



Universidad Internacional de La Rioja
Facultad de Ciencias de la Salud

Evaluación y Tratamiento de la Alexitimia con Herramientas de Inteligencia Artificial

Trabajo fin de máster presentado por: Raúl Arrabales Moreno

Titulación: Máster Universitario en Psicología General
Sanitaria

Línea de investigación: Prevención e Intervención Temprana en
Trastornos Psicopatológicos

Director/a: Eduardo González Fraile

Madrid
20 de mayo de 2019

Si se quiere tener verdadero éxito en conducir a una persona a un lugar específico, uno debe primero, y por encima de todo, cuidar de esa persona donde se halla y comenzar desde ese lugar. Este es el secreto en todo el arte de ayudar.

Cualquiera que no pueda hacer esto, se está engañando a sí mismo si piensa que es capaz de ayudar a otro. Para ayudar de verdad a alguien, debo entender más que esa persona, pero ciertamente, ante todo, entender lo que ella entiende.

Si no hago eso, entonces mi mayor comprensión no le ayuda en absoluto. Si, aun así, quiero reafirmar mi mayor comprensión, es por vanidad u orgullo, y básicamente, en lugar de beneficiarle, lo que realmente quiero es ser admirado por ella.

Toda verdadera ayuda comienza con humildad. El ayudador debe primero plegarse a la persona a la que quiere ayudar y, por lo tanto, entender que ayudar no es dominar sino servir, que ayudar no es ser el más dominante, sino el más paciente, que ayudar es estar en disposición de soportar, por el momento, estar equivocado y no llegar a entender lo que el otro entiende.

Søren Kierkegaard
(Howard V. Hong y Edna H. Hong, traductores)
The Point of View: Kierkegaard's Writings, Vol 22.
Princeton University Press. 1998.

*A las psicólogas y psicólogos que,
con esfuerzo, humildad y profesionalidad,
ayudáis a los demás a descubrir su camino.*

Agradecimientos

Este trabajo no hubiera sido posible sin el apoyo de múltiples instituciones, organismos y profesionales que se han comprometido con la labor investigadora, y, ante todo, con la contribución al bienestar de las personas que sufren la confusión de no saber describir, ni tan siquiera a sí mismas, lo que sienten (qué sería de mí sin la gran psicóloga que me ha acompañado en este descubrimiento...).

En primer lugar, quiero agradecer su participación a todos los voluntarios que, anónima y desinteresadamente, han colaborado en el estudio piloto realizado durante esta investigación. Su implicación y su tiempo han proporcionado unos datos de gran valor, que no sólo tienen aplicación en la presente investigación, sino que seguirán contribuyendo al avance de la detección temprana de la alexitimia.

El desarrollo de las herramientas de Inteligencia Artificial, que es parte fundamental de este trabajo, no hubiera sido posible sin el compromiso y el esfuerzo de todo el equipo de *Serendeeptia Research* (especialmente, el desarrollo de modelos avanzados de procesamiento del lenguaje natural, donde he contado con la ayuda de Jorge Muñoz y Francisco Javier Ordoñez).

También me gustaría agradecer al equipo profesional de Psicólogos Pozuelo su acogimiento, la formación proporcionada y la guía experta durante la realización de mis prácticas como psicólogo general sanitario, incluyendo por supuesto a mis compañeras psicólogas y a nuestros clientes, que nos regalan su confianza y con los que tanto aprendemos día tras día.

Finalmente, me gustaría agradecer el apoyo recibido del equipo de UNIR, que, desde el tutor de este trabajo hasta el equipo académico con el que he trabajado como docente estos últimos años, me ha permitido poder compaginar mi trabajo, mis agobios y mi formación.

A todos vosotros, muchas gracias.

Resumen

Introducción: La alexitimia es un constructo psicológico que hace referencia a una dificultad para procesar y expresar simbólicamente, mediante palabras o fantasías, la vida afectiva. Es un problema frecuente en multitud de trastornos clínicos, así como en población subclínica, estando presente en un 10% de la población general.

Objetivo: Mejorar la detección temprana de la alexitimia utilizando nuevas técnicas de Inteligencia Artificial, que evitan, en primera instancia, tener que recurrir a instrumentos de autoinforme o heteroinforme.

Metodología: Construcción de modelos predictivos que estiman el grado de alexitimia en función del análisis automático de las narrativas elaboradas por una persona.

Resultados: En el estudio piloto realizado se ha conseguido implementar un detector de alexitimia que muestra una tasa de aciertos del 82,4%.

Conclusión: Se ha puesto de manifiesto que es posible la detección temprana de la alexitimia, sin necesidad de aplicar un instrumento de autoinforme, mediante técnicas avanzadas de Procesamiento del Lenguaje Natural.

Palabras clave

Alexitimia, Emociones Expresadas, Diagnóstico Temprano, Inteligencia Artificial, Aprendizaje Profundo.

Abstract

Background: Alexithymia is a psychological construct defined as the difficulty to process and express symbolically, through words or fantasies, the affective life. It is a frequent problem in many clinical disorders, as well as in subclinical population, being present in 10% of general population.

Purpose: To improve the early detection of alexithymia by using new Artificial Intelligence techniques, which prevent having to resort, at first, to self-report or hetero-report.

Methods: Development of predictive models that estimate the degree of alexithymia based on the automatic analysis of the narratives elaborated by a person.

Results: An alexithymia detector has been implemented as part of the pilot study, showing an accuracy of 82.4%.

Conclusions: It is possible to early detect alexithymia, without having to resort to a self-report instrument, by means of advanced Natural Language Processing techniques.

Keywords

Alexithymia, Expressed Emotions, Early Diagnosis, Artificial Intelligence, Deep Learning.

Índice de Contenidos

1. INTRODUCCIÓN	5
1.1. LA ALEXITIMIA.....	5
1.1.1. Definición	5
1.1.2. Etiología	7
1.1.3. Características subclínicas.....	9
1.1.4. Evaluación	10
1.1.5. Alexitimia y patología mental.....	12
1.1.6. Prevalencia.....	14
1.1.7. Comorbilidad.....	16
1.1.8. Tratamiento	18
1.2. USO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA).....	21
1.2.1. IA y psicología	21
1.2.2. Aplicaciones de la IA en alexitimia	25
1.2.3. Herramientas de visión artificial.....	27
1.2.4. Herramientas de procesamiento del lenguaje natural	28
1.2.5. La tecnología como aliada terapéutica	29
2. OBJETIVOS.....	30
2.1. OBJETIVO GENERAL	30
2.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	31
3. METODOLOGÍA Y HERRAMIENTAS	32
3.1. DISEÑO DE INVESTIGACIÓN	32
3.1.1. Hipótesis de trabajo.....	33
3.1.2. Fases del estudio piloto	33
3.2. MUESTRA.....	37
3.2.1. Criterios de inclusión	38
3.2.2. Criterios de exclusión	38
3.2.3. Grupos de participantes	39
3.3. INSTRUMENTOS	40
3.3.1. Enfoque tecnológico	40
3.3.2. Test Informatizado Prolexitim TAS-20	42
3.3.3. Test Informatizado Prolexitim NLP.....	45
3.3.4. Modelo predictivo Prolexitim Detector	50
3.4. PROCEDIMIENTO	54
3.4.1. Línea de investigación correlacional	54
3.4.2. Línea de investigación predictiva	55
3.5. OBTENCIÓN Y ANÁLISIS DE DATOS.....	56
3.6. ASPECTOS ÉTICOS Y LEGISLATIVOS	57
4. RESULTADOS	60
4.1. ANÁLISIS DESCRIPTIVO Y EXPLORATORIO	60
4.2. RESULTADOS DEL ANÁLISIS CORRELACIONAL	64
4.2.1. Alexitimia y socio-demografía.....	64
4.2.2. Alexitimia y análisis de sentimiento	66
4.3. RESULTADOS DEL MODELADO PREDICTIVO	69

5. DISCUSIÓN	76
5.1. EVIDENCIAS OBTENIDAS EN EL ESTUDIO PILOTO	76
5.2. USO DE HERRAMIENTAS DE IA.....	78
6. CONCLUSIONES, LIMITACIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	80
7. GLOSARIO DE TÉRMINOS TÉCNICOS.....	83
8. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	84
9. ANEXOS.....	97
9.1. LISTA DE ELEMENTOS DEL INSTRUMENTO TAS-20	97
9.2. COMPROMISO DE CONFIDENCIALIDAD	99
9.3. MODELO DE CONSENTIMIENTO INFORMADO	101
9.4. INFORME DE LA COMISIÓN DE TFM	104
9.5. AUTORIZACIÓN DEL CENTRO SANITARIO	105
9.6. CURRÍCULUM DEL AUTOR	106

Índice de Tablas

Tabla 1. Prevalencia de la alexitimia en diferentes poblaciones (elaboración propia)...	16
Tabla 2. Relación entre alexitimia y patologías mentales (elaboración propia).....	17
Tabla 3. Aplicaciones actuales de la familia Prolexitim.	41
Tabla 4. Técnicas de analítica avanzada aplicadas en Prolexitim Detector.	52
Tabla 5. Matriz de correlaciones entre alexitimia y otras variables.	65
Tabla 6. Matriz de correlaciones entre indicadores de sentimiento.	68
Tabla 7. Matriz de correlaciones con medida media de sentimiento.....	68
Tabla 8. Matriz de correlaciones entre TAS20 y medidas de sentimiento.	69
Tabla 9. Matriz de correlaciones entre factores del TAS20 y emociones inferidas.	69
Tabla 10. Modelos de regresión de Prolexitim Detector.	71
Tabla 11. Modelos de clasificación de Prolexitim Detector.....	73

Índice de Ilustraciones

Figura 1. Constitución de los grupos de participantes voluntarios.....	39
Figura 2. Pantalla de inicio de Prolexitim TAS-20	43
Figura 3. Presentación de la Escala de Alexitimia de Toronto en Prolexitim TAS-20 ..	43
Figura 4. Recogida de datos sociodemográficos en Prolexitim TAS-20.....	44
Figura 5. Instrucciones mostradas en el interfaz web de Prolexitim NLP	46
Figura 6. Presentación de un estímulo visual en el interfaz web de Prolexitim NLP	46
Figura 7. Ejemplo de análisis de sentimiento al invocar a IBM Watson.....	47
Figura 8. Fragmento de flujo KNIME de procesamiento del lenguaje.	48
Figura 9. Fragmento de flujo KNIME de creación de vectores de características.	48
Figura 10. Lámina 13HM del Test de Apercepción Temática.	49
Figura 11. Láminas 1, 9H, 11 y 13HM del TAT utilizadas en Prolexitim NLP.	50
Figura 12. Modelado predictivo en Prolexitim Detector.	51
Figura 13. Fragmento de Prolexitim Detector (Normalización y XGBoost)	53
Figura 14. Fragmento de Prolexitim Detector (definición de la red LSTM).....	53
Figura 15. Uso de Prolexitim Detector (narrativas y predicciones asociadas).	54
Figura 16. Secuencia de aplicación de instrumentos en la línea correlacional.....	55
Figura 17. Secuencia de aplicación de instrumentos en la línea predictiva.	56
Figura 18. Distribución de frecuencias de la puntuación TAS-20.	60
Figura 19. Distribución de probabilidad de la puntuación TAS-20.	61
Figura 20. Distribución de probabilidad de F1, F2 y F3.	61
Figura 21. Diagramas de cajas de TAS20, F1, F2 y F3.....	62
Figura 22. Proporción de personas con alexitimia en la muestra.	62
Figura 23. Diferencias en el grado de alexitimia entre hombres y mujeres.	63
Figura 24. Distribución de la variable edad en la muestra.	63
Figura 25. Distribución de la variable Tas20Time en la muestra.....	64
Figura 25. Diagramas de dispersión de TAS20, F1, F2 y F3.	65
Figura 27. Distribución de G-Score (izquierda) y G-Magnitude (derecha).	66
Figura 28. Distribución de Azure-TA.....	66
Figura 29. Distribución de nlu-sentiment (IBM Watson).....	67
Figura 30. Dispersión de las métricas de sentimiento.	67
Figura 31. Regresión lineal del sentimiento medio no ajustada a puntuación TAS-20..	72
Figura 32. Regresión polinomial con sobreajuste al conjunto de entrenamiento.	72
Figura 34. Matriz de confusión del modelo basado en XGBoost.....	74
Figura 33. Curva ROC del modelo basado en XGBoost.....	75

1. Introducción

La psicología y la inteligencia artificial (IA) son dos disciplinas ciertamente relacionadas desde múltiples puntos de vista. En este trabajo pretendemos desarrollar una integración sinérgica de ambas áreas con el objetivo de promover y facilitar la detección temprana de la alexitimia. Para facilitar la comprensión del alcance y los objetivos del trabajo presentamos a continuación una introducción al concepto de alexitimia y una panorámica del uso de la IA en el ámbito de la psicología. Por un lado, con respecto a la alexitimia, ponemos foco en su caracterización como constructo psicológico y en su relación con la patología mental. Por otro lado, en relación con las posibles aplicaciones de la IA, focalizamos en dos subáreas específicas que son de especial interés para este trabajo: la visión artificial y el procesamiento del lenguaje natural (PLN). Será esta última disciplina sobre la que se centre el resto del trabajo, dejando el campo de la visión artificial como una de las líneas de trabajos futuros.

1.1. La alexitimia

Es preciso, en primer lugar, dejar claro que la alexitimia no se considera una patología, y que por lo tanto no aparece descrita en el manual DSM-5 de diagnóstico de enfermedades mentales (American Psychiatric Association, 2013). No obstante, la alexitimia sí que está relacionada, de diferentes formas, con múltiples trastornos mentales y problemas psicológicos. En los siguientes subapartados describimos la alexitimia como constructo psicológico, sus características clínicas y subclínicas, así como la influencia que tiene la alexitimia en el desarrollo de trastornos psicológicos, lo que hace de especial interés su detección temprana.

1.1.1. Definición

La alexitimia se define como un constructo psicológico, es decir, hace referencia a una entidad hipotética, cuya definición no es fácil de establecer, pero que se sabe que existe porque su presencia queda puesta de manifiesto en los estudios correlacionales y las investigaciones realizadas con mediciones psicométricas (Taylor & Bagby, 2004). En este sentido, la definición del concepto de alexitimia se puede considerar que aparece de forma análoga a como lo hacen otros constructos psicológicos como, por ejemplo, la inteligencia.

En la actualidad contamos con un cuerpo considerable de evidencia empírica que apoya la validez del constructo alexitimia, así como su vinculación con múltiples trastornos médicos y mentales (Taylor, 2000).

A menudo, la alexitimia se identifica como un rasgo de personalidad compuesto de varias dimensiones que incluyen factores cognitivos y afectivos (Helmes, McNeill, Holden, & Jackson, 2008). En general, la alexitimia se define como una combinación de tres aspectos que suelen ir asociados: i) la baja capacidad para identificar y describir los sentimientos, ii) la capacidad limitada de imaginación y iii) el estilo de pensamiento orientado externamente (introspección pobre).

Los estudios experimentales sobre alexitimia suelen centrarse en el procesamiento de las emociones. Los experimentos realizados se basan en la hipótesis de que las tres características de la alexitimia mencionadas anteriormente se derivan de un déficit en el procesamiento cognitivo de las emociones (Taylor & Bagby, 2004). Además, según esta misma hipótesis, dado que las personas con alexitimia no conseguirían configurar una representación mental adecuada de las emociones, tenderían a malinterpretar como enfermedades las sensaciones corporales que produce la activación emocional. Por lo tanto, tampoco es de extrañar que la alexitimia se haya asociado tradicionalmente con trastornos psicossomáticos. Precisamente, el término apareció por primera vez en los años 70 del siglo pasado (Sifneos, 1973), para referirse a la prevalencia, entre pacientes de enfermedades psicossomáticas, de estas tres características: i) funcionamiento emocional degradado, ii) pobreza de imaginación e iii) incapacidad para encontrar las palabras adecuadas para describir sus emociones. Sifneos también comprobó que estos pacientes no respondían a los tratamientos basados en psicoterapia, lo cual es de esperar como consecuencia de este patrón característico de funcionamiento emocional degradado.

En los últimos años se ha producido un interés creciente en el constructo de la alexitimia, habiéndose desarrollado numerosos estudios desde diferentes enfoques (Taylor & Bagby, 2004). La investigación actual explora aspectos como el procesamiento emocional (Roedema & Simons, 1999), los correlatos neuronales (van der Velde et al., 2013) e incluso los contenidos oníricos relacionados con la alexitimia, que según algunos estudios pueden ser mucho más pobres en imaginación que el de las personas sin alexitimia (Parker, Bauermann, & Smith, 2000).

1.1.2. Etiología

Se puede decir que en la actualidad aún no contamos con un consenso establecido acerca de la causa o causas de los niveles altos de alexitimia, sin embargo, éstos suelen asociarse a estilos de defensa inmaduros o inadaptados que implican la inhibición emocional (Helmes et al., 2008). Adicionalmente, la alexitimia se ha asociado con la disociación y con la percepción de falta de cuidado materno (Mason, Tyson, Jones, & Potts, 2005).

Desde el punto de vista de la aparición de la alexitimia en el ciclo vital, Freyberger (1977) distinguió entre alexitimia primaria y secundaria. La alexitimia primaria (también denominada a veces como alexitimia estructural) aparecería durante el desarrollo infantojuvenil, mientras que la alexitimia secundaria (también denominada a veces como alexitimia funcional) sería de aparición tardía y como resultado de ciertas circunstancias ambientales, condiciones médicas o trauma psíquico.

En la alexitimia secundaria se puede distinguir a su vez entre alexitimia tardía orgánica (causada por el daño sobrevenido en el cuerpo calloso) y alexitimia secundaria postraumática (como secuela del síndrome estrés postraumático). Conviene también destacar que se pueden detectar cuadros alexitímicos transitorios o pseudoalexitímicos, que remiten al mejorar las circunstancias ambientales o el estado depresivo que los causó en primera instancia (Alonso-Fernández, 2011).

Desde el punto de vista neurobiológico, la alexitimia se asoció inicialmente con una deficiencia de coordinación interhemisférica, que impedía que la emoción procesada en el hemisferio derecho se pudiera expresar verbalmente con el hemisferio izquierdo. Es decir, la alexitimia puede estar mediada en algunos casos por un déficit de transferencia interhemisférica, como se comprobó con veteranos de guerra vietnamitas con trastorno de estrés postraumático (Parker, Keightley, Smith, & Taylor, 1999; Zeitlin, Lane, O'Leary, & Schrift, 1989). Esta hipótesis debía tener su correlato neuronal en una disfunción del cuerpo calloso (la principal comisura interhemisférica). De hecho, también se mantiene, de forma análoga, que los déficits funcionales u orgánicos del cuerpo calloso pueden ser debidos a la carencia afectiva, la propia herencia biológica o posibles problemas en el proceso de desarrollo del sistema nervioso (Alonso-Fernández, 2011).

Además de la hipótesis del déficit de transferencia interhemisférica también se ha especulado que la alexitimia puede ser debida a otro tipo de alteraciones neurológicas, por ejemplo, una alteración de la actividad del hemisferio derecho (Tabibnia & Zaidel,

2005). Otra hipótesis relacionada con un déficit de transmisión entre áreas del cerebro es la que se refiere a una conexión cortico-subcortical defectuosa (Lai, 2014; Mochizuki et al., 2013). Es decir, una falta de integración (o cierto grado de “desconexión”) entre el sistema límbico y la neocorteza, lo que dificultaría el reconocimiento de las propias emociones.

En la actualidad, seguimos sin tener un consenso claro en cuanto a las causas neurobiológicas de la alexitimia. No obstante, tal y como se expone a continuación, sí que contamos con un claro patrón diferenciado de activación neuronal en las personas con alto grado de alexitimia.

En el meta-análisis realizado por Van der Velde et al. (2013) se concluye que los principales correlatos neuronales de la alexitimia son: i) mayor activación de la corteza cingulada anterior durante el procesamiento de la emoción, ii) menor activación del sistema de atención emocional, iii) reducción de la activación en áreas de procesamiento cognitivo de la emoción, y iv) menor activación de la corteza insular y el precúneo.

En general, podemos concluir que las personas con alexitimia tienen una reactividad más baja en las áreas del cerebro asociadas con el procesamiento de las emociones (áreas límbicas y la corteza prefrontal), mientras que, en el procesamiento neuronal de reacciones más primitivas, como la respuesta al dolor, muestran una actividad amplificada. Este patrón de activación específico de la alexitimia, en el que también aparecen respuestas hormonales exacerbadas durante el dolor visceral, podrían ser parte del mecanismo por el cual la experiencia disfuncional de las emociones produce trastornos psicosomáticos (Kano & Fukudo, 2013).

Los estudios de resonancia magnética funcional también han confirmado que las personas con altos niveles de alexitimia, que tienen una clara limitación en sus capacidades de imaginación, tienen además una activación reducida de la corteza cingulada posterior cuando evocan imágenes de contenido emocional positivo (Aleman, 2005; Mantani, Okamoto, Shirao, Okada, & Yamawaki, 2005). Incluso, a nivel morfológico, se ha observado que hay una correlación entre el nivel de alexitimia y el tamaño de la corteza cingulada anterior derecha (Gündel et al., 2004).

Los estudios etiológicos centrados en la heredabilidad, habiendo realizado investigaciones con gemelos homocigóticos, concluyen que hay un factor genético en la aparición de la alexitimia, probablemente asociado a una agenesia congénita del cuerpo calloso o una hipotrofia callosa prenatal (Alonso-Fernández, 2011). Por lo tanto, podría hablarse de que también existe una posible predisposición genética a la alexitimia.

Por otro lado, no hay duda de que el desarrollo de la óptima transferencia interhemisférica puede verse gravemente afectado por una falta de cuidado en los primeros años de vida (De Bellis, 2005). Así mismo, también se ha demostrado que el maltrato infantil y el abuso sexual tienen secuelas neurobiológicas en los circuitos responsables del procesamiento emocional y la empatía (van Schie et al., 2017). También se ha apuntado que la alexitimia parece ser una de las posibles consecuencias del abuso sexual infantil y del síndrome de estrés postraumático complejo (McLean, Toner, Jackson, Desrocher, & Stuckless, 2006).

El origen de la alexitimia también se ha estudiado en relación con las características de la familia de origen y los estilos de crianza (Lumley, Mader, Gramzow, & Papineau, 1996; Thorberg, Young, Sullivan, & Lyvers, 2011). Concretamente, se ha asociado la dificultad para identificar y describir sentimientos con deficiencias en el cuidado materno, mientras que el pensamiento orientado externamente se ha asociado con un control deficiente del comportamiento en el marco familiar. Por otro lado, la imaginación limitada parece estar relacionada con estrategias familiares inadecuadas para la resolución de problemas.

1.1.3. Características subclínicas

Las personas con alexitimia obviamente tienen experiencias emocionales, pero éstas no están bien integradas y diferenciadas. El individuo experimenta la activación emocional como una sensación global, principalmente somática y amenazante. En resumen, podríamos decir que el nivel de conciencia emocional es bajo y por lo tanto también lo es la capacidad de verbalización sobre las emociones.

Considerando la alexitimia como un conjunto de rasgos de la personalidad (Alonso-Fernández, 2011), encontramos factores cognitivos y verbales, afectivos, relacionales, conductuales y somáticos. Desde el punto de vista afectivo tenemos un patrón caracterizado por la baja capacidad para identificar, describir y poner nombre a las propias emociones, así como la dificultad en la empatía (baja capacidad para identificar emociones o sentimientos de otras personas). Desde el punto de vista cognitivo, se observa un pensamiento muy externalizado, sin introspección, ni conexión con la experiencia interna, así como la reducción significativa de la fantasía y la creatividad (e incluso reducción de la fase REM en el ciclo del sueño). Desde el punto de vista conductual la alexitimia se asocia con una psicomotricidad poco expresiva, rígida, con

tendencia a recurrir a la acción en la resolución de conflictos. La producción del lenguaje suele ser monótona, aburrida y centrada en los hechos. A nivel relacional se observa una conformidad social, acompañada de una tendencia al aislamiento (sin experimentar sensación de soledad), dificultades para el contacto afectivo con el otro y falta de una dinámica comunicacional fluida. En general, las personas con alexitimia son más proclives a tener relaciones personales estereotipadas y enmarcadas en la dependencia. A nivel somático, se confunden sensaciones corporales con emociones, las cuales tienden a descargarse a través de los canales vegetativos provocando disfunciones o lesiones en los órganos más sensibles.

