6	
2018-ENTRE10Y11	Minimum Annotation Identification of Facial Affects for Video Advertisement (Goyal y Singh, 2018)
2018-14	Estimation of Emotions by Wearable Biometric Sensors Under Daily Activities (Hayano <i>et al.</i> , 2018)
2017-8	Study of ECG variation in daily activity (Samona <i>et al.</i> , 2017)
2016-11	Keynote #1: Limitless possibilities of pervasive computing on biomedical engineering (Purnomo, 2016)

En la tabla 8 muestra como resultado los trabajos que a través del análisis fueron hallados para la construcción de un estado del arte del estudio de emociones basados en la neurometría y biometría hasta el año 2018. Se observa un incremento en el número de investigaciones dedicadas a estos temas. Además de una tendencia incremental en los próximos 10 años.

4. Conclusiones

Este documento muestra cómo la información de una colección grande de textos se puede utilizar para encontrar información útil para un objetivo vagamente definido. Al investigar la

curva de ciclo de vida de los artículos sobre un tema específico y el ciclo de vida de las palabras clave permite ver las perspectivas para el desarrollo de temas individuales dentro de un área grande. La palabra “emotion” utilizada en las consultas, muestra cómo se pueden evaluar las palabras para involucrarlas en el proceso de búsqueda como clave.

El uso de señales fisiológicas cada vez es más común en aplicaciones de reconocimiento de emociones en los últimos años. Sin embargo, sigue siendo actualmente un desafío en la interacción humano robot debido a la necesidad de confiabilidad para proporcionar una interacción confiable y las limitaciones de tiempo requeridas para tener en cuenta la emoción reconocida en la adaptación de la interacción. Esperamos que este artículo haya proporcionado una revisión útil sobre el trabajo de investigación actual en el estudio de emociones basadas en neurometría y biometría y que en futuras oportunidades de investigación en esta área sean de ayuda para nuevos investigadores que se aventuren en esta línea de investigación.

Agradecimientos

Agradecemos a PRODEP por el apoyo al proyecto en la convocatoria Fortalecimiento de cuerpos académicos 2018.