Por supuesto, el perfil de personalidad expuesto anteriormente es prototípico de la alexitimia, con lo que a nivel idiográfico podemos encontrar diferentes grados más o menos alejados de la descripción nomotética. En el apartado de evaluación (1.1.4) veremos que los instrumentos habitualmente utilizados para medir la alexitimia se basan en los rasgos prototípicos descritos y establecen un grado específico en base a diferentes factores o subescalas.

De los rasgos alexitímicos descritos anteriormente se deriva que, aun siendo un patrón que no se considera patológico, claramente supone claros problemas de ajuste para la persona a todos los niveles. Por ejemplo, se ha comprobado que la alexitimia está muy relacionada con el ajuste diádico en la pareja y por lo tanto es un factor importante a tener en cuenta en este ámbito (Espina Eizaguirre, 2002).

En resumen, dejando la consideración del impacto de la alexitimia en la aparición de otras patologías (que veremos en el Apartado 1.1.5), se puede observar que existe un patrón específico de “personalidad alexitímica” que se caracteriza por:

- Baja conciencia emocional propia y dificultad para empatizar.
- Expresión de las propias emociones en forma de somatizaciones.
- Pensamiento concreto y pobre en abstracciones y fantasías.
- Estilo comunicativo aprosódico, centrado en los hechos y reiterativo.

1.1.4. Evaluación

La investigación sobre alexitimia está marcada en gran medida por el desarrollo de la Escala de Alexitimia de Toronto (Taylor et al., 1988) y su versión revisada de 20 ítems (Bagby, Parker, & Taylor, 1994), conocida como TAS-20 (ver Apartado 9.1). El TAS-20

es un instrumento de autoinforme, dirigido a adultos, que se ha empleado en numerosos estudios y ha demostrado ser un instrumento de gran validez y fiabilidad (Linden, Wen, & Paulhus, 1995; Páez et al., 1999; Säkkinen, Kaltiala-Heino, Ranta, Haataja, & Joukamaa, 2007; Zech, Luminet, Rimé, & Wagner, 1999). Además, el TAS-20 se ha adaptado a múltiples idiomas y culturas, incluyendo una adaptación para la población española (Martínez Sánchez, 1996).

La escala TAS-20 se compone a su vez de tres subescalas o factores:

- F1. Subescala de dificultad describiendo sentimientos
- F2. Subescala de dificultad identificando sentimientos.
- F3. Subescala de pensamiento orientado externamente.

Aunque el TAS-20 es un instrumento que ha contribuido enormemente a la investigación de la alexitimia y a la generalización de los hallazgos sobre este constructo en diferentes países, varios autores han propuesto instrumentos alternativos o complementarios. Es preciso tener en cuenta que el TAS-20 es un instrumento de autoinforme y como tal conviene ser combinado con otras estrategias de medida. No obstante, también se han desarrollado otras escalas de autoinforme para detectar la alexitimia, como por ejemplo el Cuestionario de Alexitimia de Bermond-Vorst o BVAQ (Vorst & Bermond, 2001), que de hecho correlaciona significativamente con el TAS-20.

Existen instrumentos basados en dos observadores, como el Cuestionario Revisado Psicossomático del Hospital Beth Israel o BIQ-2 (Sifneos, Apfel-Savitz, & Frankel, 1977) y la Escala de Alexitimia de Observador u OAS (Haviland, Warren, & Riggs, 2000). También existen instrumentos proyectivos, como el uso de variables específicas de Rorschach (Porcelli & Meyer, 2002) o el uso de la Prueba de Apercepción Temática (CAT, TAT y SAT) (Keltikangas-Jarvinen, 1985; Paul, Schieffer, & Brown, 2004). En ocasiones también se ha usado la subescala de alexitimia del Inventario Multifásico de Personalidad de Minnesota o MMPI (Doody & Taylor, 1983; Kleiger & Kinsman, 1980; Montalvo & Yáñez, 1994).

Para la evaluación de la alexitimia en niños se han propuesto diferentes adaptaciones (Griffin, Lombardo, & Auyeung, 2016), como es el caso del Cuestionario de Alexitimia para Niños - Autoinforme (CAQ-SR) (Rieffe, Oosterveld, & Terwogt, 2006), que está basado en el TAS-20, o la Medida de Alexitimia para Niños – Informe Parental (CAM-PR), que se basa en el informe proporcionado por los padres (Way et al., 2010).

Es preciso tener en cuenta que la alexitimia es un constructo multidimensional o factorial, por lo que cada instrumento incide en uno o varios de los factores que se asocian con la alexitimia. En general, para realizar un estudio integral sobre la alexitimia se requiere usar diferentes instrumentos, ya que cada uno aporta un indicador específico. Por ejemplo, el uso del TAT puede servir para determinar la capacidad de fantasear y de expresar emociones (Paul et al., 2004), mientras que el MMPI se centra en identificar rasgos de personalidad asociados a la alexitimia (Kleiger & Kinsman, 1980).

Como parte de este trabajo se proponen nuevos instrumentos de evaluación que complementan los ya existentes y que de hecho se han usado en combinación con alguno de ellos. El motivo principal del desarrollo de estos nuevos instrumentos es poder medir factores específicos posiblemente relacionados con la alexitimia como el procesamiento de las emociones desde las vertientes del procesamiento de las expresiones faciales y la producción/comprensión del lenguaje (Kugel et al., 2008; Lemche, Klann-Delius, Koch, & Joraschky, 2004; Meganck, Vanheule, Inslegers, & Desmet, 2009; Parker, Taylor, & Bagby, 1993). En general, la literatura científica y los últimos estudios basados en técnicas de neuroimagen confirman que existe una marcada diferencia en el patrón de procesamiento de los componentes afectivos del lenguaje y las imágenes en las personas con alto grado de alexitimia (Grynberg et al., 2012).

1.1.5. Alexitimia y patología mental

Desde su concepción, la alexitimia se ha asociado claramente a la patología mental. Las tasas de incidencia de alexitimia en la población general, que son del orden del 10%, ascienden hasta el 50% en población clínica, especialmente en trastornos psicosomáticos (Montalvo & Yáñez, 1994). En general, todos los estudios realizados hasta la fecha concuerdan en la alta relación existente entre alexitimia y los trastornos psicosomáticos. Se han encontrado correlaciones significativas entre el grado de alexitimia y pacientes con trastornos de colon, siendo los pacientes con nivel más alto de alexitimia los que parecían colitis ulcerosa y síndrome del colon irritable (Linden et al., 1995).

Además de los estudios iniciales que se centraban en la expresión disfuncional de las emociones a través de la somatización, se han realizado a lo largo de las últimas décadas numerosos estudios que relacionan claramente la alexitimia con diversas patologías como la depresión, el trastorno de estrés postraumático, el juego patológico, el abuso de

sustancias, la enfermedad de Parkinson, la fibromialgia y la fobia social, entre otras. Cabe aquí plantearse si las altas correlaciones encontradas entre estas patologías y la alexitimia (que se describen en detalle en el Apartado 1.1.7) se deben a las siguientes hipótesis:

1. H1. La alexitimia como factor predisponente para la patología mental.
2. H2. La alexitimia como impedimento para el tratamiento psicoterapéutico.
3. H3. La alexitimia como resultado colateral de la patología mental.
4. H4. El efecto de otros factores ambientales tanto en la alexitimia como en la patología mental.

El análisis de la literatura científica realizado en este trabajo pone de manifiesto que estas cuatro hipótesis son válidas y todas tienen mayor o menor evidencia que las respalda. En este sentido, si bien es cierto que las cuatro explicaciones pueden contribuir simultáneamente a la relación entre alexitimia y patología, se observa que la causa principal varía en función de la patología analizada. Por ejemplo, en el caso de la depresión algunos estudios concluyen que ésta debe considerarse como un factor de confusión a la hora de analizar la alexitimia en la población general (Honkalampi, Hintikka, Tanskanen, Lehtonen, & Viinamäki, 2000), mientras que otros indican que como la alexitimia es un constructo multidimensional, son sólo algunas dimensiones de la misma las que varían con la presencia de la depresión (Hendryx, Haviland, & Shaw, 1991). En esta misma línea, al considerar algunos factores de la alexitimia como dependientes de estado, el nivel de alexitimia aumentaría a causa del estado depresivo (hipótesis H3). Así mismo, la alexitimia también se ha asociado a la fibromialgia (Steinweg, Dallas, & Rea, 2011), sin embargo, esta asociación se debe principalmente a la alta incidencia de depresión en las personas que sufren la fibromialgia.

En el caso de la relación de la alexitimia con el trastorno de estrés postraumático, o TEP (Eichhorn, Brähler, Franz, Friedrich, & Glaesmer, 2014; Frewen, Dozois, Neufeld, & Lanius, 2008; Zlotnick, Mattia, & Zimmerman, 2001), la alexitimia también se considera a menudo como el resultado del trauma, incrementándose el nivel de alexitimia con el número de experiencias traumáticas vividas (hipótesis H3).

Sin embargo, en los estudios sobre la relación entre alexitimia y juego patológico (Lumley & Roby, 1995; Parker, Wood, Bond, & Shaughnessy, 2005; Toneatto, Lecce, & Bagby, 2009), se considera claramente a la alexitimia como un factor de riesgo en el desarrollo de la patología (hipótesis H1).

Cuando se analiza la relación entre alexitimia y el consumo de sustancias, algunos autores sugieren que la alexitimia no sólo ha de ser considerada como un factor de riesgo (hipótesis H1), sino que la alexitimia puede ser una reacción aguda a situaciones estresantes (Haviland, Hendryx, Shaw, & Henry, 1994), es decir, habría evidencia que apoya la hipótesis H4 (y también la hipótesis H3 cuando la situación de estrés es generada por el síndrome de abstinencia).

Los estudios de la relación entre alexitimia y otras patologías también está ayudando a desvelar, o poner en tela de juicio, los modelos explicativos de algunas enfermedades. Por ejemplo, al analizar la proporción de personas con alexitimia en poblaciones de pacientes con fobia social y trastorno de ataques de pánico, que habitualmente se asocian con una alta sensibilidad interoceptiva, se ha comprobado que existe una proporción elevada de alexitimia en estos pacientes (Cox, Swinson, Shulman, & Bourdeau, 1995).

En general, podemos concluir que las hipótesis H3 y H4 se deberían asociar más a una alexitimia secundaria o aguda, mientras que la hipótesis H1 sería la que enmarca a la alexitimia primaria, que suele tener base neurobiológica de origen hereditario o traumático temprano, y que se convierte en factor de riesgo para el desarrollo de otras patologías de desarrollo posterior. No obstante, se ha comprobado también que algunas dimensiones de la alexitimia pueden aparecer en etapas avanzadas de la vida, a consecuencia, por ejemplo, de los cambios neuropatológicos asociados a la enfermedad de Parkinson (Costa, Peppe, Carlesimo, Salamone, & Caltagirone, 2010). Finalmente, en la hipótesis H2 no se consideraría a la alexitimia como un factor de riesgo en sí misma, sino que sería una variable moduladora del pronóstico de la patología mental, al hacer más complicado el tratamiento psicoterapéutico de la enfermedad.

1.1.6. Prevalencia

Como exponemos detalladamente a continuación, la prevalencia de la alexitimia es relativamente alta en la población general y muy alta en la población clínica. Por lo tanto, es un factor clave a tener en cuenta desde el punto de vista de la salud mental. Adicionalmente, sabemos que el grado de alexitimia aumenta con la edad y que esto afecta también de forma negativa a la efectividad de muchos tratamientos psicoterapéuticos. Cualquier avance en la comprensión, evaluación y tratamiento de la alexitimia se podrá aplicar a múltiples ámbitos de la salud mental, desde la prevención

primaria hasta la mejora del abordaje terapéutico de muchos trastornos mentales comórbidos.

Desde el punto de vista de la atención temprana, sería muy interesante contar con nuevas estrategias de detección y evaluación del grado de alexitimia, tanto en niños como en adultos y adolescentes. Las herramientas de evaluación más usadas en la actualidad (como el TAS-20) están basadas en el autoinforme y no contemplan todas las dimensiones de un constructo tan complejo como es la alexitimia.

En este trabajo pretendemos aportar nuevos recursos, tanto para la detección, como para el tratamiento de la alexitimia. Ambos objetivos los enfocamos desde la perspectiva del uso de la Inteligencia Artificial para complementar las herramientas actuales con nuevos instrumentos automatizados que permitan: i) evaluar y entrenar la identificación de la expresión facial de las emociones y ii) evaluar y entrenar la capacidad de generar narrativas de contenido emocional adaptado a la situación.

Con el objetivo de exponer detalladamente la situación epidemiológica de la alexitimia en diferentes poblaciones, incluimos a continuación una relación ilustrativa (que no exhaustiva) de la prevalencia de la alexitimia en la población general y del nivel de comorbilidad en poblaciones clínicas específicas.

Desde el punto de vista de la prevalencia en diferentes poblaciones, la alexitimia tiene una importancia destacada. Ya en los estudios originales de Sifneos (1973) se detectó una alta prevalencia de alexitimia entre los pacientes psicósomáticos. Sin embargo, se ha demostrado que el impacto de la alexitimia es mucho más amplio. Estudios más recientes enfocados en muestras de población no clínica de distintos países indican que la prevalencia general sería habitualmente del 10% (Mattila, Salminen, Nummi, & Joukamaa, 2006), manteniéndose siempre un grado superior en la población masculina (en torno al 12%) frente a un menor grado de incidencia en las mujeres (en torno al 8%). En cuanto a los adolescentes, la tasa de prevalencia suele ser superior a la de los adultos, situándose alrededor del 16% (Säkkinen et al., 2007). Sobre la incidencia de la alexitimia en la población infantil general no hemos encontrado estudios rigurosos que nos puedan dar una estimación.

En la Tabla 1 se refleja el resumen de algunos de los datos de prevalencia analizados en este trabajo junto con sus correspondientes fuentes (la proporción de prevalencia se ha redondeado al entero más cercano para mayor claridad). Todos los estudios referenciados en esta tabla han usado el instrumento TAS-20 (ver Apartado 1.1.4) para medir el grado de alexitimia en los sujetos y se refieren a población general (no clínica). En el Apartado

1.1.7 se hace un análisis de la prevalencia de la alexitimia en diferentes poblaciones clínicas (que como se expone detalladamente en dicho apartado es mucho mayor).

Tabla 1. Prevalencia de la alexitimia en diferentes poblaciones (elaboración propia).

País	Muestra	General	Hombres	Mujeres	Referencias
Finlandia	1.285 Adultos	13%	17%	10%	(Salminen, Saarijärvi, Äärelä, Toikka, & Kauhanen, 1999)
Finlandia	882 Adolesc.	16%	16%	17%	(Säkkinen et al., 2007)
R. Unido	371 Adultos	18%	8%	20%	(Mason et al., 2005)
Suiza	223 Adultos	6%	-	-	(Modestin, Furrer, & Malti, 2004)
España y México	818 Adultos	-	17%	16%	(Páez et al., 1999)
Perú	423 Adultos	32%	37%	26%	(Pérez & Gallegos, 2017)

Como se observa en la Tabla 1, los datos varían significativamente en función de la muestra y el estudio. Además, como veremos en el Apartado 1.1.7, la mayoría de los estudios sobre la prevalencia de la alexitimia se han realizado en poblaciones clínicas. En general, es común hablar de una media conservadora de entre el 8% y el 10% de prevalencia de la alexitimia en la población no clínica (Alonso-Fernández, 2011; Montalvo & Yáñez, 1994). En cualquier caso, los diferentes estudios indican que la alexitimia es un problema bastante común y de incidencia variable entre diferentes poblaciones. Además, se suele observar una clara diferenciación entre sexos, siendo la incidencia de la alexitimia habitualmente superior en los hombres (probablemente debido a las diferencias de género en la educación en múltiples entornos socioculturales).

1.1.7. Comorbilidad

Tal y como se ilustra en la Tabla 2, la alexitimia tiene una presencia mucho más alta en poblaciones clínicas. Multitud de estudios han puesto de manifiesto que la prevalencia de la alexitimia en este tipo de poblaciones asciende hasta cotas del 40-50%, siendo en el mejor de los casos de más del 20% (el doble que en la población no clínica).

Tabla 2. Relación entre alexitimia y patologías mentales (elaboración propia)

Patología	Muestra	Alexitímicos Gr. Control	Alexitímicos Gr. Patología	Criterio	Referencias
Depresión	2.108 Adultos	4%	32%	TAS-20 ≥ 61	(Honkalampi et al., 2000)
Depresión	1.461 Adultos	-	27%	TAS-20 ≥ 61	(Leweke, Leichsenring, Kruse, & Hermes, 2012)
TEP	2.507 Adultos	10%	49%	TAS-20 ≥ P90	(Eichhorn et al., 2014)
Juego Patológico	1.147 Adultos	11%	31%	TAS ≥ 74	(Lumley & Roby, 1995; Mason et al., 2005)
Juego Patológico	562 Adultos	11%	22%	TAS-20 ≥ 61	(Parker et al., 2005)
Abuso de Sustancias	204 Adultos	-	42%	TAS-20 ≥ 61	(Haviland et al., 1994)
Parkinson	140 Adultos	10%	21%	TAS-20 ≥ 61	(Costa et al., 2010)
Alcoholismo	56 Adultos	-	42%	TAS-20 ≥ 60	(Uzun, 2003)
Fibromialgia	150 Adultos	8%	44%	TAS-20 > 60	(Steinweg et al., 2011)
Dolor Crónico	60 Adultos	-	47%	MMPI- AS	(Mendelson, 1982)
Fobia Social y T. Pánico	46 Adultos	-	34%	TAS-20 ≥ 61	(Cox et al., 1995)

La alexitimia se ha asociado reiteradamente con muchas patologías mentales, siendo la relación más fuerte con el trastorno de estrés postraumático, el dolor crónico, la fibromialgia y el abuso de sustancias (incluido el alcoholismo). Como se ha indicado en el Apartado 1.1.5, estas asociaciones pueden ser debidas a múltiples causas, pudiendo ser la alexitimia un factor de riesgo o un efecto colateral de una patología primaria. Por ejemplo, en el caso de abuso de sustancias se especula que la persona con alexitimia encontraría en la droga la forma de lidiar con la confusión que le provocan sus propias emociones, o alternatively como forma de controlarlas y evitar exponerse a la angustia que supone experimentarlas (Michael, 1990).

Además de las patologías incluidas en la Tabla 2, la alexitimia también se ha relacionado con los trastornos de la conducta alimentaria (Taylor, Parker, Bagby, &

Bourke, 1996), el trastorno obsesivo compulsivo (De Berardis et al., 2005), la obesidad y el trastorno por atracón (Pinaquy, Chabrol, Simon, Louvet, & Barbe, 2003), la esquizofrenia (Van't Wout, Aleman, Bermond, & Kahn, 2007) y el trastorno límite de la personalidad (New et al., 2012).

Mención especial merece la relación entre el trastorno de espectro autista (TEA) y la alexitimia. Se sabe que el TEA abarca un gran rango de posibles manifestaciones, entre las que se encuentran los problemas de procesamiento emocional. Sin embargo, no debe confundirse TEA con alexitimia, simplemente debemos tener en cuenta que la alexitimia aparece frecuentemente junto con el TEA, pero que no es una característica intrínseca del propio autismo. En otras palabras, podemos encontrarnos con personas que tengan autismo y no tengan alexitimia (G. Bird & Cook, 2013), o, dicho de otro modo, la gran mayoría de personas con alexitimia no encajarían en un diagnóstico TEA.

1.1.8. Tratamiento

Debido a que la alexitimia no es considerada una patología como tal, la literatura con respecto a su tratamiento es limitada. Además, es lógico que las personas con alto grado de alexitimia no busquen tratamiento por su propia voluntad, a no ser que sea por la aparición de una patología mental secundaria, o por las reiteradas quejas sobre síntomas físicos vagos y refractarios al tratamiento médico. En otras ocasiones la búsqueda de tratamiento es demandada por una pareja o familiar, que ve como se deteriora la relación con la persona que padece la aleximia (Espina Eizaguirre, 2002; Montalvo & Yárnoz, 1994; Vanheule, Desmet, Meganck, & Bogaerts, 2007). En muchos casos, estaremos ante personas con alto nivel de alexitimia, pero que no se quejan ni reclaman nada (Alonso-Fernández, 2011), con lo que se acrecienta la importancia de tener mecanismos de detección temprana de este problema.

La gravedad de la problemática en alexitimia se acrecienta por la propia y característica refractariedad a los tratamientos basados en psicoterapia verbal, que ya había sido identificada originalmente junto con la propia identificación del constructo (Sifneos, 1975), pero que sigue siendo de total actualidad (Vanheule, Verhaeghe, & Desmet, 2011). De hecho, se confirma que mayores niveles de alexitimia predicen peores resultados en los tratamientos.

Pese a todos los problemas que la baja consciencia emocional y la pobre capacidad de introspección suponen para la psicoterapia, se han propuesto diversos abordajes

terapéuticos para la alexitimia. Por ejemplo, la psicoterapia interpersonal psicodinámica, que busca reducir la conflictividad relacional de la persona con alexitimia (Probst, Sattel, Henningsen, Gundel, & Lahmann, 2017). También se ha observado que en personas jóvenes con alexitimia funcional puede ser efectivo un enfoque basado en la estimulación de la capacidad de comunicación (Alonso-Fernández, 2011).

En los casos más estructurales, en los que la terapia verbal no surta los efectos deseados, puede ser interesante combinar la psicoterapia con estrategias de expresión verbal, inducción hipnótica, relajación y atención plena o *mindfulness* (Campos, Chiva, & Moreau, 2000; de la Fuente Arias, Franco Justo, & Salvador Granados, 2010; Gay, Hanin, & Luminet, 2008).

En principio, la terapia de grupo podría ser un marco facilitador para el tratamiento de la alexitimia, ya que en el grupo las expresiones afectivas suelen ser menos intensas y más manejables que en el contexto de la relación diádica en terapia individual (Swiller, 1988), pero también en este contexto se vuelve a identificar la alexitimia como un factor de riesgo para el éxito de la terapia. Sin embargo, también hay estudios que indican que el efecto negativo de la alexitimia se puede modular mediante las reacciones del terapeuta al paciente con alexitimia (Ogrodniczuk, Piper, & Joyce, 2005). Otros autores también han propuesto una solución híbrida con la administración concurrente de terapia individual y de grupo (Swiller, 1988).

En la línea del entrenamiento del terapeuta, y con el objetivo de aumentar el éxito de los tratamientos psicoterapéuticos en los casos de pacientes con trastornos relacionados con la alexitimia, diferentes autores proponen las siguientes prácticas, que se enmarcan en las técnicas de reflejo o *mirroring* (Vanheule et al., 2011):

- Dar asistencia en la verbalización detallada de la cadena de sucesos que derivan en la situación angustiosa para el paciente.
- Hacer explícita la valoración que hace el paciente de la situación problemática.
- Abordar las respuestas afectivas y debatir la forma en la que el paciente maneja la situación problemática.

Montalvo y Yáñez (1994) indican que el modelo de los niveles de conciencia emocional (Lane & Schwartz, 1987) es un marco adecuado para el tratamiento de la alexitimia, pues se basa en una secuencia de desarrollo que consta de los niveles que las personas con alexitimia necesitan transitar paso a paso. Los 5 niveles de transformación estructural de la conciencia emocional propuestos por Lane y Schwartz (1987) son:

1. Sensoriomotor reflexivo (sensaciones corporales).
2. Sensoriomotor enactivo (el cuerpo en acción).
3. Preoperacional (sentimientos individuales).
4. Operacional concreto (mezcla de sentimientos).
5. Operacional formal (mezcla de mezcla de sentimientos).

Dado que en la alexitimia partimos de un nivel bajo de experiencias emocionales diferenciadas e integradas (y que la activación emocional se experimenta como un fenómeno global, amenazante y somático), parece lo más adecuado tener una referencia de capacidades de complejidad progresiva, que ayude al paciente a ir construyendo la integración y diferenciación emocional de la que en un principio carece (Montalvo & Yáñez, 1994).

Desde el punto de vista psicofarmacológico, se ha comprobado una mejoría en pacientes con alexitimia tratados tanto con inhibidores selectivos de la recaptación de serotonina y noradrenalina (venlafaxina) como con inhibidores selectivos de la recaptación de serotonina (fluoxetina), siendo el resultado significativamente mejor con los primeros (Cravello, Caltagirone, & Spalletta, 2009). En cualquier caso, al no considerarse la alexitimia una patología mental, no existen estudios pormenorizados sobre el impacto de diferentes psicofármacos en el nivel de alexitimia.

Podemos concluir, con respecto al tratamiento de la alexitimia, que la mejoría es posible, pero requiere de gran esfuerzo terapéutico y la combinación de diferentes estrategias. En este sentido, contar con nuevas herramientas que permitan que el paciente entrene sus capacidades de verbalización e identificación emocional podría ser beneficioso. Además, la detección temprana es crucial en estos casos, pues sabemos que la respuesta refractaria a la psicoterapia aumenta con la edad (Alonso-Fernández, 2011; Mattila et al., 2006). En general, es importante saber si estamos lidiando con una alexitimia estructural o una alexitimia funcional, lo cual condicionará enormemente el tratamiento. Sea como fuere, el terapeuta debe encontrar los mecanismos y las maniobras terapéuticas más adecuadas en cada caso, con el objetivo de incrementar la utilidad de la terapia, preservar la autoestima del paciente y minimizar el estrés innecesario.

1.2. Uso de la Inteligencia Artificial (IA)

En este apartado nos centramos en el desarrollo actual de la aplicación de la Inteligencia Artificial (IA) en los problemas relacionados con la alexitimia. Para ello, en primer lugar, exploramos la relación existente entre IA y psicología, pasando posteriormente a poner foco en las aplicaciones específicas en el ámbito de la alexitimia. Finalmente, analizamos dos dominios específicos de la IA que pueden ser de aplicación práctica en la evaluación y el tratamiento de la alexitimia: las técnicas de visión artificial (VA) y las de procesamiento del lenguaje natural (PLN).

El presente análisis no pretende ser un estudio exhaustivo de la aplicación de la IA en la práctica psicoterapéutica, sino que se centra exclusivamente en el ámbito del procesamiento de las emociones a través de la expresión facial y del lenguaje verbal. También es preciso indicar que existen multitud de herramientas informatizadas que se usan en la práctica psicológica (Arbona, Quero, Rivera, & García-Palacios, 2009; Drigas, Koukianakis, & Papagerasimou, 2011; Soto-Pérez, Franco, Monardes, & Jiménez, 2010), tanto a nivel de evaluación como de tratamiento, pero que en su mayoría tampoco son objeto del presente estudio porque no incluyen un componente de IA. En otras palabras, este trabajo se centra sólo y exclusivamente en las herramientas tecnológicas que incluyen técnicas propias de la IA como por ejemplo el Aprendizaje Automático (AA).

1.2.1. IA y psicología

Aunque la definición de Inteligencia Artificial es casi tan controvertida como la de inteligencia, podemos resumir que el término se refiere a los sistemas informáticos diseñados por humanos con el objetivo de realizar tareas típicamente humanas de forma automatizada. Con “típicamente humanas” nos referimos a la capacidad que tenemos los humanos de percibir el entorno, integrar la información recibida en los diferentes procesos psicológicos: memoria, aprendizaje, atención, pensamiento, lenguaje, etc., y generar una conducta adaptada y orientada a objetivos. Además, los humanos somos capaces de realizar esta “proeza cognitiva” en condiciones de incertidumbre, ruido, ambigüedad y desestructuración del entorno. El objetivo primordial de la IA es la construcción de máquinas que, en la medida de lo necesario para la resolución de un problema en cuestión, sean capaces de imitar o replicar estas capacidades de la cognición humana.

Ejemplos típicos de sistemas de Inteligencia Artificial son: el reconocimiento automático de rostros en redes sociales, la planificación automática de rutas óptimas en

sistemas de navegación por GPS, el reconocimiento automático de la matrícula de vehículos en videocámaras, la predicción del precio de las viviendas en una determinada zona urbana, la personalización de los contenidos de un periódico online, la recomendación de productos en un comercio electrónico, la generación automática de contenidos en videojuegos, la detección automática de patologías a partir de imágenes de radiodiagnóstico, la traducción automática, los asistentes virtuales incluidos en los teléfonos inteligentes o las televisiones, etc.

La Inteligencia Artificial y la Psicología están íntimamente relacionadas, incluso desde el inicio de ambas disciplinas (Fancher, 1996), sin embargo, esta relación se ha mantenido históricamente en el contexto de la investigación básica, no siendo habitual la existencia de profesionales con formación y experiencia en ambas áreas simultáneamente. Paralelamente, aunque la IA está presente en la informática desde los años 50 del siglo pasado (McCorduck, 2009), el desarrollo tecnológico de la IA ha sufrido etapas de muy poca penetración en la aplicación práctica fuera del laboratorio. Esta situación ha cambiado drásticamente en la última década, en la que estamos viviendo un importante resurgimiento de la IA caracterizado por la adopción de esta tecnología en múltiples sectores de la sociedad civil, incluyendo también el ámbito sanitario (Jiang et al., 2017).

A nivel científico, desde los años 90 del siglo pasado, la llamada “década del cerebro”, estamos viviendo una proliferación de los estudios interdisciplinarios. En este sentido, merece una mención especial el caso de la neurociencia cognitiva (Gazzaniga & Ivry, 2013), que pretende aunar bajo un mismo marco sinérgico a tres áreas científicas interrelacionadas: la Inteligencia Artificial, la Psicología y las Neurociencias.

La IA es una disciplina, tradicionalmente enmarcada en los estudios de informática, que a su vez comprende múltiples sub-disciplinas (Russell & Norvig, 2016): planificación automática, aprendizaje automático, inferencia lógica, lógica difusa, sistemas multi-agente, arquitecturas cognitivas artificiales, etc. En los estudios de psicología también suele incluirse, de forma superficial, una introducción a la IA, que suele estar enfocada primordialmente a los sistemas de Procesamiento Distribuido Paralelo (PDP), también conocidos como enfoques conexionistas (Rumelhart & McClelland, 1988). Los sistemas PDP son los que presentan un grado más alto de inspiración biológica y, por lo tanto, mayor solape conceptual con los estudios de psicobiología. La representación más típica de estos sistemas conexionistas son las redes de neuronas artificiales (Haykin, 2009; Smolensky, 1987).

Una clasificación habitual de los sistemas inteligentes artificiales se basa en la distinción entre sistemas simbólicos y subsimbólicos (Kelley, 2003; Smolensky, 1987). Los sistemas simbólicos operan a nivel de reglas explícitas, como es el caso de la lógica proposicional, mientras que los sistemas subsimbólicos operan a nivel implícito, como es el caso de las redes de neuronas artificiales. En la actualidad, estamos viviendo un resurgimiento de los enfoques subsimbólicos, principalmente gracias a las mejoras sustanciales que suponen las nuevas técnicas de aprendizaje profundo (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015), que comúnmente son conocidas por su denominación en inglés: *Deep Learning* (DL). Pese a que la división entre sistemas simbólicos y subsimbólicos es muy clara a nivel conceptual, en la práctica profesional de la IA es común la construcción de sistemas híbridos que combinan técnicas pertenecientes a los dos dominios (Goertzel, 2012).

Sin entrar en el complejísimo detalle científico-técnico que implica el desarrollo de los sistemas DL, de forma simplificada podemos resumir que las técnicas de aprendizaje profundo funcionan especialmente bien en dos áreas de aplicación (que atañen directamente al presente trabajo): la visión artificial y el procesamiento del lenguaje natural. Estas dos áreas de aplicación son dominios de problema clásicos de la IA y que durante las últimas décadas se han abordado desde diferentes enfoques (Haralick & Shapiro, 1992; Manning, Manning, & Schütze, 1999). Sin embargo, el enfoque novedoso y específico que proponen las técnicas de DL, basado en redes de neuronas profundas, supone una mejora sustancial en las capacidades de comprensión automática de la semántica embebida en imágenes, audio y texto (LeCun et al., 2015).

A nivel más global, el auge actual de la IA se debe principalmente a la “tormenta perfecta” provocada por un contexto sin precedentes que se caracteriza por la confluencia de múltiples tecnologías emergentes y una capacidad de acceso y procesamiento de todo tipo de datos. Algunas de las tecnologías cuya confluencia ha proporcionado el desarrollo acelerado de la IA son las redes de comunicación de banda ancha, el *Big Data* (o macrodatos), el Internet de las Cosas (IoT), la robótica, la “nube” (o *cloud computing*) y la Ciencia de Datos (*Data Science*) (O’Leary, 2013; Provost & Fawcett, 2013; Wu, Zhu, Wu, & Ding, 2014).

La creación de los nuevos ecosistemas digitales y la fiebre de la llamada “transformación digital” ha contagiado a la gran mayoría de las compañías actuales, independientemente de su tamaño y sector (Matt, Hess, & Benlian, 2015). Este contexto tecnológico ha proporcionado un escenario internacional marcado por multitud de

innovaciones tecnológicas, llamadas a cambiar radicalmente la experiencia de cliente en todos los sectores. La IA se ha convertido en la actualidad en una de las protagonistas del cambio digital, habiéndose incluso acuñado nuevos términos para describir estos cambios como los de “tecnologías exponenciales”, “compañías exponenciales”, “industria 4.0” o “cuarta revolución industrial” (Corea, 2017; Schläpfer, Koch, & Merkofer, 2015; Schwab, 2017).

Los gigantes tecnológicos, como *Google*, *IBM*, *Microsoft*, *Facebook*, *Apple* o *Amazon*, así como multitud de nuevas compañías (que pasan rápidamente de ser pequeñas *startups* a dominar nuevos mercados emergentes), como por ejemplo *Tesla*, *SpaceX* o *Cloudera*, están apostando claramente por el desarrollo tecnológico centrado en la automatización y en la Inteligencia Artificial. Gracias a esto, estamos asistiendo a la concepción de nuevos productos y servicios claramente basados en técnicas de IA, como por ejemplo el vehículo autónomo (Bonnefon, Shariff, & Rahwan, 2016; Fagnant & Kockelman, 2015).

Como vemos, la aplicación práctica de la IA y la automatización están invadiendo todos los sectores, y la psicología sanitaria no es una excepción. Animados por el auge de la IA y otras tecnologías emergentes, muchos centros de investigación y entidades privadas se han lanzado a desarrollar prototipos diseñados para emplearse en la práctica de la psicológica clínica y sanitaria. Sin embargo, en la actualidad, pese a la aparición frecuente de titulares sensacionalistas en algunos medios, no existen soluciones reales de mercado suficientemente maduras, que logren automatizar por completo un proceso de evaluación o tratamiento psicológico.

En base a la investigación realizada, vemos que, en su gran mayoría, los nuevos desarrollos de aplicación práctica de la IA a la psicología se pueden agrupar en los siguientes tipos¹:

- T1. Agentes conversacionales para el tratamiento de trastornos mentales.
- T2. Sistemas de visión artificial para la asistencia a personas con trastornos mentales.
- T3. Evaluación psicológica basada en el análisis de datos desestructurados (voz, texto, imagen, vídeo, etc.).

¹ En nuestro análisis se excluyen todas las herramientas de base tecnológica que no tengan componentes principales basados en técnicas de Inteligencia Artificial.

Algunos ejemplos relevantes de prototipos anunciados recientemente son los siguientes:

- Tipo T1:
 - La compañía californiana X2AI Inc. comercializa un servicio de salud mental a través de un agente conversacional (*chatbot*) que trata de proporcionar a los clientes bienestar emocional y estrategias de afrontamiento ante problemas de ansiedad y depresión (Rauws, Quick, & Spangler, 2019).
- Tipo T2:
 - La facultad de medicina de la Universidad de Stanford está desarrollando un estudio piloto usando gafas inteligentes (*Google Glass*) para ayudar a niños con autismo a leer la expresión facial de la emoción en otras personas (Daniels et al., 2018).
- Tipo T3:
 - El MIT trabaja en la detección del autismo a partir de vídeos caseros utilizando aprendizaje automático (Abbas, Garberson, Glover, & Wall, 2018; Tariq et al., 2018).
 - Otros autores también han desarrollado un sistema de detección de la depresión a partir de los patrones comunicativos de los sujetos utilizando técnicas de aprendizaje profundo (Al Hanai, Ghassemi, & Glass, 2018).

Por supuesto, ninguno de estos avances está exento del debate ético, deontológico, social y tecnológico que implica la automatización total o parcial de los servicios de atención en salud mental (Kretschmar et al., 2019; Stiefel, 2018).

1.2.2. Aplicaciones de la IA en alexitimia

A fecha de realización del presente trabajo no tenemos conocimiento de ninguna aplicación de IA específicamente diseñada para detectar o tratar la alexitimia. Sin embargo, como recogemos en el apartado anterior, sí que se han desarrollado recientemente algunos estudios piloto que usan visión artificial para ayudar a niños con autismo a identificar mejor la expresión facial de las emociones (Daniels et al., 2018).

Por otro lado, existen multitud de aplicaciones de la IA, muchas de ellas basadas en las nuevas técnicas de redes de neuronas profundas (LeCun et al., 2015), que permiten el reconocimiento de patrones específicos de voz, determinados contenidos semánticos en el lenguaje y la expresión facial o corporal de las emociones.

En el caso concreto de la alexitimia podemos distinguir entre aplicaciones orientadas al tratamiento (tipos T1 y T2) y orientadas a la evaluación (tipo T3). En ambos casos, el aporte de las técnicas de IA radica en la capacidad de estos sistemas de realizar de forma automática procesos de aprendizaje y reconocimiento de patrones sobre datos que son:

- *Desestructurados*: como la imagen correspondiente a la postura corporal, la expresión facial, la señal de voz, la narrativa expresada por escrito y oralmente.
- *De gran volumen*: ya que la cantidad de datos registrados por unidad de tiempo es considerable, por ejemplo, considerando únicamente la modalidad visual un humano recibe unos 10 megabits por segundo de información (Dixit & Prasad, 2017).
- *Ambiguos*: registrándose estímulos que, pese a ser idénticos, pueden corresponder a causas distintas.
- *Muy variables*: debido a los constantes cambios que se producen en la percepción de los datos por múltiples factores, entre los que se encuentran los propios cambios en el origen de los estímulos y los cambios en los propios procesos perceptivos del receptor.
- *Con ruido*: ya que los canales por los que se recibe la información a menudo introducen cambios, adiciones y distorsiones considerables en las señales.

En definitiva, una parte importante del reto que tiene un terapeuta humano es este: poder interpretar y sacar conclusiones reales (es decir, hacer predicciones acertadas) acerca de las dificultades o deficiencias en el funcionamiento mental del paciente. Todo ello a partir de observaciones que se obtienen durante la interacción con el propio paciente y su entorno.

En este sentido, las aplicaciones de IA, y más específicamente las técnicas de aprendizaje automático basadas en redes de neuronas artificiales, pueden proporcionar una asistencia inestimable, puesto que están diseñadas para desarrollar modelos predictivos que funcionen adecuadamente a partir de entradas de datos que son

desestructuradas y ambiguas, de gran volumen, muy variables y lo hacen de forma robusta ante el ruido de la señal.

Dado este contexto, las nuevas técnicas de aprendizaje profundo o *Deep Learning*, suponen un avance considerable, ya que se ha demostrado que funcionan mucho mejor que las técnicas tradicionales de redes de neuronas artificiales para problemas complejos de reconocimiento de patrones. En el ámbito de la alexitimia, nos centramos específicamente en dos dominios de aplicación de las técnicas de DL: la visión artificial y el procesamiento del lenguaje natural.

Por un lado, como se deriva directamente de la propia definición del constructo, sabemos que la alexitimia implica problemas en la expresión verbal o simbólica de las emociones, es decir, existen patrones comunicativos específicos en la alexitimia que potencialmente podrían ser detectados por algoritmos de procesamiento del lenguaje natural. Por otro lado, se sabe que las personas con alexitimia presentan un déficit en el reconocimiento de la expresión facial de las emociones, lo que da lugar a la aplicación de algoritmos capaces de realizar precisamente esa misma operación.

En los estudios realizados con técnicas de neuroimagen (Jongen et al., 2014; Kano & Fukudo, 2013), se pone de manifiesto que los sujetos con bajo grado de alexitimia obtienen una puntuación mucho más alta en tareas de reconocimiento de la emoción en rostros, junto con una activación superior en las áreas cerebrales asociadas con la consciencia emocional (específicamente la corteza cingulada anterior dorsal). Sin embargo, las personas con alto grado de alexitimia tienen mucha más dificultad identificando las emociones y a nivel neuronal esto se manifiesta en una activación anormal en el lóbulo parietal superior.

1.2.3. Herramientas de visión artificial

En el caso de la alexitimia, vemos que las herramientas de visión artificial pueden proporcionar beneficios tanto en los procesos de evaluación como en los de tratamiento. Como hemos analizado anteriormente, la aplicación más directa de las técnicas de visión artificial estaría orientada al reconocimiento automático de la expresión emocional en los rostros. Además, obteniendo imágenes de cuerpo entero (en este caso necesariamente en forma de vídeo grabado o capturas en tiempo real) se podría utilizar la detección automática de postura para decodificar la expresión no verbal de la emoción con el resto del cuerpo.

En la actualidad contamos con múltiples herramientas, prototipos y recursos software que nos permiten construir este tipo de sistemas automáticos de reconocimiento visual. Además, las tasas de exactitud y precisión en este tipo de modelos predictivos se han conseguido elevar significativamente en los últimos años. Se puede consultar (Alom et al., 2018) para una revisión de los avances logrados hasta la fecha.

Como veremos más adelante (ver Capítulo 2), en este trabajo nos centramos en el problema de la detección de los patrones comunicativos específicos de las personas con alexitimia.

1.2.4. Herramientas de procesamiento del lenguaje natural

Desde el punto de vista del lenguaje, en este trabajo consideramos únicamente el aspecto de evaluación de la alexitimia. En este sentido, acotamos el alcance al análisis del lenguaje escrito (o transcrito), dejando el procesamiento del habla (lenguaje oral), el procesamiento en tiempo real y las herramientas de tratamiento como futuros proyectos.

Las técnicas de procesamiento del lenguaje natural (PLN) se basan en la automatización de los procesos de análisis fonológicos, léxicos, morfosintácticos, semánticos e incluso pragmalingüísticos. El objetivo principal de estas técnicas, análogamente a lo que ocurre en visión artificial, es detectar automáticamente patrones en la comunicación verbal. Estos patrones pueden estar asociados a contenidos semánticos, como por ejemplo deseos, intenciones, emociones, acciones, etc.

Los enfoques tradicionales se basaban principalmente en operaciones y transformaciones de corte estadístico (Manning et al., 1999), mientras que los modelos más actuales, y que mejores resultados ofrecen, se centran en las nuevas técnicas de *Deep Learning* aplicadas al lenguaje (T. Young, Hazarika, Poria, & Cambria, 2018).

Como veremos más adelante (ver apartados 3.3.3 y 3.3.4), en este trabajo nos centramos en el problema del reconocimiento de patrones del lenguaje asociados con la alexitimia. Por un lado, desarrollamos una aplicación capaz de analizar automáticamente las narrativas expresadas por los participantes. Por otro lado, pretendemos usar los patrones detectados como herramienta de evaluación y detección temprana de rasgos alexitímicos en el lenguaje.

1.2.5. La tecnología como aliada terapéutica

Como hemos visto, la alexitimia está muy presente, tanto en la población general, como en coocurrencia con todo tipo de patologías mentales. En este escenario, es de vital importancia contar con estrategias de detección temprana que nos permitan ejercer una buena prevención de la enfermedad mental y por consiguiente una promoción de la salud. El uso de técnicas de IA puede aportar una serie de herramientas que suponen una diferenciación clave en relación con los instrumentos con los que contamos en la actualidad. Concretamente, las herramientas de evaluación y tratamiento propuestas en este trabajo (ver Apartado 3.3) pueden proporcionar los siguientes beneficios:

- La realización de procesos de cribado que se pueden realizar de forma masiva gracias a la automatización.
- El acceso a instrumentos de evaluación que no dependen del autoinforme y son percibidos por el usuario como una diversión.
- El aumento del tiempo de práctica del paciente en la adquisición de competencias, ya que no requiere la presencia constante del terapeuta, ni acudir físicamente a un centro especializado.
- La posibilidad de realizar un seguimiento ubicuo y en tiempo real por parte del terapeuta de los avances que realiza el paciente.
- Trabajar con información multimodal (imágenes y texto) que se corresponde de forma realista con el entorno habitual del paciente, aumentando la validez ecológica en la evaluación y la generalización en el tratamiento.

2. Objetivos

Teniendo en cuenta el contexto descrito en los capítulos anteriores, que establece una relación clara entre alexitimia y salud mental, a continuación, se describe el objetivo general de este trabajo y los objetivos específicos.

2.1. Objetivo general

Como objetivo fundamental de este trabajo se plantea contribuir a la mejora de la evaluación y el tratamiento de la alexitimia por medio de la utilización de técnicas novedosas de Inteligencia Artificial.

En el plano de la evaluación, la mejora perseguida no se centra en una evolución de los instrumentos empleados en la actualidad, sino que se pretende proporcionar a la comunidad sanitaria una serie de nuevas herramientas que puedan complementar a las ya existentes. De esta forma, se busca aumentar la precisión y exactitud de la evaluación de la alexitimia incorporando nuevos factores de detección, al mismo tiempo que se facilita el acceso a nuevos mecanismos eficientes de diagnóstico temprano.

Los nuevos mecanismos de detección propuestos en este trabajo se centran en los patrones de expresión verbal asociados a la alexitimia (que los instrumentos tradicionales de autoinforme y heteroinforme no pueden evaluar de forma tan precisa, directa y sistemática).

En el plano del tratamiento, la mejora perseguida se centra en proporcionar a los terapeutas un conocimiento personalizado acerca de los patrones de comunicación específicos que usa cada paciente. El análisis automatizado de las verbalizaciones de los pacientes mediante técnicas de procesamiento del lenguaje natural puede ofrecer unas métricas y una caracterización del grado de alexitimia que no se obtienen usando las pruebas tradicionales.

En definitiva, partiendo de la siguiente premisa:

- **Premisa 1:** Las personas con alto grado de alexitimia tienen dificultades para expresar verbalmente las emociones.

Se busca confirmar las hipótesis siguientes:

- **Hipótesis 1:** Se puede detectar de forma precoz la aparición de la alexitimia mediante técnicas de IA que analizan automáticamente el discurso del sujeto

2.2. Objetivos específicos

En base a la hipótesis de que las nuevas herramientas de procesamiento del lenguaje natural pueden contribuir a la evaluación de las capacidades de procesamiento de las emociones de las personas con alexitimia, se plantean los siguientes objetivos concretos:

- **Objetivo 1:** Estudiar la relación entre el grado de alexitimia y la dificultad en expresar verbalmente las emociones mediante el uso de herramientas informatizadas.
- **Objetivo 2:** Implementar un modelo predictivo que, tomando como entrada textos que describen determinadas situaciones, y utilizando técnicas avanzadas de procesamiento del lenguaje natural, sea capaz de detectar a si la persona que ha escrito esos textos tiene un alto grado de alexitimia.

El objetivo 1 se materializa en la implementación y estudio piloto de las herramientas *Prolexitim TAS-20* y *Prolexitim NLP*, el objetivo 2 se materializa en la implementación y estudio piloto de las herramientas *Prolexitim NLP* y *Prolexitim Detector*.

3. Metodología y Herramientas

En base a los objetivos generales y específicos definidos anteriormente se ha realizado un diseño de investigación apoyado en el uso de herramientas informatizadas, algunas de las cuales utilizan tecnología de Inteligencia Artificial (para el procesamiento automatizado del lenguaje natural). A continuación, se describe en detalle el diseño de investigación propuesto, así como las herramientas software desarrolladas.

3.1. Diseño de Investigación

El diseño de investigación propuesto consta de dos líneas diferenciadas: por un lado, se propone un estudio correlacional de los datos de evaluación de la alexitimia, sus factores principales y diversas variables (demográficas, psicosociales e incluso medidas automatizadas de análisis del sentimiento); por otro lado, se propone la realización de un modelado predictivo de la presencia de alexitimia que pueda servir para realizar procesos de cribado y diagnóstico temprano, sin necesidad de realizar pruebas de autoinforme.