Referencias

- (2019). Ieee xplora digital library. <https://ieeexplore.ieee.org/Xplore/>. Accessed: 2019-03-10.
- Ali, S. M., Darbar, Z. A., y Junejo, K. N. (2015). Age estimation from facial images using biometric ratios and wrinkle analysis. En *2015 5th National Symposium on Information Technology: Towards New Smart World (NSITNSW)*, pp. 1–5. IEEE.
- Blondet, M. V. R., Laszlo, S., y Jin, Z. (2015). Assessment of permanence of non-volitional eeg brainwaves as a biometric. En *IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis (ISBA 2015)*, pp. 1–6. IEEE.
- Bulagang, A. F., Weng, N. G., Mountstephens, J., y Teo, J. (2020). A review of recent approaches for emotion classification using electrocardiography and electrodermography signals. *Informatics in Medicine Unlocked*, 20:100363.
- Chiranjeevi, P., Gopalakrishnan, V., y Moogi, P. (2015). Neutral face classification using personalized appearance models for fast and robust emotion detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(9):2701–2711.
- Chuah, S. y Yu, J. (2021). The future of service: The power of emotion in human-robot interaction. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 61:1–8.
- García-Martínez, B., Martínez-Rodrigo, A., Alcaraz, R., Fernández-Caballero, A., y González, P. (2017). Nonlinear methodologies applied to automatic recognition of emotions: an eeg review. En *International Conference on Ubiquitous Computing and Ambient Intelligence*, pp. 754–765.
- González-Martínez, A. (2014). Visualización de emociones basado en el modelo de plutchik. Tesis de maestría, IPN, México.
- Goyal, G. y Singh, J. (2018). Minimum annotation identification of facial affects for video advertisement. En *2018 International Conference on Intelligent Circuits and Systems (ICICS)*, pp. 300–305. IEEE.
- Hayano, J., Tanabiki, T., Iwata, S., Abe, K., y Yuda, E. (2018). Estimation of emotions by wearable biometric sensors under daily activities. En *2018 IEEE 7th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, pp. 240–241. IEEE.
- Kaklauskas, A., Ubarte, I., Tupenaite, L., y Raupys, D. (2018). Video neuro-advertising recommender model for affective bim. En *2018 7th International Conference on Computers Communications and Control (ICCCC)*, pp. 246–251. IEEE.
- Khalil, R., Arasteh, A., y Sarkar, A. K. (2017). Eeg based biometrics using emotional stimulation data. En *2017 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC)*, pp. 246–249. IEEE.
- Kuhn, T. S. (1970a). *The structure of scientific revolutions*, volumen 111. Chicago University of Chicago Press.
- Kuhn, T. S. (1970b). *The structure of scientific revolutions*, volumen 111. Chicago University of Chicago Press.
- Makagonov, P., Figueroa, A. R., y Gelbukh, A. (2006). Studying evolution of a branch of knowledge by constructing and analyzing its ontology. En *International Conference on Application of Natural Language to Information Systems*, pp. 37–45. Springer.
- Makagonov, P. y Ruiz Figueroa, A. (2004). Study of knowledge evolution in parallel computing by short texts analysis. En *Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*, pp. 439–445. Springer.
- Mavridou, I., McGhee, J. T., Hamed, M., Fatoorechi, M., Cleal, A., Ballaguer-Balester, E., Seiss, E., Cox, G., y Nduka, C. (2017). Faceteq interface demo for emotion expression in vr. En *2017 IEEE Virtual Reality (VR)*, pp. 441–442. IEEE.
- Moore, E. (2016). Managing the loss of control over cyber identity. En *2016 Third International Conference on Digital Information Processing, Data Mining, and Wireless Communications (DIPDMWC)*, pp. 233–238. IEEE.
- Noyons, E. C. M. (1999). *Bibliometric mapping as a science policy and research management tool*. Leiden University.
- Purnomo, M. H. (2016). Keynote# 1: Limitless possibilities of pervasive computing on biomedical engineering. En *2016 8th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, pp. 1–4. IEEE.
- Rahman, M. M., Sarkar, A. K., Hossain, M. A., Hossain, M. S., Islam, M. R., Hossain, M. B., Quinn, J. M., y Moni, M. A. (2021). Recognition of human emotions using eeg signals: A review. *Computers in Biology and Medicine*, 136:104696.
- Ruiz Figueroa, A. y Makagonov, P. (2007). Modelos de desarrollo del hardware y software basados en el estudio de computación paralela. *Interciencia*, 32(3):160–166.
- Samona, Y., Pintavirooj, C., y Visitsattapongse, S. (2017). Study of eeg variation in daily activity. En *2017 10th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON)*, pp. 1–5. IEEE.
- Soroush, M. Z., Maghooli, K., Setarehdan, S. K., y Nasrabadi, A. M. (2017). A review on eeg signals based emotion recognition. *International Clinical Neuroscience Journal*, 4(4):118–129.
- Spezialetti, M., Placidi, G., y Rossi, S. (2020). Emotion recognition for human-robot interaction: Recent advances and future perspectives. *Frontiers in Robotics and AI*, 7:1–12.
- Suhaimi, Nazmi Sofian and Mountstephens, James and Teo, Jason and others (2020). Eeg-based emotion recognition: A state-of-the-art review of current trends and opportunities. *Computational intelligence and neuroscience*, 2020:1–19.
- Varghees, V. N. y Ramachandran, K. (2016). Two-channel heart sound segmentation framework using phonocardiogram and pulsatile signals. En *2016 IEEE Students Technology Symposium (TechSym)*, pp. 305–310. IEEE.
- Wagh, K. P. y Vasanth, K. (2019). Electroencephalograph (eeg) based emotion recognition system: A review. *Innovations in Electronics and Communication Engineering*, pp. 37–59.
- Xu, T., Zhou, Y., Wang, Z., y Peng, Y. (2018). Learning emotions eeg-based recognition and brain activity: A survey study on bci for intelligent tutoring system. *Procedia computer science*, 130:376–382.