La descripción detallada de las fases del estudio piloto realizado se encuentra en el Apartado 3.1.2. El resumen de las líneas de investigación propuestas es el siguiente:

- **Línea 1 (L1 – Estudio Correlacional):** Correlación entre grado de alexitimia y diversas variables.
 - o **Línea 1.1.** Correlación entre alexitimia y las variables demográficas y psicosociales.
 - o **Línea 1.2.** Correlación entre alexitimia y las métricas de análisis de sentimiento de los servicios de Google, IBM y Microsoft.
- **Línea 2 (L2 – Modelado Predictivo):** Construcción de diversos modelos predictivos, basados en técnicas avanzadas de Aprendizaje Automático y Aprendizaje Profundo, para estimar el grado de alexitimia.
 - o **Línea 2.1.** Predicción del grado de alexitimia a partir de las métricas de análisis del sentimiento obtenidas en los servicios correspondientes de Google, IBM y Microsoft.
 - o **Línea 2.2.** Construcción de un modelo propio de predicción del grado de alexitimia directamente a partir del discurso elaborado por una persona.

3.1.1. Hipótesis de trabajo

Las líneas de investigación propuestas anteriormente se basan en las siguientes hipótesis de trabajo:

- El grado de alexitimia está correlacionado positivamente con la dificultad en la expresión verbal de narrativas de contenido emocional.
- El grado de alexitimia está correlacionado positivamente con la falta de creatividad en la generación de narrativas.
- Es posible construir un modelo predictivo del grado de alexitimia que se base en el análisis del lenguaje. Este modelo daría lugar al desarrollo de una prueba de evaluación informatizada que no requiera autoinforme, sino que tome como entrada la expresión verbal del sujeto.

El esfuerzo principal de este trabajo se centra en refutar la hipótesis nula, H_0 , correspondiente a la última afirmación. Es decir, refutar la hipótesis de que no es posible construir un modelo predictivo del grado de alexitimia basado en el análisis del lenguaje.

Los resultados obtenidos mediante el desarrollo de las dos líneas de investigación propuestas arrojarán luz sobre la validación o la refutación de estas hipótesis de trabajo. En general, las conclusiones obtenidas servirán para contribuir a la detección temprana de las personas que tienen un alto grado de alexitimia.

3.1.2. Fases del estudio piloto

Con el objetivo de poner a prueba empírica las hipótesis planteadas, se ha realizado un estudio piloto basado en las dos líneas de investigación mencionadas anteriormente. Utilizando la misma muestra de participantes, se ha realizado primero un estudio correlacional y después se han desarrollado diferentes modelos predictivos.

3.1.2.1. Estudio Correlacional

El estudio correlacional realizado pretende establecer la relación existente entre el grado de alexitimia y diversos factores. Se ha analizado la correlación entre las variables que se describen a continuación.

- **Variables relativas al grado de alexitimia:**

- *Puntuación en la prueba TAS-20 (**TAS20**):* resultado global de la administración del instrumento *Prolexitim TAS-20*, que proporciona una puntuación del grado de alexitimia.
- *Puntuación en la subescala F1 del TAS-20 (**F1**):* resultado del factor F1 (dificultad para identificar sentimientos) en la administración del TAS-20 al participante.
- *Puntuación en la subescala F2 del TAS-20 (**F2**):* resultado del factor F2 (dificultad para comunicar sentimientos) en la administración del TAS-20 al participante.
- *Puntuación en la subescala F3 del TAS-20 (**F3**):* resultado del factor F3 (pensamiento concreto) en la administración del TAS-20 al participante.
- *Tiempo de respuesta en TAS20 (**Tas20Time**):* tiempo en milisegundos que le ha llevado al participante contestar a los 20 ítems del TAS-20.
- *Clasificación categorial del grado de alexitimia (**Alex-a**):* que toma los valores “No Alexitimia” (*NoAlex*), “Posible Alexitimia” (*PosAlex*) o “Alexitimia” (*Alex*), al aplicar los criterios de corte sobre la puntuación en el TAS-20 (indicados en el Apartado 3.3.2).

- **Variables sociodemográficas:**

- *Sexo (**sex**):* indica el sexo del participante.
- *Género (**gender**):* indica la identidad de género del participante.
- *Edad (**age**):* edad actual en años del participante.
- *Mano dominante (**Dhand**):* indica si el participante es diestro o zurdo.
- *Máximo nivel de estudios alcanzado (**Studies**):* indica la formación que ha realizado el participante hasta la fecha (sin estudio, primaria, secundaria, formación profesional, universidad, postgrado, doctorado).
- *Clase social (**SClass**):* indica la clase social percibida (baja, media, alta) por el propio participante.
- *Número de hermanos/as (**Siblings**):* indica el número de hermanos, incluido el propio participante.
- *Orden de nacimiento (**SibPos**):* indica la posición que ocupa el participante en el orden cronológico de nacimiento de los hermanos (primero, segundo, tercero, etc.).

- *País de origen (**Origin**)*: indica el país donde el participante ha pasado la mayoría del tiempo de infancia.
- *País de residencia (**Resid**)*: indica el país actual donde reside el participante.
- *Tiempo en país actual de residencia (**Ryears**)*: indica el tiempo en años que el participante lleva viviendo en el país actual de residencia, sólo se usa en caso de que el país de origen y el país de residencia no coincidan.
- *Origen étnico (**Ethnic**)*: indica la etnia genética a la que pertenece el participante.
- *Estudios o profesión actual (**Job**)*: indica la ocupación principal actual del participante.

Con la intención de descubrir si las técnicas estándar de análisis de sentimiento pueden servir para la predicción de la alexitimia, también se ha considerado una serie de variables obtenidas de diversas APIs disponibles en la nube (Bojanova & Samba, 2011), y proporcionadas por diferentes compañías (Google, IBM y Microsoft). Estas variables, que se describen a continuación, se obtienen a partir del análisis automatizado del texto recogido a través del instrumento *Prolexitim NLP* (ver Apartado 3.3.3).

- **Variables de análisis de sentimiento:**

- *Polaridad de la emoción obtenida a través del servicio de Procesamiento del Lenguaje Natural de Google Cloud² (**G-Score**)*: indica la polaridad de la emoción expresada en un texto, tomando valores entre -1 (negativo) y 1 (positivo), considerando el valor 0 como neutro.
- *Intensidad de la emoción obtenida a través del servicio de Procesamiento del Lenguaje Natural de Google Cloud (**G-Magnitude**)*: indica la magnitud de la emoción expresada en un texto, tomando valores entre 0 (mínima intensidad) e infinito.
- *Polaridad de la emoción obtenida a través del servicio de Análisis de Texto de Microsoft Azure³ (**Azure-TA**)*: indica la polaridad de la emoción expresada en un texto, tomando valores entre 0% (negativo) y 100% (positivo), considerando el valor 50% como neutro.

² <https://cloud.google.com/natural-language/>

³ <https://azure.microsoft.com/es-es/services/cognitive-services/text-analytics/>

- *Polaridad de la emoción obtenida a través del servicio de Comprensión del Lenguaje Natural de IBM Watson⁴ (**nlu-sentiment**):* indica la polaridad de la emoción expresada en un texto, tomando valores entre -1 (negativo) y 1 (positivo), considerando el valor 0 como neutro.
- *Polaridad de la emoción obtenida a través del servicio de Comprensión del Lenguaje Natural de IBM Watson (**nlu-label**):* es la variable categórica correspondiente a *nlu-sentiment*, que toma los valores “negative”, “positive” o “neutral”.
- *Intensidad de la emoción ira obtenida a través del servicio de Comprensión del Lenguaje Natural de IBM Watson (**nlu-anger**):* indica la intensidad de la ira expresada en un texto, tomando valores entre 0 (sin ninguna intensidad) y 1 (máxima intensidad posible).
- *Intensidad de la emoción miedo obtenida a través del servicio de Comprensión del Lenguaje Natural de IBM Watson (**nlu-fear**):* indica la intensidad de la ira expresada en un texto, tomando valores entre 0 (sin ninguna intensidad) y 1 (máxima intensidad posible).
- *Intensidad de la emoción asco obtenida a través del servicio de Comprensión del Lenguaje Natural de IBM Watson (**nlu-disgust**):* indica la intensidad de la ira expresada en un texto, tomando valores entre 0 (sin ninguna intensidad) y 1 (máxima intensidad posible).
- *Intensidad de la emoción tristeza obtenida a través del servicio de Comprensión del Lenguaje Natural de IBM Watson (**nlu-sadness**):* indica la intensidad de la ira expresada en un texto, tomando valores entre 0 (sin ninguna intensidad) y 1 (máxima intensidad posible).
- *Intensidad de la emoción alegría obtenida a través del servicio de Comprensión del Lenguaje Natural de IBM Watson (**nlu-joy**):* indica la intensidad de la ira expresada en un texto, tomando valores entre 0 (sin ninguna intensidad) y 1 (máxima intensidad posible).

⁴ <https://www.ibm.com/watson/services/natural-language-understanding/>

3.1.2.2. Estudio Predictivo

El estudio predictivo propuesto consiste en la generación de modelos de Aprendizaje Automático (Witten, Frank, Hall, & Pal, 2016) y Aprendizaje Profundo (LeCun et al., 2015), que actúan como estimadores del grado de alexitimia, y están entrenados con los datos recogidos durante la aplicación de los instrumentos *Prolexitim TAS-20* y *Prolexitim NLP* (que se describen a continuación, en los apartados 3.3.2 y 3.3.3, respectivamente).

La predicción del grado de alexitimia se realiza en base al análisis automatizado de las narrativas que construyen los sujetos cuando se les presentan diversos estímulos visuales complejos (recogidas al aplicar el instrumento *Prolexitim NLP*). También se investiga si es posible realizar alguna predicción acerca del grado de alexitimia a partir de los datos sociodemográficos (recogidos al aplicar el instrumento *Prolexitim TAS-20*).

En resumen, en el estudio predictivo realizado se usan básicamente las siguientes variables:

- **Text:** Conjunto de transcripciones de las narrativas construidas por el participante al aplicarle el instrumento *Prolexitim NLP*.
- **Text-EN:** Traducción al inglés de las narrativas (para poder realizar el análisis de sentimiento en aquellos servicios de nube que no soportan el idioma español).
- **P(Alex):** Predicción del grado de alexitimia estimada por los modelos predictivos (tomando la forma de variable categórica si el modelo es un clasificador o variable numérica si el modelo es una regresión).

3.2. Muestra

Dado que la incidencia de la alexitimia se sitúa en torno al 10% en la población general (Alonso-Fernández, 2011; Mattila et al., 2006; Páez et al., 1999), se ha optado por realizar una selección aleatoria de participantes que no se corresponda con criterios específicos o diagnósticos psicopatológicos. Aunque, como se ha explicado en el Apartado 1.1.7 la alexitimia presenta una alta comorbilidad en multitud de patologías mentales, el objetivo principal de este trabajo es la detección temprana en población no clínica, por lo que los participantes en la investigación deben pertenecer a este mismo

grupo. Los participantes pertenecen a diferentes colectivos: estudiantes de ingeniería, estudiantes de psicología, profesionales del marketing, profesionales de la administración de empresas, desempleados y jubilados.

En cuanto a la segmentación de la población por edades, el presente trabajo se centra en la población adulta, dejando una posible adaptación a poblaciones infantiles y de personas mayores como trabajo futuro. A continuación, se describe en detalle el diseño de los grupos de participantes, así como los correspondientes criterios de inclusión y exclusión.

3.2.1. Criterios de inclusión

Como criterios de inclusión en los grupos de participantes se han considerado:

- Aceptación del consentimiento informado (ver Anexo 9.3).
- Ser mayor de edad.
- Hablar y leer español correctamente.
- No tener actualmente un diagnóstico de enfermedad mental.
- No tener problemas de visión (pudiendo usar lentes correctivas).
- No tener problemas del habla ni del lenguaje escrito.
- Tener experiencia con el manejo de dispositivos electrónicos y/u ordenadores.
- Mantener una proporción lo más aproximada posible al 50% de hombres y 50% de mujeres en la muestra, tal y como corresponde a la población de referencia.

3.2.2. Criterios de exclusión

Como criterios de exclusión en los grupos de participantes se han considerado:

- Ser mayor de 80 años.
- Estar diagnosticado actualmente de una enfermedad mental.
- Tener problemas de visión, aún con lentes correctivas.
- Tener algún trastorno de comprensión del lenguaje, escrito y/o hablado.
- Tener algún trastorno de producción del lenguaje, escrito y/o hablado.
- Estar actualmente en una crisis emocional debido a un suceso vital reciente (trauma, duelo, enfermedad grave, etc.).

3.2.3. Grupos de participantes

Partiendo de un grupo inicial aleatorio de 122 participantes voluntarios adultos que cumplen con los criterios de inclusión y de exclusión mencionados, se constituyen los siguientes grupos (ver Figura 1):

- **Gr-Comp:** Grupo completo con todos los participantes voluntarios (48% hombres y 52% mujeres, de edad media 34.9 años y desviación típica 12.45, todos residentes en España desde hace al menos 5 años y todos hablantes nativos en español).
- **Gr-Ctrl:** Grupo de control cuyos datos no se usan para entrenar ningún modelo predictivo, pero sí se usan para validar la exactitud en la predicción. Se configura como el 20% de los participantes del grupo *Gr-Comp*, tomados aleatoriamente, sin reposición y manteniendo la proporción equilibrada entre hombres y mujeres, así como la distribución del grado de alexitimia de la muestra.
- **Gr-Train:** Grupo de entrenamiento, cuyos datos se emplean para construir los modelos predictivos y se configura como el 80% de los participantes del *Gr-Comp*, tomados aleatoriamente sin reposición (a la vez que se conforma también el grupo *Gr-Ctrl*, siendo ambos grupos disjuntos) y manteniendo la proporción equilibrada entre hombres y mujeres, así como la distribución muestral del grado de alexitimia.

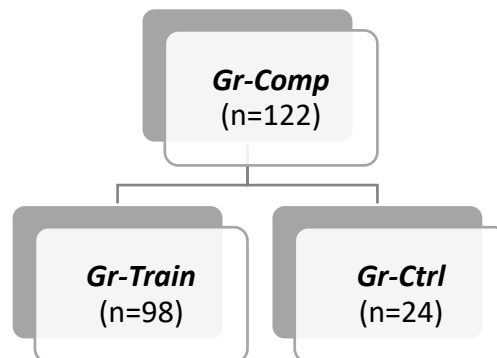


Figura 1. Constitución de los grupos de participantes voluntarios.

En definitiva, para el entrenamiento y evaluación de los modelos predictivos el conjunto inicial de participantes voluntarios se divide en dos grupos de diferente tamaño. Se utiliza el grupo más grande (*Gr-Train*) para entrenar los modelos y el más pequeño (*Gr-Ctrl*) para comprobar la capacidad de generalización en las predicciones (es decir, la capacidad de predecir correctamente el grado de alexitimia en base a los datos de participantes que no se han sido utilizados durante la construcción del modelo predictivo).

3.3. Instrumentos

Los instrumentos desarrollados para llevar a cabo esta investigación permiten obtener una medición de las variables clave identificadas previamente. Por un lado, *Prolexitim TAS-20* se ha desarrollado para recoger los datos asociados al nivel de alexitimia y los datos sociodemográficos; por otro lado, *Prolexitim NLP* se ha desarrollado para obtener informes verbales asociados a estímulos visuales específicos, así como para realizar el procesamiento del lenguaje. Finalmente, *Prolexitim Detector* es la aplicación que permite predecir el grado de alexitimia en función de los datos obtenidos con *Prolexitim NLP*. En general, se ha utilizado la denominación “Prolexitim” para hacer referencia a la familia de herramientas que se han desarrollado con el objetivo de evaluar y tratar la alexitimia.

3.3.1. Enfoque tecnológico

En los siguientes apartados se describen brevemente las herramientas desarrolladas durante este proyecto. En todos los casos se trata de prototipos, con vocación de convertirse en Productos Mínimos Viables (MVP) (Moogk, 2012). Puesto que se ha trabajado con versiones preliminares, el presente trabajo se considera un estudio piloto, del que aprender lecciones valiosas con respecto al desarrollo de nuevas versiones de estas herramientas. Por lo tanto, se ha puesto especial interés en la realimentación proporcionada por los participantes a la hora de usar estas herramientas tecnológicas. En el Apartado 5.2 se recogen las principales lecciones aprendidas y propuestas de mejora de la experiencia de usuario.

Dado que se ha trabajado con versiones prototipo, en estado *alpha* o *pre-alpha* (M. Young, 2008), no se cuenta con manuales detallados de uso de las aplicaciones, ni se ha considerado oportuno que los participantes pudieran usarlas de forma autónoma. Por lo tanto, tal y como se ha indicado en los protocolos de experimentación (ver Apartado 3.1.2), toda la interacción de los participantes con las aplicaciones se ha realizado bajo la

supervisión del investigador. En la Tabla 3 se presenta un resumen de las aplicaciones desarrolladas durante esta investigación y las principales técnicas de IA en las que se basan.

Tabla 3. Aplicaciones actuales de la familia Prolexitim.

Aplicación	Tipo	Área IA	Técnicas Principales
<i>Prolexitim TAS-20</i>	Aplicación Web	Ninguna	Formulario web interactivo
<i>Prolexitim NLP</i>	Aplicación Web y cuadernos interactivos (<i>python</i>)	Procesamiento del Lenguaje Natural	Cliente API de PLN de Google Cliente API de PLN de Microsoft Cliente API de PLN de IBM Lematización Frecuencia de Términos Bolsa de Palabras <i>Word Embeddings (Word2Vec)</i>
<i>Prolexitim Detector</i>	Cuadernos interactivos (<i>python</i>) y aplicación analítica (<i>KNIME</i>)	Aprendizaje Automático y Aprendizaje Profundo (<i>Deep Learning</i>)	Máquinas de Soporte Vectorial Perceptrón Multicapa Regresión Logística <i>Random Forest</i> <i>Extreme Gradient Boosting (XGBoost)</i> <i>Long Short Term Memory Networks (LSTM)</i>

A fecha de finalización de este proyecto todas las aplicaciones de la familia *Prolexitim* se encuentran en fase *alpha* o *pre-alpha* (es decir, en algunos casos no se cuenta aún con toda la funcionalidad deseada o incluso puede haber fallos y el software puede ser inestable). No obstante, todas las aplicaciones están en un estado de desarrollo suficiente como para iniciar un ciclo de uso con participantes voluntarios a modo de estudio piloto.

Para asegurar que esta investigación pueda ser reproducida por terceros, todo el código fuente de las aplicaciones desarrolladas está disponible para su descarga a través de un servicio de repositorio de software⁵. Para el desarrollo de las aplicaciones, los procesos de análisis de datos y la construcción de los modelos predictivos se han utilizado las siguientes tecnologías principales: *HTML/CSS/Javascript* (Goodman, 2002), *Python* (Van Rossum, 2007), *iPython* y cuadernos interactivos *Jupyter* (Kluyver et al., 2016a) en la plataforma Anaconda (Anaconda Inc., 2019) y *KNIME Analytics Platform* (Berthold et al., 2009).

⁵ <https://github.com/psicobotica/prolexitim>

Pese a que la muestra utilizada es población española y, por lo tanto, todos los interfaces web muestran la información en español, todo el código se ha documentado y comentado en inglés. En general, mantenemos la buena práctica ingenieril de disponer siempre de proyectos software en los que se pueda integrar fácilmente un equipo de trabajo internacional, cuyos miembros no tienen por qué dominar el idioma español.

Las técnicas de Inteligencia Artificial indicadas en la Tabla 3 se enmarcan en el objetivo de reconocer automáticamente patrones complejos. Es decir, en la obtención de conocimiento a partir de datos desestructurados como es el lenguaje natural. En el futuro (ver Capítulo 6) se plantea el uso de técnicas generativas, como las redes GAN (Goodfellow et al., 2014), para que las propias aplicaciones sean capaces de generar nuevo contenido en forma de imágenes o narraciones en lenguaje natural que expresen diferentes emociones.

3.3.2. Test Informatizado *Prolexitim TAS-20*

La aplicación *Prolexitim TAS-20* está compuesta de varios módulos. El módulo principal es una versión interactiva basada en web de la escala TAS-20 en su versión española (Bagby et al., 1994; Martínez Sánchez, 1996). Además de la propia escala, con sus 20 ítems, la aplicación contiene otros módulos adicionales que permiten:

1. Generar un código anónimo que se asigna a cada participante en función de su dirección de correo electrónico. Para ello se utiliza una función *hash* unidireccional MD5 (Rivest, 1992).
2. Recoger diversos datos sociodemográficos del participante (los que se indican en el Apartado 3.1.2.1).
3. Calcular las puntuaciones correspondientes a la escala TAS-20 (la puntuación global más las tres subescalas correspondientes a los factores F1, F2 y F3).
4. Cronometrar el tiempo que dedica el participante a contestar a los 20 ítems del TAS-20 con una precisión de milisegundos, usando el temporizador *Javascript* del navegador (Reimers & Stewart, 2015).
5. Almacenar los resultados como *cookies* y en la base de datos interna del navegador.
6. Enviar los resultados anonimizados de la prueba por correo electrónico al investigador.

psicobotica.com dice

Introduce tu dirección de correo electrónica. Este formulario es totalmente anónimo.

raul.arrabales@unir.net

Aceptar Cancelar

Figura 2. Pantalla de inicio de Prolexitim TAS-20

Escala de Alexitimia de Toronto. TAS-20

Ensayo para usuario: raul.arrabales@unir.net
Los resultados se almacenan anónimamente con el código: 4df4322dbfa7d239b151b81714f46709

Avisé al investigador en cualquier momento si tiene alguna duda.

A continuación se le presentan 20 afirmaciones.
Señale el grado en que estas afirmaciones se ajustan a su modo de ser habitual.
Conteste lo más sinceramente posible. No piense mucho las respuestas.
Recuerde que las respuestas son anónimas.

1. A menudo estoy confuso con las emociones que estoy sintiendo.

☐ Muy desacuerdo ☐ En desacuerdo ☐ Indeciso ☐ De acuerdo ☐ Muy de acuerdo

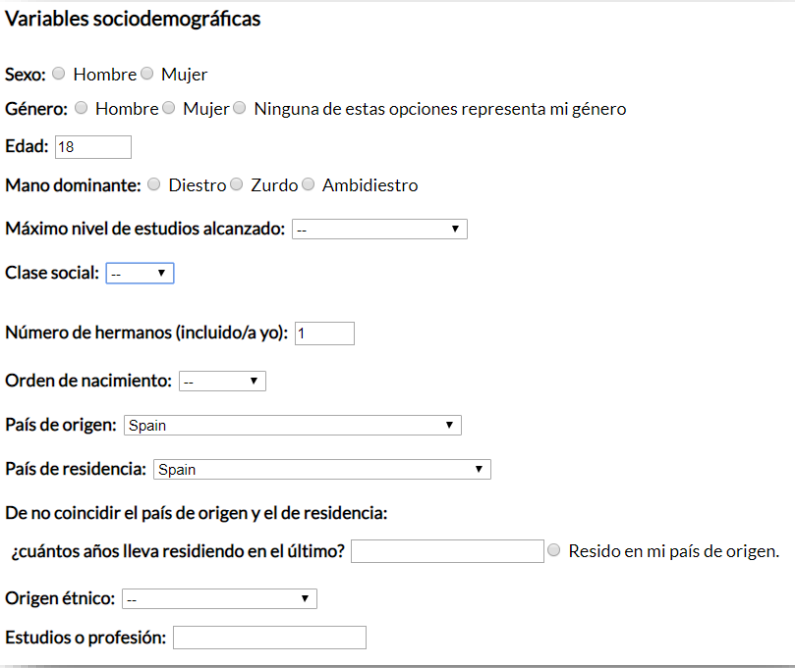
2. Me es difícil encontrar las palabras correctas para expresar mis sentimientos.

☐ Muy desacuerdo ☐ En desacuerdo ☐ Indeciso ☐ De acuerdo ☐ Muy de acuerdo

3. Tengo sensaciones físicas que incluso ni los doctores entienden.

☐ Muy desacuerdo ☐ En desacuerdo ☐ Indeciso ☐ De acuerdo ☐ Muy de acuerdo

Figura 3. Presentación de la Escala de Alexitimia de Toronto en Prolexitim TAS-20



Variables sociodemográficas

Sexo: ☐ Hombre ☐ Mujer

Género: ☐ Hombre ☐ Mujer ☐ Ninguna de estas opciones representa mi género

Edad:

Mano dominante: ☐ Diestro ☐ Zurdo ☐ Ambidiestro

Máximo nivel de estudios alcanzado:

Clase social:

Número de hermanos (incluido/a yo):

Orden de nacimiento:

País de origen:

País de residencia:

De no coincidir el país de origen y el de residencia:

¿cuántos años lleva residiendo en el último? ☐ Resido en mi país de origen.

Origen étnico:

Estudios o profesión:

Figura 4. Recogida de datos sociodemográficos en Prolexitim TAS-20

Para evaluar el nivel de alexitimia de los participantes se ha utilizado la versión española (Martínez Sánchez, 1996) de la Escala de Alexitimia de Toronto de 20 ítems propuesta por Bagby y cols. (1994) y que se ha empleado extensivamente en la investigación sobre alexitimia en adultos (Alonso-Fernández, 2011). Es importante recordar que este instrumento no es válido para población infantil.

La lista completa de los ítems de esta escala se puede consultar en el Anexo 9.1. Cada uno de los 20 ítems ha de responderse con una escala tipo Likert de 5 niveles (muy de acuerdo, de acuerdo, indeciso, en desacuerdo y muy en desacuerdo), que reflejan el grado de conformidad o disconformidad con cada afirmación. La puntuación total del TAS-20 se calcula sumando la puntuación de todos los ítems (siendo algunos de ellos de puntuación inversa: ver Anexo 9.1). La puntuación mínima posible es de 20 puntos y la máxima de 100 puntos. Se establecen tres umbrales de corte de acuerdo a la recomendación de los autores de la escala (Bagby et al., 1994):

- Puntuación **mayor o igual a 61** indica claramente alexitimia.
- Puntuación **entre 52 y 60** indica posible alexitimia.
- Puntuación **menor o igual que 51** indica ausencia de alexitimia.

Como se ha indicado en el Apartado 1.1.4 la mayoría de los estudios adoptan el criterio de la puntuación mayor o igual a 61 para clasificar a los participantes como personas con alexitimia. De igual forma, cuando en este trabajo realizamos una clasificación categorial, consideramos este mismo umbral para diferenciar entre personas con y sin alexitimia.

Este instrumento de autoinforme cuenta además con tres subescalas o variables latentes identificadas en los análisis factoriales (Páez et al., 1999):

- **F1:** Dificultad para identificar sentimientos (confusión de la emoción con sensaciones físicas).
 - Ejemplo de un ítem del factor F1: *“Cuando estoy mal no sé si estoy triste, asustado o enfadado”*.
- **F2:** Déficit del lenguaje emocional (dificultad para comunicar sentimientos).
 - Ejemplo de un ítem del factor F2: *“Me es difícil expresar lo que siento acerca de las personas”*.
- **F3:** Pensamiento concreto (pensamiento operatorio).
 - Ejemplo de un ítem del factor F3: *“Prefiero ver espectáculos simples, pero entretenidos, que dramas psicológicos”*.

3.3.3. Test Informatizado *Prolexitim NLP*

El instrumento *Prolexitim NLP* cuenta con dos módulos principales: por un lado, se ha desarrollado una aplicación web que muestra al usuario varios estímulos visuales y recoge las narrativas que el participante construye al ver las imágenes (ver Figura 5 y Figura 7); por otro lado, se han desarrollado diversos procesos analíticos, basados en técnicas de procesamiento del lenguaje natural, que toman el texto de las narrativas como entrada y generan unos vectores complejos de características del lenguaje (ver Figura 9 y Figura 8).

Aunque durante la fase previa al piloto se han recogido algunas narrativas oralmente, utilizando una grabadora de voz, para la investigación realizada en este trabajo se ha optado por utilizar el interfaz web de *Prolexitim NLP*, que permite que el propio usuario escriba la narrativa (evitando así el proceso intermedio de transcripción). Para las siguientes versiones de *Prolexitim NLP* se plantea incorporar una función de transcripción automática del lenguaje oral.

Prolexitim NLP - Narrativas basadas en estímulos visuales TAT

Ensayo para usuario: raul.arrabales@unir.net

Los resultados se almacenan anónimamente con el código: 4df4322dbfa7d239b151b81714f46709

Avisé al investigador en cualquier momento si tiene alguna duda.

A continuación se le presentan 4 imágenes.

Es normal que la imagen no se vea clara del todo y sea ambigua.

Invente una historia basada en la imagen que está viendo.

La extensión de la historia y el contenido son libres, escriba lo que le venga a la mente.

Recuerde que las respuestas son anónimas.

Figura 5. Instrucciones mostradas en el interfaz web de Prolexitim NLP

Imagen 1:



Escriba aquí una historia inventada sobre la imagen 1: Érase una vez...

Figura 6. Presentación de un estímulo visual en el interfaz web de Prolexitim NLP

Prolexitim NLP también incluye los denominados “clientes API”, que son los programas necesarios para acceder a los servicios comerciales de Google, IBM o Microsoft, y así obtener automáticamente las métricas de análisis del sentimiento (ver Figura 7 para un ejemplo de las métricas obtenidas a partir del servicio *IBM Watson Natural Language Understanding*).

Text	Text-EN	nlu-sentiment	nlu-label	nlu-joy	nlu-anger	nlu-disgust	nlu-sadness	nlu-fear
Era un niño pensando en el granero pensando a ...	It was a child sitting in the barn and thinkin...	-0.640157	negative	0.317920	0.143086	0.422023	0.173421	0.098997
Una madre que está consolando a su hijo, despu...	A mother who is comforting her son, after givi...	0.000000	neutral	0.285100	0.168727	0.057098	0.362623	0.109176
Un pantanal con una barca abandonada. A ver qu...	A swam with an abandoned boat. Let's see what ...	0.265769	positive	0.039779	0.205065	0.244164	0.164005	0.481812
Era un paraje muy bonito, con una barca, un po...	It was a beautiful place, with a boat, a littl...	-0.353556	negative	0.208997	0.007244	0.008434	0.698307	0.190991

Figura 7. Ejemplo de análisis de sentimiento al invocar a IBM Watson

Además de las métricas de análisis de sentimiento obtenidas a través de terceros, también se ha implementado un proceso completo de procesamiento y análisis del texto como parte de la herramienta *Prolexitim NLP*. Estos procesos se han desarrollado usando un entorno de programación visual, como es KNIME, así como un entorno de programación para ciencia de datos, como es la plataforma Anaconda, que permite un diseño mucho más flexible. La Figura 9 y la Figura 8 muestran ejemplos de algunos fragmentos de los flujos de análisis desarrollados en KNIME, para una visión completa del código fuente desarrollado en Python se puede consultar el repositorio de código de la familia de productos *Prolexitim*^{6,7}.

⁶ <https://github.com/psicobotica/prolexitim>

⁷ <https://github.com/psicobotica/prolexitim-analytics>

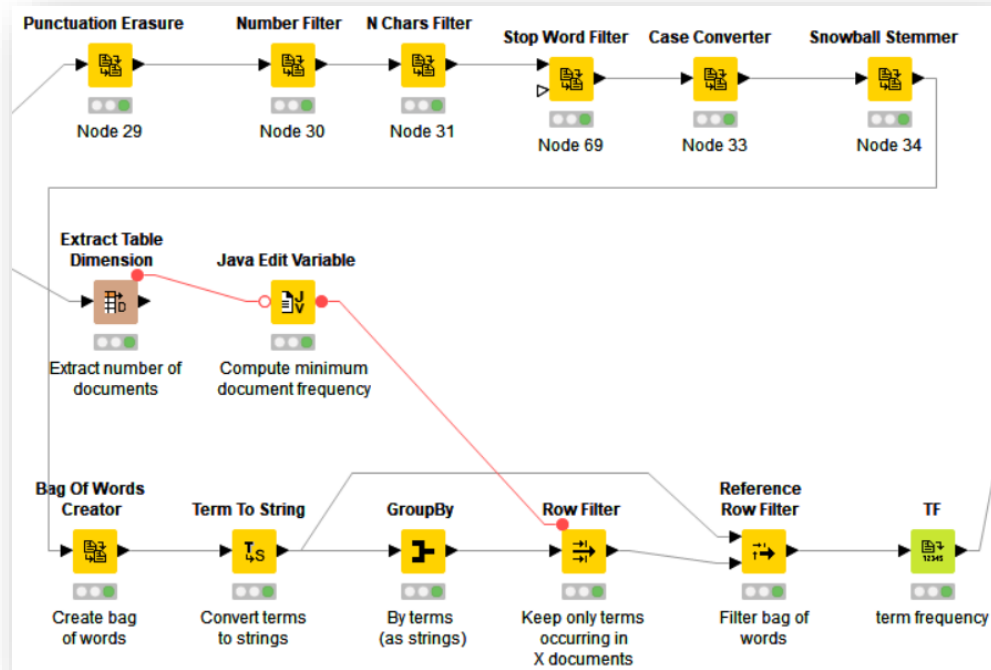


Figura 8. Fragmento de flujo KNIME de procesamiento del lenguaje.

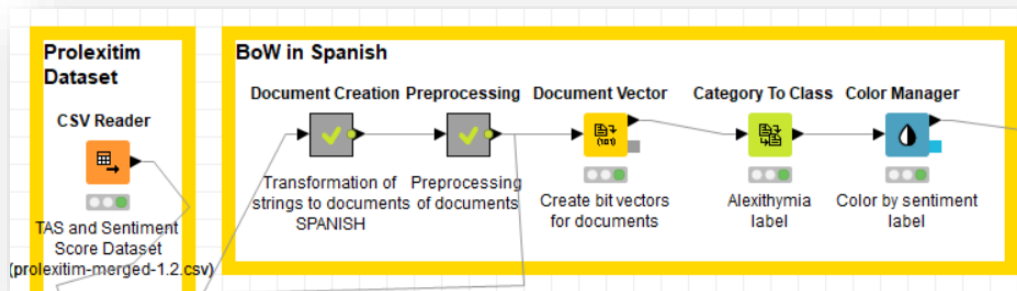


Figura 9. Fragmento de flujo KNIME de creación de vectores de características.

Para la selección de los estímulos visuales se ha utilizado el Test de Apercepción Temática o TAT (Bellak & Abrams, 1997), que es una prueba proyectiva que clásicamente se ha empleado como un instrumento de evaluación basado en la interpretación de imágenes evocativas ambiguas. El TAT se basa en el concepto de proyección (Gieser & Stein, 1999; Holmes, 1968) y su objetivo sería descubrir deseos, necesidades, motivos, rasgos de personalidad, etc. que pasarían del inconsciente a la proyección en las láminas observadas. Además de la versión para adultos (TAT), también

existen versiones específicas para niños y mayores, llamadas CAT y SAT, respectivamente (Bellak & Abrams, 2000).

Aunque no es el objetivo para el que se diseñó esta prueba, el TAT se ha empleado también con éxito para la evaluación de la alexitimia (Keltikangas-Jarvinen, 1985; Paul et al., 2004). Por este motivo, hemos seleccionado algunas láminas del TAT para incorporarlas como estímulos visuales en la herramienta *Prolexitim NLP*. La principal consigna que se da a los participantes en el TAT es que cuenten una historia, una narrativa inventada, basada en lo que perciben al observar cada una de las láminas del TAT que se les presenta. De forma análoga, utilizando el interfaz web desarrollado, los participantes observan 4 láminas TAT y escriben una historia inventada con lo que les sugiere cada lámina.

La forma estándar del TAT cuenta con 31 láminas con diferentes imágenes, aunque normalmente la prueba se realiza mostrando una secuencia de 10 láminas al sujeto (Bellak & Abrams, 2000). Algunas imágenes muestran una persona, otras muestran dos o más personas en diferentes situaciones y otras corresponden a paisajes o escenarios en los que no se aprecia ninguna figura humana. En ocasiones, las figuras representadas son de género ambiguo, aunque sí se puede reconocer si se trata de niños o adultos.

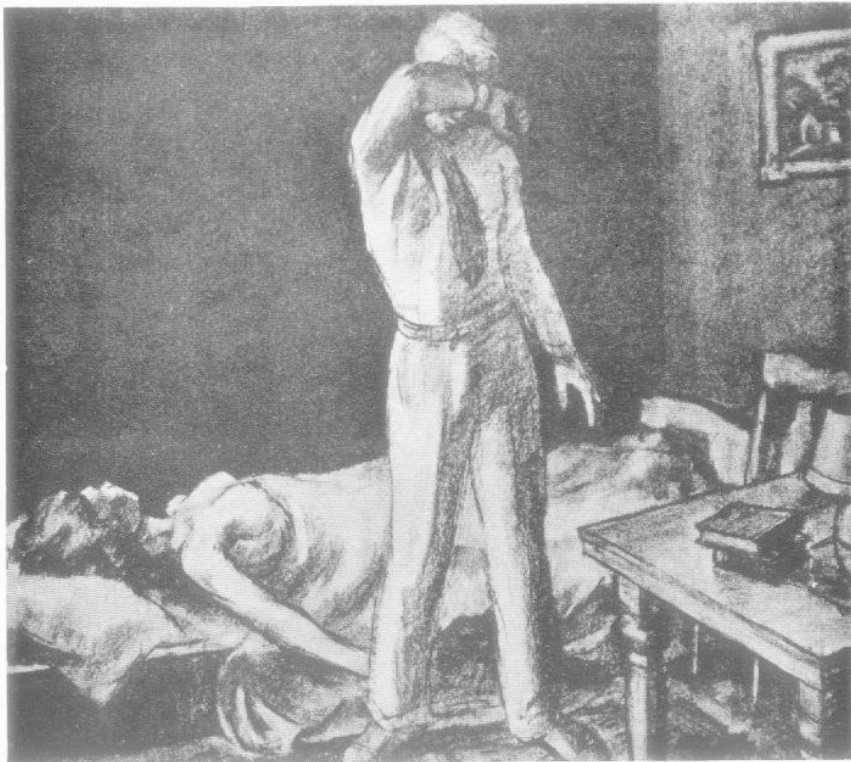


Figura 10. Lámina 13HM del Test de Apercepción Temática.

En la investigación realizada en este trabajo se han empleado cuatro de las láminas de del TAT (ver Figura 11) como estímulos visuales con imágenes evocativas. La selección de láminas se ha hecho de tal forma que se cuente con: i) una lámina con una figura humana (lámina 1), ii) una lámina con más de dos figuras humanas (lámina 9VH), iii) una lámina sin figuras humanas (lámina 11) y una lámina con dos figuras humanas (lámina 13HM). En ningún caso se ha aplicado el TAT como prueba proyectiva, según indican los autores, sino que simplemente se han usado algunas de sus láminas como estímulos visuales estándar con gran capacidad para evocar narrativas de contenido emocional.

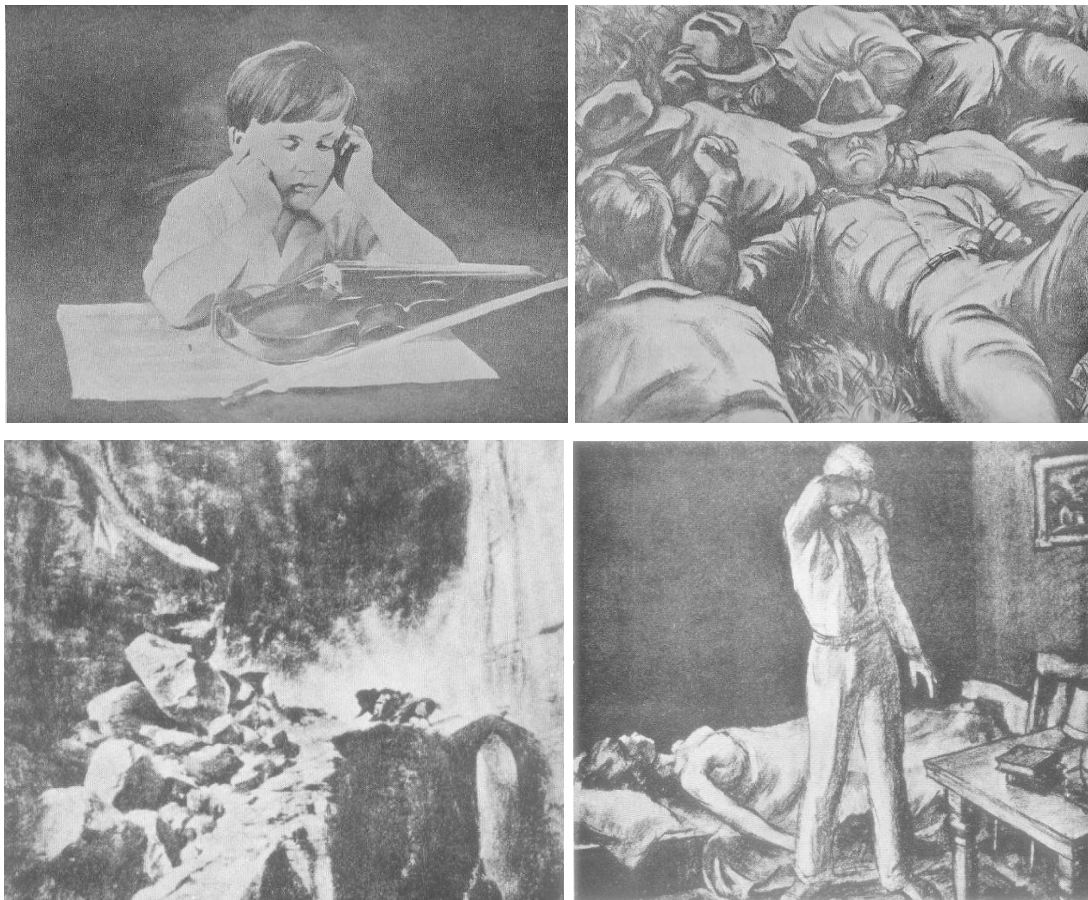


Figura 11. Láminas 1, 9H, 11 y 13HM del TAT utilizadas en Prolexitim NLP.

3.3.4. Modelo predictivo Prolexitim Detector

Esta herramienta de detección automática de la alexitimia se ha implementado utilizando diferentes técnicas. En realidad, se han construido diversos modelos predictivos usando múltiples algoritmos (con la intención de seleccionar el enfoque más prometedor). Principalmente se han realizado modelos predictivos con diversas

bibliotecas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, todas ellas disponibles en la plataforma analítica *KNIME* y en la distribución *Anaconda* del lenguaje de programación *Python*.

La explicación detallada de las técnicas empleadas queda fuera del alcance del presente documento, puesto que atañe directamente a la disciplina del aprendizaje automático. Cabe, sin embargo, mencionar las principales técnicas empleadas, tal y como se recoge en la Tabla 4. En general, a la hora de diseñar un modelo predictivo, se realizan las siguientes tareas (ver Figura 12): i) ingesta de los datos con las variables independientes y la variable dependiente que se quiere predecir, ii) procesamiento de los datos para construir vectores de características, iii) partición de los vectores de características en dos conjuntos (el de entrenamiento y el de prueba), iv) entrenamiento del modelo con los datos de entrenamiento y v) evaluación del modelo ya entrenado con los datos de prueba.

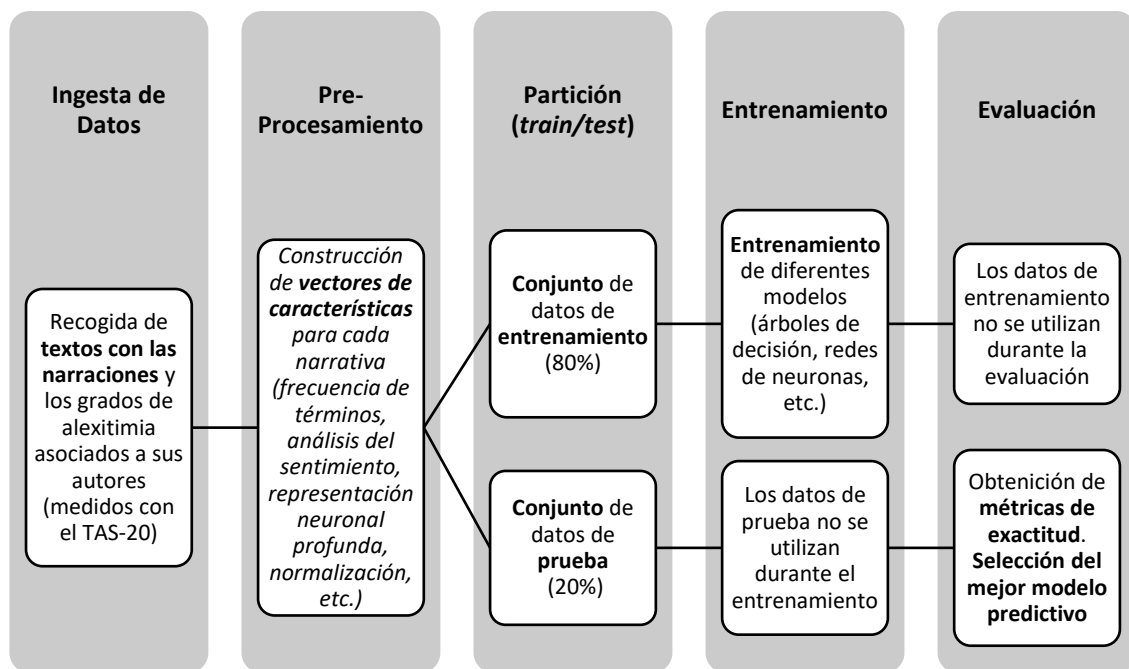


Figura 12. Modelado predictivo en *Prolexitim Detector*.

La generación de un modelo predictivo óptimo supone la aplicación de múltiples algoritmos en cada una de las fases indicadas anteriormente. De especial relevancia son las fases de pre-procesamiento y entrenamiento del modelo, donde el número de posibles combinaciones de algoritmos y parámetros es enorme. En el caso de *Prolexitim Detector* se han empleado algunas de las técnicas más novedosas y que mejores resultados obtienen

cuando se trata de extraer conclusiones semánticas a partir del lenguaje (S. Bird, Klein, & Loper, 2009; Goldberg & Levy, 2014; Merity, Keskar, & Socher, 2017; Sundermeyer, Schlüter, & Ney, 2012; T. Young et al., 2018). El resumen de las técnicas empleadas se presenta en la Tabla 4.

La herramienta *Prolexitim Detector* no cuenta de momento con un interfaz basado en web, sino que está pensada para ser usada por un/a analista de datos, que pueda utilizar la aplicación basada en *KNIME* (ver Figura 13) o el código interactivo usando *Jupyter* (ver Figura 14). Al igual que ocurre con el resto de los instrumentos desarrollados, todo el código fuente está disponible para el público en un repositorio de código⁸.

Tabla 4. Técnicas de analítica avanzada aplicadas en *Prolexitim Detector*.

Fase	Descripción	Técnicas Principales (algoritmos)
<i>Ingesta de Datos</i>	Creación e importación de archivos CSV (<i>Comma-Separated Values</i>).	Representación tabular de los datos (filas como unidades de análisis o “ejemplares” y columnas como variables independientes y dependientes).
<i>Pre-Procesamiento</i>	Generación de representaciones de más valor semántico: vectores de características.	Procesamiento de los signos de puntuación. Procesamiento de las palabras vacías. Lematización (obtención de raíces). Creación de “bolsa de palabras” (<i>BoW</i>). Frecuencia relativa de términos (<i>TF/IDF</i>). Codificación numérica (<i>One Hot</i>). Normalización (<i>Z-Score</i> , <i>MinMax</i>). Representación <i>Word2Vec</i> (<i>CBoW</i>). Representación <i>Word2Vec</i> (<i>Skip Gram</i>).
<i>Partición (train/test)</i>	Separación en dos conjuntos aleatorios manteniendo las distribuciones de frecuencias de variables de interés.	Muestreo estratificado aleatorio. Validación cruzada.
<i>Entrenamiento</i>	Proceso de selección de modelos predictivos y ajuste de los parámetros internos de cada uno.	Árboles de Decisión. Máquinas de Soporte Vectorial. Perceptrones Multi-Capa. Regresión Lineal (<i>OLS</i>). Regresión Logística. <i>Ensembles</i> (<i>Random Forest</i> , <i>XGBoost</i>). Redes de Neuronas Profundas Recurrentes (<i>Long Short Term Memory - LSTM</i>).
<i>Evaluación</i>	Obtención de predicciones y comparación con la realidad.	Matriz de confusión, Exactitud (<i>Acc</i>). Área bajo la curva <i>ROC</i> (<i>AUC</i>). Varianza explicada (<i>R²</i>). Raíz del Error cuadrático medio (<i>RMSE</i>).
<i>Visualización</i>	Representación gráfica de los resultados de predicción.	Representación de la curva <i>ROC</i> . Visualización de predicciones.

⁸ <https://github.com/psicobotica/prolexitim-analytics/tree/master/detectors>

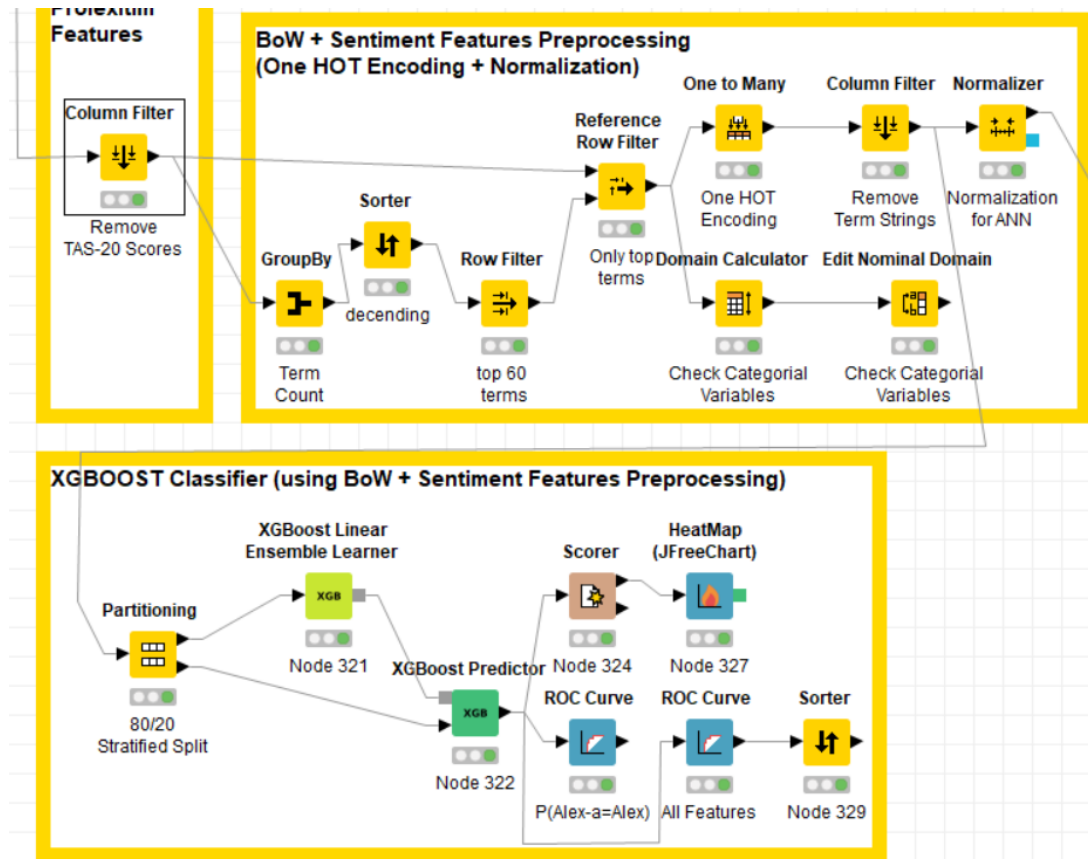


Figura 13. Fragmento de Prolexitim Detector (Normalización y XGBoost)

```
# Deep RNN Model Definition:
# Embedding -> Dropout -> LSTM -> Dense

embed_dim = 128
lstm_out = 196

model = Sequential()
model.add(Embedding(max_fatures, embed_dim, input_length = X.shape[1]))
model.add(SpatialDropout1D(0.4))
model.add(LSTM(lstm_out, dropout=0.2, recurrent_dropout=0.2))
model.add(Dense(2,activation='softmax'))
model.compile(loss = 'categorical_crossentropy', optimizer='adam',metrics = ['accuracy'])
print(model.summary())
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding_2 (Embedding)	(None, 162, 128)	256000
spatial_dropout1d_2 (Spatial	(None, 162, 128)	0
lstm_2 (LSTM)	(None, 196)	254800
dense_2 (Dense)	(None, 2)	394
Total params: 511,194		
Trainable params: 511,194		
Non-trainable params: 0		
None		

Figura 14. Fragmento de Prolexitim Detector (definición de la red LSTM).

```

narratives = [' un niño al que sus padres de clase acomodada le dijeron que tenía que bajar
              'Hay unos toros que están enfadados y se preparan para atacar. Van a bajar
              'Varios hombres se encuentran echando una siesta en su pausa para el almuerzo
              'un hombre que mata a su amante porque ella le amenazó con contárselo a su
              'tanto me han apretado con lo de las clases extraescolares, que he
              'Se levantó y vio que nada podía ser más bello y nadie podría contarme

# Testing the predictive model
alex_screening = model.predict(pp_narratives, batch_size=1, verbose = 2)
text_idx = 0
for prediction in alex_screening:
    # print(prediction)
    print("NARRATIVE: " + narratives[text_idx])
    text_idx += 1
    if(np.argmax(prediction) == 0):
        print("PREDICTION: negative: No Alexithymia.")
    elif (np.argmax(prediction) == 1):
        print("PREDICTION: positive: Possible Alexithymia.")
    print("-----")

NARRATIVE: un niño al que sus padres de clase acomodada le dijeron que tenía que bajar
PREDICTION: negative: No Alexithymia.
-----
NARRATIVE: Hay unos toros que están enfadados y se preparan para atacar. Van a bajar
PREDICTION: negative: No Alexithymia.
-----
NARRATIVE: Varios hombres se encuentran echando una siesta en su pausa para el almuerzo
PREDICTION: positive: Possible Alexithymia.
-----
NARRATIVE: un hombre que mata a su amante porque ella le amenazó con contárselo a su
PREDICTION: negative: No Alexithymia.
-----

```

Figura 15. Uso de Prolexitim Detector (narrativas y predicciones asociadas).

3.4. Procedimiento

A continuación, se describen los procedimientos realizados en cada una de las fases del estudio piloto realizado. Es importante remarcar que los procedimientos indicados se han realizado secuencialmente de acuerdo con el siguiente orden: 1) investigación correlacional, 2) investigación predictiva (ya que la investigación predictiva requiere parte de los datos – el grado de alexitimia – obtenidos durante la investigación correlacional).

3.4.1. Línea de investigación correlacional

El objetivo del estudio correlacional realizado es descubrir la relación que existe entre el grado de alexitimia, medido con el TAS-20, y otros factores, como las variables sociodemográficas. Para ello se ha seguido la secuencia indicada en la Figura 16.

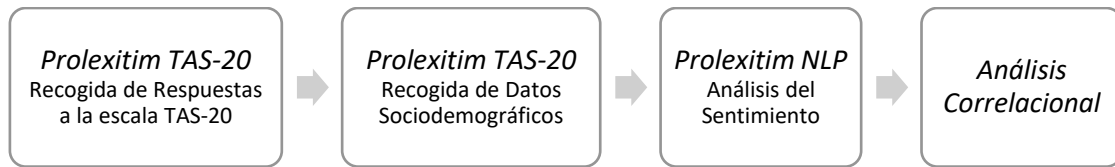


Figura 16. Secuencia de aplicación de instrumentos en la línea correlacional.

Se ha decidido mostrar siempre primero las preguntas del TAS-20 a los participantes, para evitar posibles sesgos o cansancio derivado de tener que contestar primero al cuestionario de variables sociodemográficas. Este procedimiento se ha realizado en el grupo completo de participantes (*Gr-Comp*), de forma que estas mismas mediciones sirvan como línea base para el posterior estudio predictivo.

Aunque el instrumento administrado a los participantes se puede acceder online a través de un interfaz web, para este estudio piloto todos los datos se han recogido en presencia del investigador, proporcionando a los participantes la asistencia necesaria con el uso de la aplicación.

Una vez obtenidas las medidas correspondientes a todas las variables se ha realizado un análisis correlacional utilizando indicadores y herramientas como los diagramas de dispersión, tablas de contingencia y el coeficiente de correlación de Pearson (ver Apartado 4.2).

La herramienta *Prolexitim NLP* se usa en esta línea de investigación para obtener las narrativas de cada participante y calcular los índices de análisis de sentimiento. Dado que algunos de estos servicios (*Google Natural Language API* e *IBM Watson Natural Language Understanding*) no dan soporte para el idioma español, se han traducido al inglés los textos para poder realizar el análisis de sentimiento. Para la traducción se ha utilizado el traductor automático *Google Translate*⁹, añadiendo en numerosos casos correcciones de forma manual para asegurar que no se perdía el sentido de las frases.

3.4.2. Línea de investigación predictiva

El objetivo del análisis predictivo es el desarrollo de un modelo predictivo, basado en técnicas de Aprendizaje Automático, que sea capaz de estimar el grado de alexitimia de una persona en función de su expresión verbal. Para ello, se ha seguido el esquema indicado en la Figura 17 (nótese que la primera tarea, la obtención del grado de alexitimia

⁹ <https://translate.google.es>

con el instrumento *Prolexitim TAS-20*, ya se realizó en el estudio correlacional, con lo que no es necesario repetirla).

Para asegurar que todos los participantes tengan estímulos visuales equivalentes al aplicar el instrumento *Prolexitim NLP*, se ha utilizado siempre la misma pantalla modelo “retina” de 13 pulgadas de un ordenador portátil Apple MacBook Air. Los niveles de brillo y contraste de las imágenes se han editado para que fueran los mismos en las cuatro imágenes. El tamaño de las imágenes se ha mantenido constante con una anchura fija de 600 píxeles. Así mismo, la luminosidad y la resolución de la pantalla se han mantenido constantes. También se ha pedido a todos los participantes que estuvieran sentados y de frente a la pantalla, manteniendo el ángulo visual óptimo.

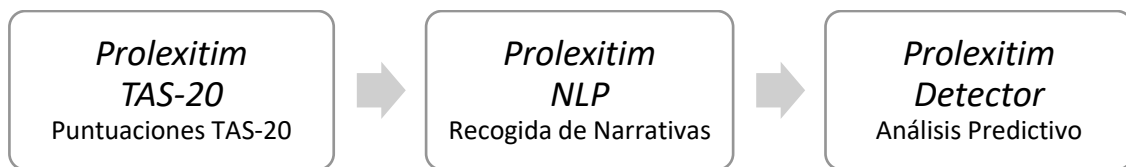


Figura 17. Secuencia de aplicación de instrumentos en la línea predictiva.

3.5. Obtención y análisis de datos

Para la recogida de datos se han empleado las herramientas descritas anteriormente, cuyos interfaces están basados en tecnología web y se ejecutaban en un navegador de Internet. Todos los interfaces realizados están programados usando los lenguajes *HTML*, *CSS* y *Javascript* (Gauchat, 2012).

Para el análisis de datos se ha utilizado el lenguaje de programación *Python 3* utilizando técnicas específicas de ciencia de datos (Downey, Wentworth, Elkner, & Meyers, 2016), basadas en las bibliotecas *pandas* (McKinney, 2011), *numpy* (Van Der Walt, Colbert, & Varoquaux, 2011), *scipy* (Jones, Oliphant, & Peterson, 2014), *matplotlib* (Hunter, 2007), *scikit-learn* (Pedregosa et al., 2011) y *pySpark MLlib* (Meng et al., 2016).

Así mismo, también se ha usado *Jupyter Notebooks* (Kluyver et al., 2016b) para la visualización y publicación del código de análisis de datos y *KNIME Analytics Platform* (Berthold et al., 2009) para el desarrollo de flujos visuales de análisis de datos.

Todo el código correspondiente al análisis de datos está disponible y actualizado en un repositorio público de código¹⁰.

Para la identificación de los participantes en los interfaces web se ha utilizado su Dirección de correo electrónico (variable *user*), que se usa exclusivamente como identificador para generar un código anónimo y se almacena temporalmente con el único propósito de comunicar los resultados de las pruebas al participante. Este dato se elimina del conjunto de datos de análisis, que es totalmente anónimo, y por lo tanto no forma parte de las bases de datos creadas durante este proyecto.

El código anónimo (variable *code*) se trata de un código alfanumérico único para cada participante que se calcula como una función criptográfica unidireccional a partir del correo electrónico usando el algoritmo MD5 (Rivest, 1992). El correo electrónico del participante no puede ser obtenido mediante la manipulación de este código, ya que el algoritmo MD5 no es reversible.

3.6. Aspectos éticos y legislativos

La investigación propuesta en este trabajo consiste en un estudio piloto centrado en el uso de nuevas herramientas de IA que se han desarrollado ad hoc con el objetivo general de contribuir al diagnóstico temprano de la alexitimia y su posible tratamiento. El desarrollo de la investigación se ha realizado teniendo presente el código deontológico del psicólogo (Consejo General de la Psicología de España, 2019) y no supone ningún riesgo para la salud de los participantes (más allá de las molestias que pudiera ocasionar el uso prolongado de una pantalla de visualización de datos).

Dado el componente importante de esta investigación en tecnología informática, se ha tenido en cuenta la propuesta de código deontológico para la profesión de ingeniero en informática (Colegio Profesional de Ingenieros en Informática de la Comunidad de Madrid, 2012). Así mismo, el área específica de la Inteligencia Artificial supone retos éticos adicionales que no pueden ser ignorados. En este sentido, se han seguido las líneas propuestas en el borrador europeo de directrices éticas para una IA confiable (Comisión Europea, 2018).

Teniendo en cuenta que las herramientas de IA desarrolladas para esta investigación tienen un grado mínimo de autonomía, y se basan en la automatización de procesos de

¹⁰ <https://github.com/psicobotica/prolexitim-analytics>

clasificación y regresión, el principal riesgo se encuentra en los sesgos que dichos algoritmos puedan cometer. Para evitarlo, se ha puesto especial cuidado en la selección de los datos de entrenamiento de los algoritmos y se comunican claramente los sesgos inevitables existentes por los efectos de muestreo.

Todos los participantes han sido informados detalladamente sobre los objetivos y los procedimientos de la investigación, habiéndose recibido y firmado cada uno de ellos un consentimiento informado como el mostrado en el Anexo 9.3. Así mismo, se ha informado a todos los participantes de su derecho a retirarse del estudio en cualquier momento y poder contar con el investigador para solventar cualquier duda que les pueda surgir durante la investigación.

En el consentimiento informado también se deja claro que la participación es totalmente voluntaria y no implica ninguna retribución económica ni de otro tipo. La única contraprestación que reciben los participantes en la investigación son los propios resultados obtenidos en las pruebas y las explicaciones por parte del investigador.

Pese a que no se han previsto molestias importantes o perjuicio alguno para los participantes, se ha pedido a cada uno de ellos que expresen cualquier inconveniente o malestar que se pueda haber derivado de su participación en el estudio. En este sentido, se han tomado las medidas oportunas para minimizar las molestias (en gran medida debidas al uso de la pantalla de visualización de datos). No obstante, la administración de todos los instrumentos se ha hecho siempre bajo la supervisión y con la asistencia del investigador.

Aunque se han recogido datos de carácter personal sensibles, como la identidad de género y el origen étnico, estos datos no se han usado en la presente investigación y sólo podrán usarse a nivel agregado y anónimo en trabajos futuros.

Durante la investigación se ha velado por mantener la absoluta privacidad de los participantes, cumpliendo con el Reglamento General de Protección de Datos o RGPD (Parlamento Europeo, 2016) y manteniendo los datos de carácter personal bajo acceso restringido y exclusivo a los investigadores. Además, para el tratamiento de los datos se ha realizado un proceso de cifrado que garantiza el anonimato, no pudiéndose asociar directamente el código de participante con la identidad de este. El Anexo 9.2 recoge el compromiso de confidencialidad adquirido por el autor de la investigación.

La propuesta de investigación llevada a cabo en el presente trabajo también ha sido objeto de análisis por parte de la Comisión de Trabajo Fin de Máster de la Universidad Internacional de la Rioja, habiendo emitido ésta informe favorable a fecha del día 11 de

marzo de 2019 (ver Anexo 9.4). Así mismo, el centro sanitario donde se ha realizado parte de la investigación también ha autorizado la realización del Trabajo Fin de Máster a fecha del día 26 de febrero de 2019 (ver Anexo 9.5).

4. Resultados

A continuación, se muestran los resultados obtenidos en las siguientes líneas de investigación (después del preceptivo análisis exploratorio):

Análisis Correlacional:

- **Línea 1.1.** Correlación entre alexitimia y las variables demográficas y psicosociales.
- **Línea 1.2.** Correlación entre alexitimia y las métricas de análisis de sentimiento de los servicios de Google, IBM y Microsoft.

Análisis Predictivo:

- **Línea 2.1.** Predicción del grado de alexitimia a partir de las métricas de análisis del sentimiento obtenidas en los servicios correspondientes de Google, IBM y Microsoft.
- **Línea 2.2.** Construcción de un modelo propio de predicción del grado de alexitimia directamente a partir de las narrativas elaboradas por una persona.

4.1. Análisis descriptivo y exploratorio

Obviamente, antes del análisis correlacional se han realizado varios análisis exploratorios sobre todos los datos recogidos, para, entre otras cosas, confirmar las distribuciones de frecuencias existentes en la muestra. Así mismo, se han analizado separadamente las variables categóricas y las variables numéricas, obteniendo diferentes medidas descriptivas de las mismas.

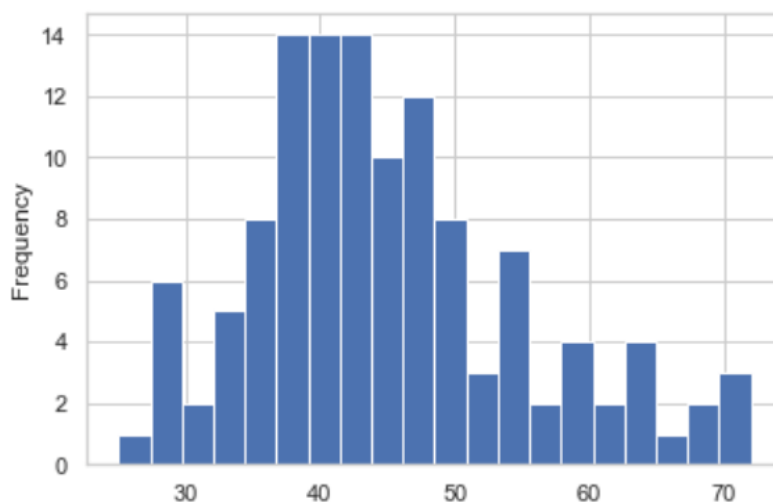


Figura 18. Distribución de frecuencias de la puntuación TAS-20.

Al observar cómo se distribuye la puntuación del TAS-20 en la muestra parece ajustarse a una distribución normal. Después de hacer la prueba de normalidad, lo confirmamos, teniendo una puntuación media de 45,02 puntos y una desviación típica de 10,10.

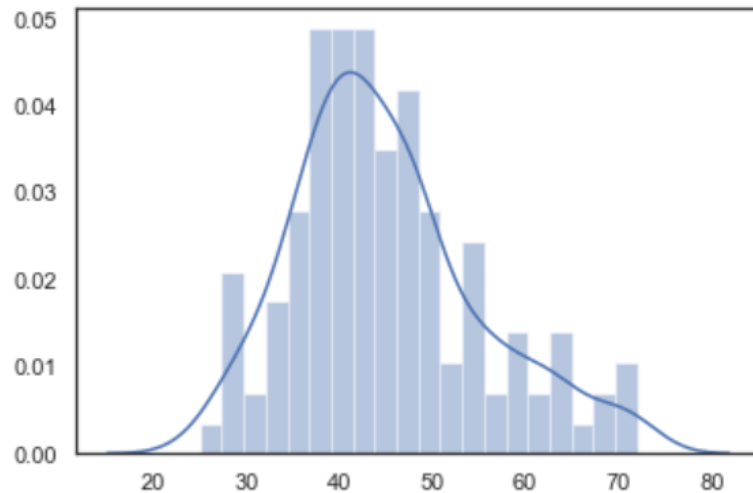


Figura 19. Distribución de probabilidad de la puntuación TAS-20.

También se ha aplicado la prueba de normalidad a los factores F1, F2 y F3, que también pasan la prueba, como cabía esperar.

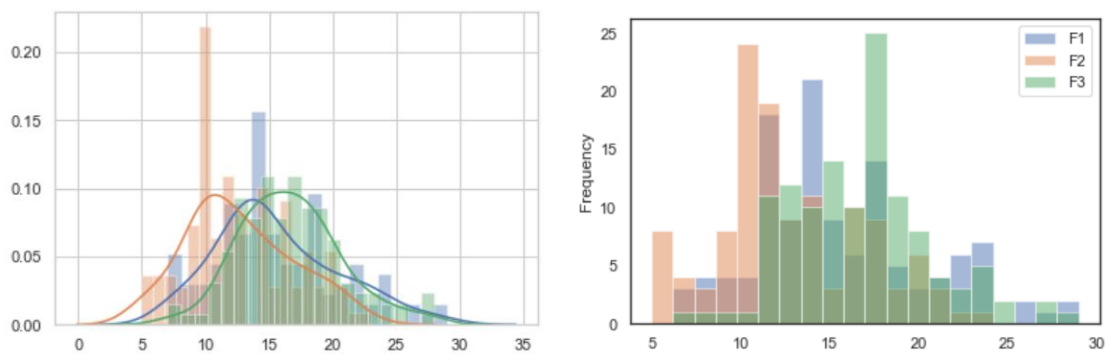


Figura 20. Distribución de probabilidad de F1, F2 y F3.

Al realizar un ANOVA de una vía para los factores F1, F2 y F3 también podemos confirmar que se trata de distribuciones diferentes (con un 95% de confianza). De esta forma, también se pone de manifiesto que la muestra analizada cumple con el análisis factorial conocido del TAS-20 y que, efectivamente, las tres subescalas pueden ser analizadas independientemente.

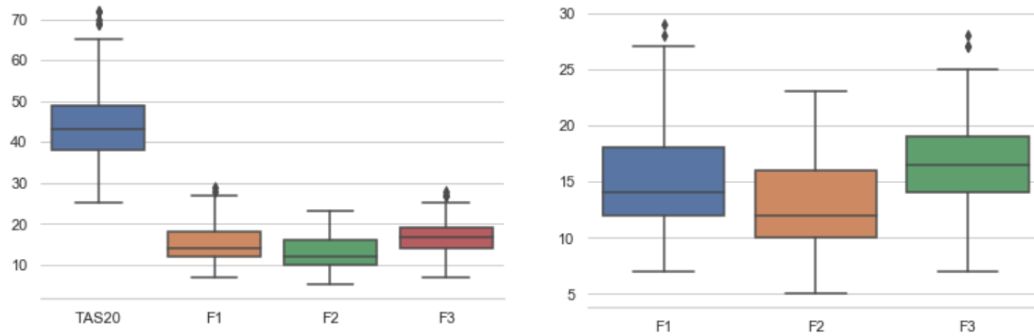


Figura 21. Diagramas de cajas de TAS20, F1, F2 y F3.

Aplicando el criterio de corte establecido en el TAS-20 a los datos de la muestra, observamos que contamos con prácticamente un 10% de participantes con una clasificación de alexitimia (≥ 61 puntos). Mientras que también detectamos un 10,7% de casos de posible alexitimia. Estos resultados son idénticos a los que se describen en el Capítulo 1 y que se han realizado sobre otras poblaciones no clínicas.

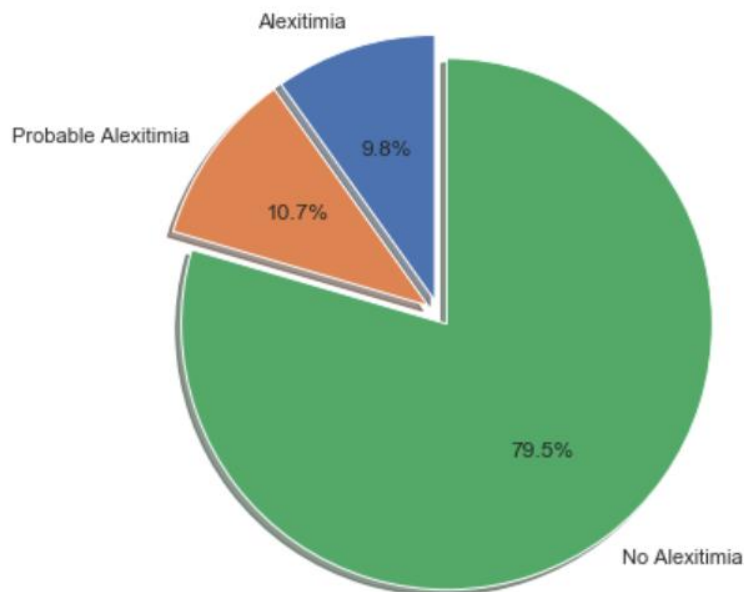


Figura 22. Proporción de personas con alexitimia en la muestra.

Con respecto a la diferencia entre sexos, también se confirma en nuestra muestra una diferencia estadísticamente significativa, como confirmamos al realizar la prueba t de Student ($t=2,27$; $p < 0,01$). La proporción de alexitimia en mujeres es del 7,14%, mientras que en los hombres la incidencia de alexitimia asciende al 13,46%. De nuevo, estos resultados coinciden con los observados consistentemente en otras muestras y poblaciones.

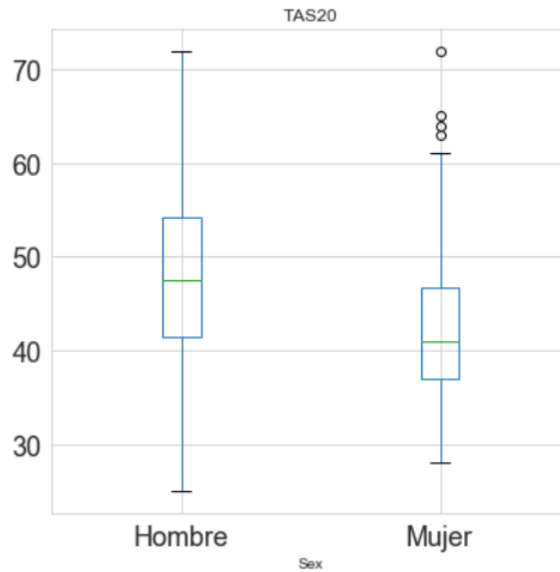


Figura 23. Diferencias en el grado de alexitimia entre hombres y mujeres.

Analizando, por otro lado, las variables demográficas, vemos que la distribución de algunas no parece ajustarse totalmente a una normal, como ocurre por ejemplo con la edad. Sin embargo, al aplicar la prueba de normalidad comprobamos que sí que se ajusta bien a una normal de media 34,94 y desviación típica 12,45.

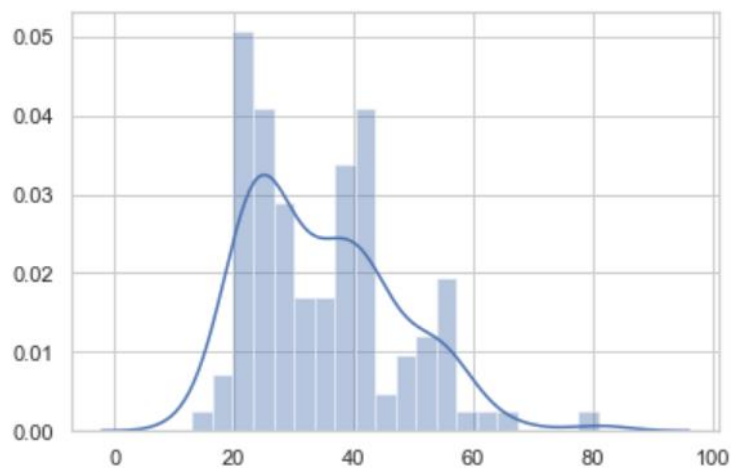


Figura 24. Distribución de la variable edad en la muestra.

En general, todas las variables se distribuyen según lo esperado, excepto el tiempo de respuesta en la realización de la escala TAS-20, que en algunos participantes excede mucho el tiempo medio. Este análisis nos ha permitido eliminar datos aberrantes de la muestra, correspondientes a usuarios que interrumpieron la contestación del cuestionario.

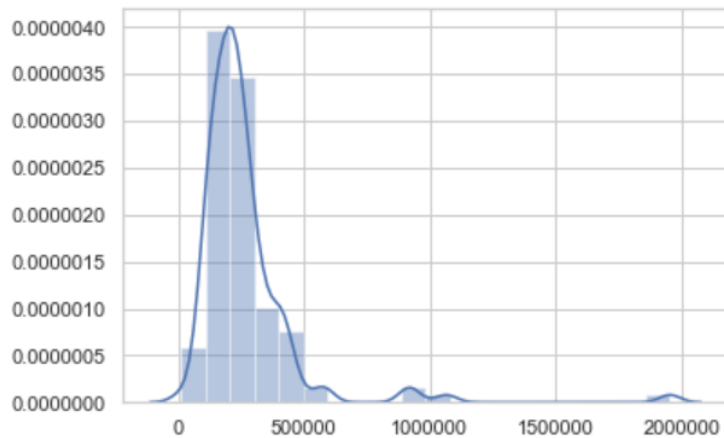


Figura 25. Distribución de la variable *Tas20Time* en la muestra.

4.2. Resultados del análisis correlacional

Para la realización del análisis correlacional se han utilizado técnicas de visualización de los datos (matrices de diagramas de dispersión) y a nivel analítico se ha usado la correlación de Pearson (Lee Rodgers & Nicewander, 1988), representada en matrices de correlación. A continuación, se presentan los hallazgos encontrados al analizar las diferentes variables asociadas a la alexitimia.

4.2.1. Alexitimia y socio-demografía

Al comprobar las correlaciones existentes entre los indicadores de alexitimia del TAS-20 y otras variables lo más destacable es que no hay ninguna correlación alta, aparte de la esperable entre las propias subescalas F1, F2, F3 y la puntuación global “TAS20”. Como se indica en estudios previos (ver Capítulo 1), la alexitimia sí que correlaciona ligeramente con la edad, especialmente el factor F2 (dificultad para comunicar sentimientos), que llega a un valor de correlación de 0,21.

El tiempo de realización de la propia prueba TAS-20 de auto informe (*time*) se había recogido igualmente, bajo la conjetura de que pudiera estar relacionado de alguna manera con la alexitimia. Sin embargo, observamos una correlación extraordinariamente baja (0,0043) entre estas dos variables. Por otro lado, el tiempo de elaboración de las narrativas (*RTime*), tampoco se correlaciona con el grado de alexitimia, pero sí con la edad del participante (0,20).

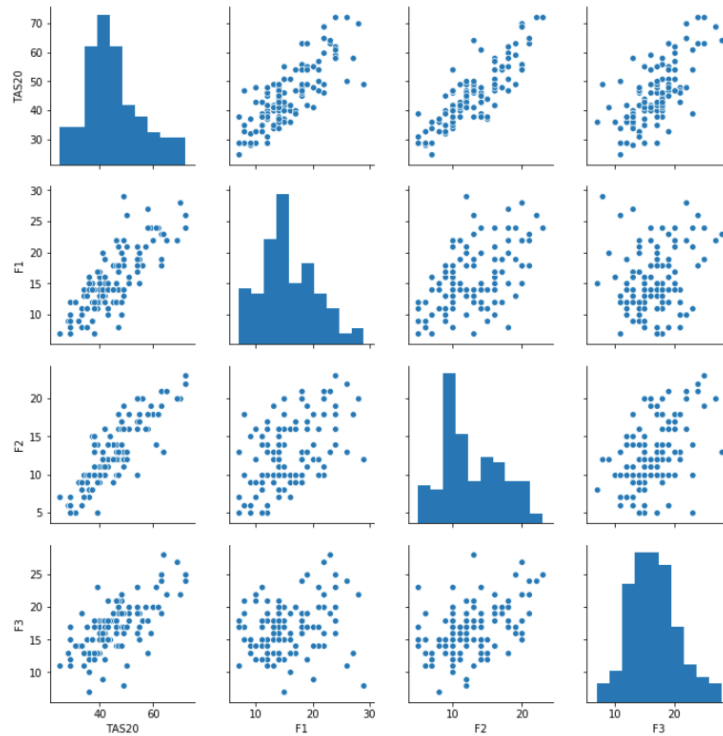


Figura 26. Diagramas de dispersión de TAS20, F1, F2 y F3.

Con respecto a las demás variables sociodemográficas, no se observa ninguna relación destacable con el grado de alexitimia (o entre ellas mismas, excepto la relación esperable entre edad y número de hermanos). En general, la muestra obtenida es muy homogénea en cuanto a las variables que indican clase social, origen étnico, etc. Con lo que en este estudio piloto no se pueden sacar conclusiones acerca de la relación de la alexitimia con estos factores.

Tabla 5. Matriz de correlaciones entre alexitimia y otras variables.

	NLP	TAS20	F1	F2	F3	time	Age	Sibl	Rtime
NLP	1	0.066	0.038	0.061	0.04	-0.15	0.17	0.099	-0.081
TAS20	0.066	1	0.79	0.85	0.7	0.0043	0.18	0.16	-0.1
F1	0.038	0.79	1	0.51	0.26	-0.1	0.097	0.091	-0.1
F2	0.061	0.85	0.51	1	0.48	0.084	0.21	0.15	-0.13
F3	0.04	0.7	0.26	0.48	1	0.059	0.12	0.14	0.0071
time	-0.15	0.0043	-0.1	0.084	0.059	1	0.083	0.082	-0.019
Age	0.17	0.18	0.097	0.21	0.12	0.083	1	0.35	0.2
Sibl	0.099	0.16	0.091	0.15	0.14	0.082	0.35	1	-0.084
Rtime	-0.081	-0.1	-0.1	-0.13	0.0071	-0.019	0.2	-0.084	1

4.2.2. Alexitimia y análisis de sentimiento

Con respecto a las medidas obtenidas de análisis de sentimiento, en primer lugar, hemos analizado la distribución de las métricas proporcionadas por los servicios automatizados de Google, IBM y Microsoft.

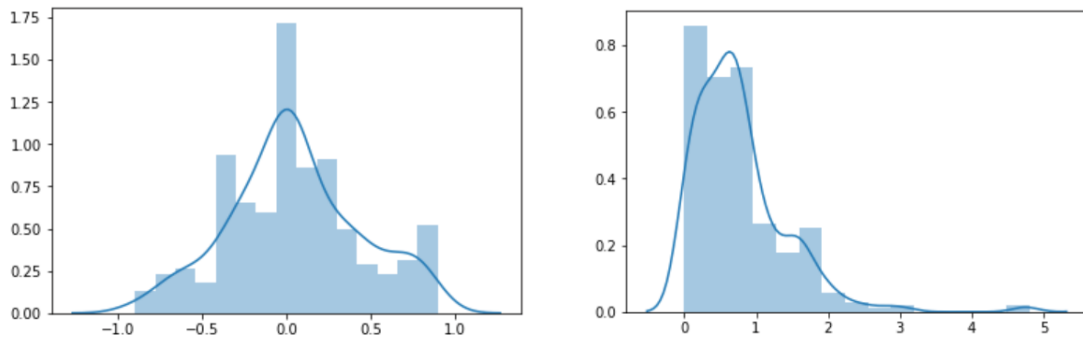


Figura 27. Distribución de *G-Score* (izquierda) y *G-Magnitude* (derecha).

Observamos que las medidas proporcionadas por Google tienden a clasificar los textos como neutros (valor 0 de la variable *G-Score*), existiendo en la muestra más narrativas positivas que negativas. Con respecto a la intensidad de la emoción (variable *G-Magnitude*) de la mayoría de los textos no supera el valor 3.

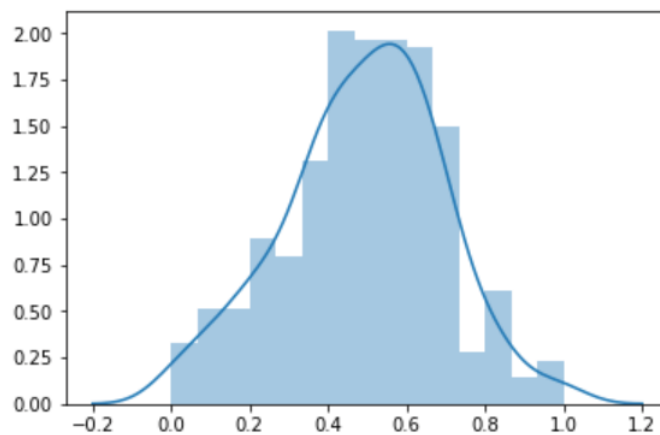


Figura 28. Distribución de *Azure-TA*.

Al analizar las medidas proporcionadas por Microsoft (variable *Azure-TA*) para los mismos textos, vemos que la tendencia se inclina también hacia el sentimiento positivo,

pero la forma de la distribución es bien distinta (independientemente de que el rango de valores de *G-Score* y *Azure-TA* no sea el mismo).

Por último, los valores de sentimiento proporcionados por el API de IBM Watson (variable *nlu-sentiment*) son también bastante diferentes de los otros proveedores. En este caso, se aprecia una mayor separación entre tres clases (textos negativos, neutros y positivos). Otra diferencia interesante es que en el caso de IBM muchas más narrativas son clasificadas como negativas.

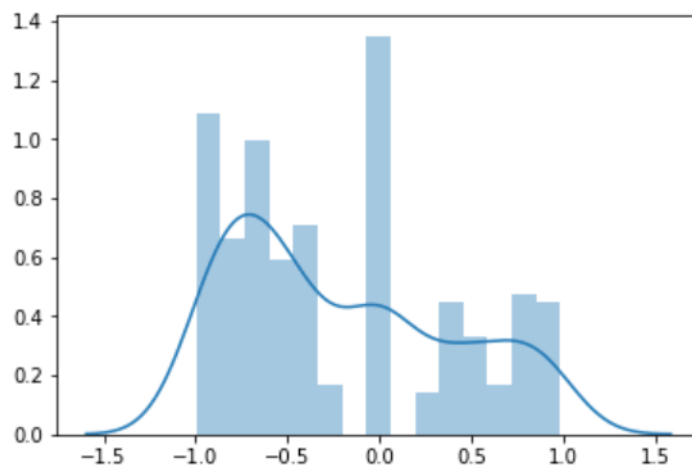


Figura 29. Distribución de *nlu-sentiment* (IBM Watson).

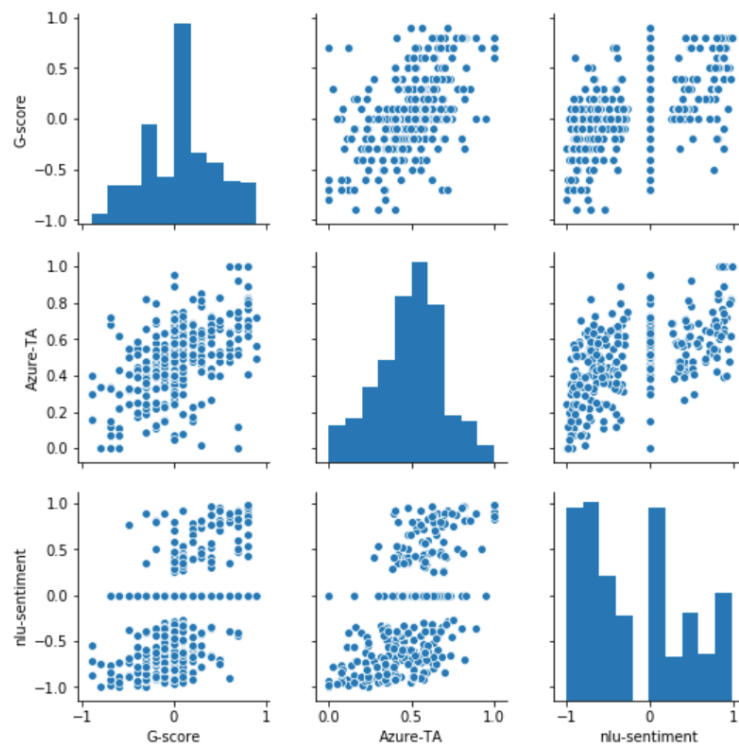


Figura 30. Dispersión de las métricas de sentimiento.

El análisis ANOVA realizado pone de manifiesto que las distribuciones de las tres medidas son significativamente diferentes ($\alpha = 0,05$; $p = 0,022$). Al analizar la correlación entre las tres medidas de sentimiento, que en teoría deberían ser equivalentes, también nos encontramos con que existen grandes diferencias (como ya se observaba al analizar las diferentes distribuciones).

Tabla 6. Matriz de correlaciones entre indicadores de sentimiento.

	G-score	Azure-TA	nlu-sent
G-score	1	0.52	0.58
Azure-TA	0.52	1	0.57
nlu-sent	0.58	0.57	1

Como se puede observar en la tabla anterior, en ningún caso la correlación entre diferentes medidas supera el 0,60. El efecto de la traducción al inglés parece ser pequeño a la hora de marcar diferencias entre las medidas, ya que los valores de *Azure-TA* (Microsoft) se han obtenidos con las narrativas originales en español, mientras que los valores de *G-Score* (Google) y *nlu-sentiment* (IBM) se han obtenido utilizando las traducciones al inglés.

De cara a utilizar una métrica única que pudiera servir como variable predictiva de la alexitimia se han normalizado los valores de las tres medidas de sentimiento y se ha calculado la media para cada narrativa (obteniendo la variable *mean-sentiment*). Al hacer esto, conseguimos una correlación de entre 0,80 y 0,89 con las tres medidas originales, a la vez que mantenemos un índice combinado de los tres modelos utilizados para estimar el sentimiento.

Tabla 7. Matriz de correlaciones con medida media de sentimiento.

	G-score-n	Azure-TA-n	nlu-sentiment-n	mean-sentiment
G-score-n	1	0.52	0.58	0.82
Azure-TA-n	0.52	1	0.57	0.8
nlu-sentiment-n	0.58	0.57	1	0.89
mean-sentiment	0.82	0.8	0.89	1

Al analizar la correlación existente entre las medidas de alexitimia y las medidas de sentimiento encontramos que la correlación es extremadamente baja (lo que también sucede si se analizan por separado las subescalas del TAS-20 y las diferentes emociones proporcionadas por el API de IBM Watson).

Tabla 8. Matriz de correlaciones entre TAS20 y medidas de sentimiento.

	TAS20	mean-sentiment	G-magnitude
TAS20	1	-0.036	-0.11
mean-sentiment	-0.036	1	0.061
G-magnitude	-0.11	0.061	1

Tabla 9. Matriz de correlaciones entre factores del TAS20 y emociones inferidas.

	F1	F2	F3	nlu-joy	nlu-sadness	nlu-disgust	nlu-fear	nlu-anger
F1	1	0.49	0.34	-0.082	0.035	-0.037	0.0039	0.063
F2	0.49	1	0.49	-0.091	-0.017	0.1	-0.0097	0.071
F3	0.34	0.49	1	0.046	-0.051	0.0058	-0.11	-0.086
nlu-joy	-0.082	-0.091	0.046	1	-0.66	-0.38	-0.42	-0.39
nlu-sadness	0.035	-0.017	-0.051	-0.66	1	0.12	0.12	-0.049
nlu-disgust	-0.037	0.1	0.0058	-0.38	0.12	1	0.11	0.26
nlu-fear	0.0039	-0.0097	-0.11	-0.42	0.12	0.11	1	0.14
nlu-anger	0.063	0.071	-0.086	-0.39	-0.049	0.26	0.14	1

Independientemente de la falta de correlación entre la alexitimia medida con la escala TAS-20 y la intensidad de cada una de las emociones básicas (inferida a partir del análisis de las narrativas), sí que existen correlaciones claras entre las propias emociones. Por ejemplo, como era de esperar, se aprecia una clara relación inversa entre la alegría y la tristeza. En general, la alegría expresada en el discurso está inversamente relacionada con todas las demás emociones analizadas, que son de polaridad negativa.

4.3. Resultados del modelado predictivo

A continuación, se incluyen los principales resultados obtenidos durante la realización de los diferentes modelos predictivos del nivel de alexitimia. Utilizando los datos obtenidos durante el estudio piloto, se han considerado diversas combinaciones de variables potencialmente predictivas, que pueden agruparse en diferentes conjuntos:

- *Variables no directamente relacionadas con el lenguaje:* variables sociodemográficas, tiempo de respuesta en las pruebas realizadas, etc.
- *Variables procedentes del Procesamiento del Lenguaje Natural:* características y métricas extraídas a partir del texto correspondiente a las narrativas.

A su vez, las variables procedentes del análisis del lenguaje pueden dividirse en dos subgrupos:

- Características de análisis del sentimiento obtenidas a través de servicios en la nube (APIs) de grandes proveedores, como Google, IBM y Microsoft (variables sentimiento medio, magnitud del sentimiento, etc.).
- Características de análisis del lenguaje obtenidas directamente a través de procesos propios de transformación y extracción de información léxica, sintáctica y semántica.

Teniendo esto en cuenta, y según la selección en cada caso del conjunto de variables independientes (o potencialmente “predictoras”), se han construido modelos predictivos que consideran diferentes combinaciones de entradas:

- Sin tener en cuenta el lenguaje (*NoTA*): Considerando sólo otras variables predictoras, como las variables sociodemográficas.
- Teniendo en cuenta el Análisis del Sentimiento (*SA*): Considerando además las medidas estándar de análisis de sentimiento proporcionadas por las API disponibles en APIs comerciales.
- Incluyendo un proceso propio de Procesamiento del Lenguaje Natural (*NLP*): Construyendo más características a partir de algoritmos como la “Bolsa de Palabras (*BoW*), la frecuencia de términos (*TF*), redes de neuronas recurrentes, del tipo memoria a corto y largo plazo (*LSTM*) y, finalmente, la representación de palabras y frases en un espacio de variables latentes codificado en una red de neuronas profunda (*Embeddings: Word2Vec, Doc2Vec*).

Finalmente, también se han construido dos tipos de modelos en función de la predicción de salida:

- Modelos de regresión: cuando lo que se quiere es estimar la puntuación concreta que el individuo tendría en la escala TAS-20.
- Modelos de clasificación: cuando lo que se predice es la clase a la que pertenecería el individuo:
 - Clase *Alex*: la persona presenta alexitimia.
 - Es decir, se predice que $TAS-20 \geq 61$.
 - Clase *PAlex*: es posible que la persona presente alexitimia.
 - Es decir, se predice que $52 < TAS-20 < 60$.

- Clase *NoAlex*: ausencia de alexitimia.
 - Es decir, se predice que $TAS-20 \leq 51$.

En la Tabla 10 se presenta un resumen de algunos de los modelos de regresión implementados. Como hemos mencionado, estos modelos pretenden predecir la puntuación exacta que un individuo tendría al realizar el TAS-20, con lo que se trata de modelos bastante más complicados de ajustar que una clasificación. Para evaluar los resultados de las regresiones realizadas se ha calculado la bondad de ajuste R^2 (también conocida como el porcentaje de varianza explicada) y la raíz del error cuadrático medio (*RMSE*). En todos los casos se ha realizado validación cruzada, calculando estas métricas tanto para el conjunto de entrenamiento como para el de validación.

Tabla 10. Modelos de regresión de Prolexitim Detector.

Código Fuente	Predictores	Predicción	Algoritmo	Resultados
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	Sentimiento medio (SM).	Regresión (TAS-20)	Regresión Lineal (grado 1)	$R^2=0,001$; $RMSE=100,40$
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	Sentimiento medio (SM).	Regresión (TAS-20)	Regresión Polinomial (gr.2)	$R^2=0,003$; $RMSE=100,16$
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	Sentimiento medio (SM).	Regresión (TAS-20)	Regresión Polinomial (gr.3)	$R^2=0,014$; $RMSE=99,12$
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	SM y longitud del texto (LT).	Regresión (TAS-20)	Regresión Lineal (grado 1)	$R^2=0,013$; $RMSE=99,18$
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	SM, LT y magnitud (M).	Regresión (TAS-20)	Regresión Lineal (grado 1)	$R^2=0,016$; $RMSE=98,94$
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	SM, LT, M y emociones.	Regresión (TAS-20)	Regresión Lineal (grado 1)	$R^2=0,023$; $RMSE=98,14$
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	SM, LT, M y emociones.	Regresión (TAS-20)	Regresión Polinomial (gr.3)	$R^2=0,41$; $RMSE=59,19$
<i>TAS-Regressor (scikit-learn)</i>	SM, LT, M y emociones.	Regresión (TAS-20)	Regresión Polinomial (gr.4)	$R^2=0,99$; $RMSE=0,57$ $R^2\text{-test} < 0$

Como se puede apreciar en los resultados presentados en la Tabla 10, los modelos de regresión más simples son incapaces de ajustarse al conjunto de entrenamiento, obteniéndose una bondad de ajuste extremadamente baja. Incrementando las variables

potencialmente predictoras y complicando el modelo hasta llegar a una regresión polinomial de grado 4 se consigue ajustar el modelo al conjunto de datos de entrenamiento. Pero se trata de un sobreajuste, ya que el modelo no logra generalizar el aprendizaje al conjunto de validación, donde el error cometido es altísimo y la bondad de ajuste negativa.

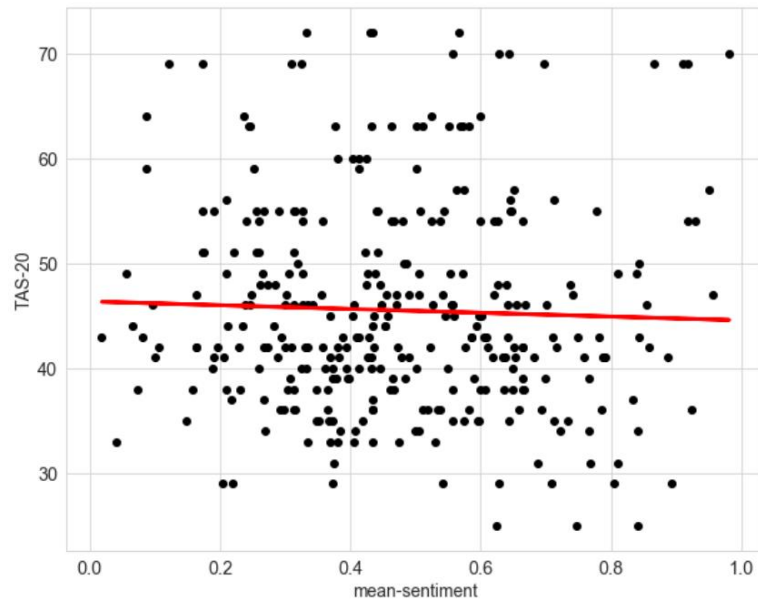


Figura 31. Regresión lineal del sentimiento medio no ajustada a puntuación TAS-20.

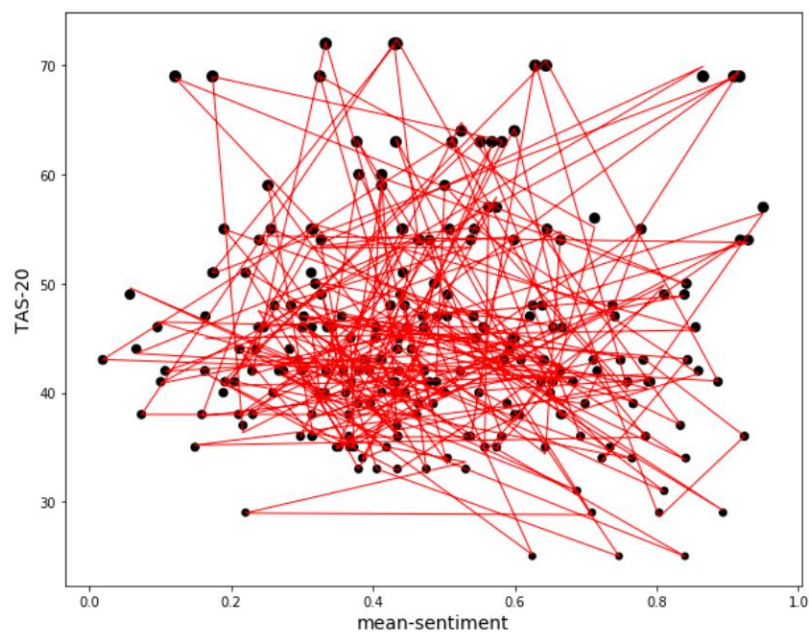


Figura 32. Regresión polinomial con sobreajuste al conjunto de entrenamiento.

Con respecto a los intentos de construcción de un modelo válido de regresión, y como ya indicaba el análisis correlacional, podemos concluir que no parece posible aprender un modelo capaz de generalizar adecuadamente, al menos basándonos simplemente en las medidas de análisis de sentimiento. Por lo tanto, y dado que para la detección temprana no necesitamos una puntuación exacta, pasamos a centrar los esfuerzos en construir un buen modelo de clasificación, que se base en las puntuaciones de corte del TAS-20. Para la evaluación de estos modelos se han utilizado las medidas estándar de exactitud (*Accuracy* o *Acc*) y el área bajo la curva ROC (*AUC*).

Tabla 11. Modelos de clasificación de Prolexitim Detector.

Código Fuente	Predictores	Predicción	Algoritmo	Resultados
<i>DetectorNoTA</i> (KNIME)	Sentimiento medio (SM).	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Árbol de Decisión	<i>Acc</i> =66,12%; <i>AUC</i> =0,59.
<i>DetectorNoTA</i> (KNIME)	Sentimiento medio (SM).	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Bosque Aleatorio	<i>Acc</i> =76,50%; <i>AUC</i> =0,56.
<i>DetectorNoTA</i> (KNIME)	Sentimiento medio (SM).	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Máq. Soporte Vectorial	<i>Acc</i> =81,25%; <i>AUC</i> =0,64.
<i>DetectorNoTA</i> (KNIME)	Sentimiento medio (SM).	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Perceptrón Multicapa	<i>Acc</i> =62,50%; <i>AUC</i> =0,65.
<i>DetectorNLP</i> (KNIME)	SM, BoW, TF (Español)	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Árbol de Decisión	<i>Acc</i> =64,53%; <i>AUC</i> =0,65.
<i>DetectorNLP</i> (KNIME)	SM, BoW, TF (Inglés)	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Árbol de Decisión	<i>Acc</i> =63,40%; <i>AUC</i> =0,55.
<i>DetectorNLP</i> (KNIME)	SM, BoW, TF (Español)	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Perceptrón Multicapa	<i>Acc</i> =82,45%; <i>AUC</i> =0,88.
<i>DetectorNLP</i> (KNIME)	SM, BoW, TF, Demografía.	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	XGBoost	<i>Acc</i> =82,43%; <i>AUC</i> =0,92.
<i>DetectorD2V</i> (gensim)	CBoW, DBoW, SkipGram	Clasif. 2 clases. (Alex+PAlex, NoAlex)	Regresión Logística	<i>Acc</i> =71,87%; <i>AUC</i> =0,57.
<i>Detector_LSTM</i> (TensorFlow)	BoW, TF (Español)	Clasif. 2 clases. (Alex+PAlex, NoAlex)	Red Neuronas LSTM	<i>Acc</i> =59,32%; <i>AUC</i> =0,95.
<i>Detector_LSTM</i> (TensorFlow)	BoW, TF (Español)	Clasif. 2 clases. (Alex, PAlex+NoAlex)	Red Neuronas LSTM	<i>Acc</i> =86,12%; <i>AUC</i> =0,97.
<i>Detector_LSTM</i> (TensorFlow)	BoW, TF (Español)	Clasif. 3 clases. (Alex, PAlex, NoAlex)	Red Neuronas LSTM	<i>Acc</i> =64,18%; <i>AUC</i> =0,94.

Como se ilustra en la tabla anterior, hemos construido diferentes modelos de detección de la alexitimia basados directamente en el análisis del texto proporcionado por los participantes mediante el instrumento *Prolexitim NLP*. En el repositorio de código de *Prolexitim Analytics*¹¹ se encuentran los diferentes modelos construidos (utilizando árboles de decisión, perceptrones multi-capa, máquinas de soporte vectorial, redes de neuronas profundas, etc.).

Los dos mejores resultados obtenidos, corresponden a dos modelos específicos: por un lado, *Prolexitim DetectorNLP* basado en el algoritmo *XGBoost* (Chen & Guestrin, 2016); y por otro lado, *Prolexitim Detector-LSTM*: basado en una red de neuronas recurrente del tipo LSTM (Merity et al., 2017; Sundermeyer et al., 2012).

En el caso del modelo *DetectoNLP* con *XGBoost*, se ha alimentado al predictor con vectores de características construidos con análisis del texto (algoritmos *BoW* y *TF*), junto con el resto de las variables sociodemográficas, así como las métricas de análisis del sentimiento. Es decir, se ha construido un clasificador de las clases i) Alexitimia (*Alex*), ii) Posible Alexitimia (*PAlex*) y iii) No Alexitimia (*NoAlex*), basado en toda la información disponible y en el entrenamiento de un conjunto de clasificadores (*XGBoost* es una técnica de “ensemble learning”, que incorpora una implementación eficiente de un algoritmo de potenciación del gradiente basado en un conjunto de modelos de predicción débiles).

alex-a \ Prediction (alex-a)	NoAlex	Alex	PosAlex
NoAlex	809	38	61
Alex	21	80	17
PosAlex	65	6	87

Correct classified: 976	Wrong classified: 208
Accuracy: 82,432 %	Error: 17,568 %
Cohen's kappa (κ) 0,551	

Figura 33. Matriz de confusión del modelo basado en *XGBoost*.

El resultado obtenido de un 82,43% de aciertos se refiere a la probabilidad de detectar correctamente la alexitimia en el conjunto de validación, por lo que podemos confirmar que el modelo es capaz de generalizar, al menos utilizando la muestra obtenida en el estudio piloto.

¹¹ <https://github.com/psicobotica/prolexitim-analytics>

El área bajo la curva ROC de 0,92 confirma así mismo la buena sensibilidad y especificidad del modelo.

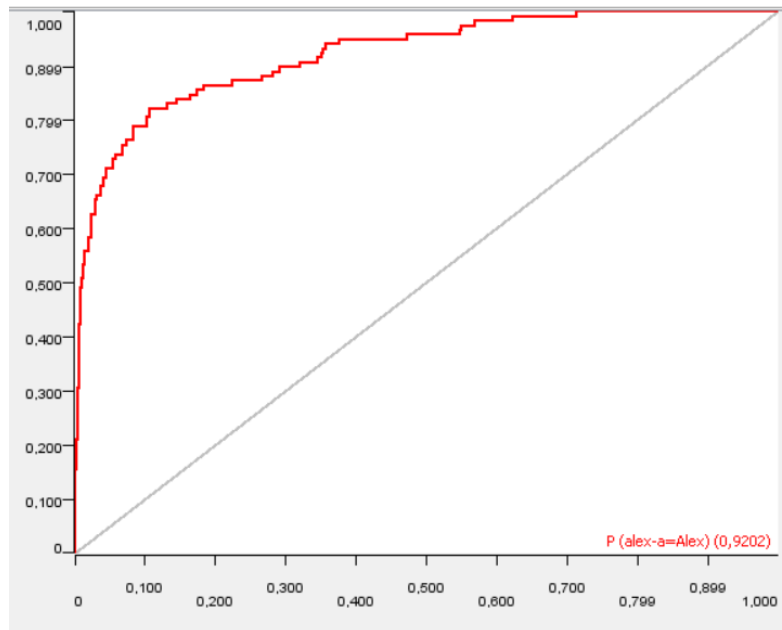


Figura 34. Curva ROC del modelo basado en XGBoost.

En el caso de *Prolexitim Detector-LSTM*, se ha alimentado el modelo únicamente con vectores de características construidos con análisis del texto (algoritmos *BoW* y *TF*). Es decir, se ha pretendido comprobar la capacidad de una red de neuronas profunda de tipo recurrente, que modela las relaciones secuenciales del texto, para estimar, por sí sola, la presencia de alexitimia. Con este modelo basado en LSTM (*Long Short Term Memory*) llegamos a una tasa de aciertos de 86,12% en fase de validación, pero sólo para la situación en la que consideramos únicamente dos clases (Alexitimia o No Alexitimia). De esta forma modelamos el problema como una clasificación binaria, agrupando en el mismo conjunto a todos los textos asociados con las condiciones de posible alexitimia y alexitimia ausente. Sin embargo, cuando mantenemos la clasificación multi-clase, la tasa de aciertos no supera el 65%.

5. Discusión

5.1. Evidencias obtenidas en el estudio piloto

El análisis exploratorio inicial pone de manifiesto que el instrumento TAS-20, aplicado a nuestra muestra, cumple con las expectativas y proporciona unos resultados equivalentes a los de otras poblaciones no clínicas. Esto confirma también que nuestra muestra es representativa de la población y no contiene sesgos específicos con respecto al grado de alexitimia.

También hemos podido confirmar como la alexitimia está presente en una proporción importante de la población general, así como su mayor incidencia en la población masculina.

El análisis correlacional con las variables sociodemográficas no ha aportado información nueva, ya que la muestra con la que hemos contado es bastante homogénea en muchas de las variables medidas (etnia, estudios, identidad de género, clase social), excepto en la edad y el género. Sin embargo, el análisis correlacional llevado a cabo con las métricas de análisis de sentimiento ha aportado un conocimiento valioso en cuanto al funcionamiento de los servicios de Inteligencia Artificial de los grandes proveedores tecnológicos.

Hemos podido comprobar cómo los diferentes proveedores utilizados (Google, IBM y Microsoft) proporcionan métricas bastante dispares a la hora de analizar el sentimiento expresado en un texto. Por otro lado, también hemos podido comprobar que el uso de estas métricas no representa gran utilidad a la hora de predecir el grado de alexitimia. En este ámbito también hay que destacar el problema que supone la mala adaptación de dichos servicios para el idioma español. A fecha de realización del estudio piloto, no Google ni IBM daban soporte para el análisis del sentimiento de textos en español, por lo que se ha trabajado, en estos dos casos, con traducciones al inglés. Al disponer de las traducciones en inglés de las narrativas elaboradas por los participantes, también hemos podido evaluar su capacidad predictiva en comparación con el texto original en español, observando que afecta negativamente a las propiedades de especificidad y sensibilidad de los clasificadores.

Desde el punto de vista de la exactitud y precisión de los modelos predictivos obtenidos, vemos que, si bien no es posible determinar con precisión el grado concreto de alexitimia (mediante regresión), sí que es posible determinar con gran confianza si un

sujeto presenta o no un alto grado de alexitimia (mediante clasificación). Por lo tanto, en relación al objetivo principal de este trabajo, que es la mejora de la detección temprana de la alexitimia, podemos concluir que se ha realizado una contribución significativa.

Gracias a la experimentación realizada con múltiples modelos predictivos se ha podido también establecer qué tipo de técnicas de aprendizaje automático y de procesamiento del lenguaje natural son más adecuadas para resolver el problema de detección de la alexitimia a partir del lenguaje. También hemos podido sacar conclusiones acerca de la capacidad predictiva de diversas características del discurso. Si bien es cierto, que utilizando sólo y exclusivamente el texto es posible realizar una clasificación consistente, la tasa de falsos positivos y falsos negativos sólo desciende significativamente cuando se combina el lenguaje con variables demográficas como el sexo y la edad.

En los trabajos de modelado predictivo realizado también se ha podido poner foco en un aspecto crítico, que es el número de ejemplares de entrenamiento disponibles. En general, las técnicas de aprendizaje automático más potentes requieren gran cantidad de datos de entrenamiento para poder dar buenos resultados. Gracias a las diferentes pruebas realizadas, podemos concluir que el modelo basado en Aprendizaje Profundo (LSTM) requiere un conjunto de entrenamiento mucho más grande para evitar el sobreajuste y la baja generalización. Por otro lado, parece que el conjunto de clasificadores basado en *XGBoost* consigue generalizar bien, pese al bajo número de ejemplares con el que cuenta para ajustar el modelo predictivo.

Ambos enfoques corresponden a técnicas de modelado predictivo avanzado bastante recientes, que, como en el caso específico de las redes de neuronas profundas, se apoyan en la gran capacidad de cálculo vectorial que ofrecen nuevas arquitecturas computacionales masivamente paralelas (como es el caso de los procesadores gráficos – GPU –, los procesadores de tensores – TPU –, y los procesadores neuronales – NPU). Es importante tener esto en cuenta, porque la fase de entrenamiento de los modelos que usan por ejemplo los algoritmos *CBoW* y *Skip Gram* pueden llegar a necesitar más de 20-30 horas de procesamiento si no se dispone de hardware especializado (el entrenamiento de los modelos basados en Aprendizaje Profundo se ha realizado en este estudio piloto utilizando una GPU GeForce® GTX 1080 Ti con 3.584 núcleos de procesamiento y 11.8 TFLOPS – 11.800 millones de operaciones en coma flotante por segundo).

En general, en vista de los resultados preliminares obtenidos con la muestra de participantes de este estudio piloto, vemos que es muy interesante continuar con esta línea de investigación, que podría contribuir claramente al desarrollo de nuevas estrategias de detección temprana de la alexitimia.

5.2. Uso de herramientas de IA

La combinación de las técnicas clásicas psicométricas con las nuevas herramientas y tecnologías de Inteligencia Artificial es un área que claramente se ha explorado poco. El presente trabajo ha pretendido contribuir a la demostración de que este enfoque transdisciplinar puede suponer mejoras tangibles y prácticas en el ámbito de la salud mental.

Desde el punto de vista del uso práctico de las aplicaciones, el piloto realizado en este trabajo ha sido de gran ayuda al proporcionar mucha realimentación interesante por parte de los voluntarios. Entre otras muchas mejoras propuestas, se ha planteado una mejor usabilidad de los interfaces, incluyendo la capacidad de transcribir automáticamente la señal de voz, de forma que los participantes no tengan que escribir y puedan expresarse de forma más natural a la hora de crear sus narrativas. De hecho, en muchas de las mejoras propuestas encontramos más oportunidades de aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial.

Durante las explicaciones pertinentes que el experimentador daba a los participantes en el estudio piloto, se ha podido constatar un interés generalizado por comprender más en detalle cómo las técnicas de Inteligencia Artificial podrían contribuir a la evaluación de rasgos psicológicos. Es decir, los propios usuarios de las herramientas desarrolladas han sido proactivos a la hora de conseguir más información sobre las técnicas específicas empleadas.

Así mismo, no hemos encontrado ningún caso de rechazo o desconfianza en relación con el uso de tecnologías digitales o la aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial. Normalmente, la mayor preocupación de los participantes ha estado en disponer de intimidad suficiente para realizar las pruebas sin que otras personas vieran o escucharan sus respuestas. En este sentido, vemos interesante plantear un enfoque futuro en los que los participantes puedan auto administrarse las pruebas, lo cual también podría revertir en una mejora de las estrategias de detección temprana de la alexitimia.

En cuanto al uso de los dispositivos electrónicos y la pantalla de visualización de datos, aunque las herramientas y los estímulos se han preparado inicialmente para su presentación en una pantalla de 13 pulgadas de un ordenador portátil, vemos necesaria la adaptación a los teléfonos inteligentes. Una proporción significativa de los participantes mostraban su preferencia hacia el uso de su propio teléfono móvil a la hora de realizar los cuestionarios y visualizar los estímulos.

En general, el uso de herramientas tecnológicas ha sido bien acogido por la mayoría de los participantes en este piloto. Queda por ver cómo será el acogimiento de este tipo de técnicas por parte de la comunidad de profesionales de la salud mental. Es interesante, en esta línea de pensamiento, dejar claro que las herramientas propuestas no están diseñadas ni pensadas para sustituir el trabajo del psicoterapeuta, sino que se conciben como aliadas tecnológicas en el ambicioso objetivo de mejorar la salud de las personas.

6. Conclusiones, Limitaciones y Trabajos Futuros

Como conclusión más importante de la investigación realizada cabe destacar que se ha podido construir un modelo de predicción de la alexitimia que no requiere acudir al autoinforme ni al heteroinforme. El estudio piloto realizado con 122 participantes ha puesto de manifiesto que es posible utilizar un análisis automatizado de las narrativas para estimar la presencia de un grado alto de alexitimia.

Las herramientas desarrolladas podrían pasar a formar parte de nuevas estrategias de detección temprana de la alexitimia, si bien es cierto que aún requieren una maduración con respecto a su usabilidad y aplicación práctica. En este sentido, la realimentación proporcionada por los participantes durante el estudio piloto realizado será extraordinariamente útil en el establecimiento de los requisitos de funcionamiento para futuras versiones.

Por otro lado, sería interesante iniciar un trabajo de investigación con respecto a la existencia de otras posibles fuentes de narrativas generadas por usuarios, que pudieran utilizarse para un potencial sistema de cribado de la alexitimia. Una vez que hemos demostrado que el análisis automatizado de las narrativas es útil para la detección de la alexitimia, será necesario identificar la tipología y la disponibilidad de esta información a la hora de emplearla como variable predictiva. Con respecto a este punto es conveniente considerar la validez ecológica de los modelos predictivos implementados, puesto que éstos se basan en narrativas obtenidas de forma controlada y ante estímulos determinados (como son las láminas específicas del TAT que se han usado en nuestro estudio piloto). Cabe plantearse, por lo tanto, si esta forma específica de recoger narrativas con potencial contenido emocional es la más adecuada para posibles campañas de diagnóstico temprano en diferentes poblaciones.

Desde el punto de vista de las limitaciones de este proyecto, la lista puede ser interminable, pero podemos centrarnos en los aspectos más relevantes. La principal limitación de la investigación realizada es el tamaño de la muestra, dado que para el funcionamiento óptimo de los algoritmos de aprendizaje automático se requiere contar con conjuntos de entrenamiento, de validación y de prueba mucho más grandes. En este sentido, los posibles trabajos futuros pueden ir encaminados a solventar este problema. Una vía de acción obvia es el aumento de la muestra con la que se trabaje en investigaciones futuras. Otra vía, es la exploración de nuevas técnicas de aprendizaje automático que sean capaces de generalizar incluso con muestras pequeñas.

Para el aumento de la muestra en investigaciones futuras, y teniendo en cuenta que contamos con el factor de la automatización y la disponibilidad de herramientas digitales, sería posible plantear una infraestructura disponible públicamente a través de una aplicación web o de una aplicación para dispositivos móviles. Dicho sistema podría hacer llegar esta iniciativa a muchas más personas interesadas en participar voluntariamente.

Muchas más vías de expansión de este trabajo pueden considerarse al pensar en el gran avance que las técnicas de IA están experimentando en los últimos años. Particularmente, el auge de los modelos generativos (Goodfellow et al., 2014) nos hacen pensar en nuevas aplicaciones, esta vez más orientadas al tratamiento que a la evaluación. Por ejemplo, se podrían crear modelos generativos que aprendieran a construir automáticamente narrativas de contenido emocional de igual forma que lo hacen los humanos. Estas herramientas podrían servir de ayuda en el entrenamiento en expresión emocional de las personas con alto grado de alexitimia. Así mismo, podría plantearse incluso la construcción de simuladores, que generasen discursos con los patrones típicos de la alexitimia (o de otros rasgos psicológico o psicopatológicos), que pudieran servir para el entrenamiento de psicoterapeutas neófitos.

Otra vía clara de expansión del trabajo realizado, que ya se apuntaba en el Capítulo 1, es la inclusión de la modalidad visual. La expresión y la identificación de las emociones se ha enfocado en esta investigación desde el punto de vista del lenguaje, sin embargo, también hay un gran campo por explorar en el área de la visión artificial y su confluencia con la psicología. En línea con esta estrategia, hemos pensado desarrollar en el futuro un “espejo virtual” para el entrenamiento en el reconocimiento de la expresión facial de las emociones. En este caso, se busca dotar al proceso terapéutico de un recurso adicional que el paciente pueda usar de forma autónoma, a la vez que los avances realizados puedan ser monitorizados por el terapeuta.

En general, aprovechando la proliferación de los ecosistemas digitales, en los que las personas estamos completamente rodeadas de sensores, es posible pensar en nuevos modelos predictivos que no sólo se basen en el lenguaje y en la imagen, dado que muchos aspectos del comportamiento humano, incluida la expresión de las emociones, también se encuentran reflejados en los datos provenientes de relojes inteligentes, móviles, tabletas, vehículos conectados, etc.

Como conclusión final, podemos afirmar que al ser capaces de considerar el lenguaje (escrito o hablado) como una nueva fuente de datos para la evaluación automática en psicología, se pueden abrir múltiples nuevas puertas en la confluencia de la ciencia, la

tecnología y el avance en la mejora de la salud mental. La sociedad actual está proponiendo constantemente nuevos retos y aplicaciones para la Inteligencia Artificial y el campo de la psicología, y en general de la salud mental, no pueden quedarse atrás en esta cuarta revolución industrial.

7. Glosario de términos técnicos

AA	Aprendizaje Automático
AP	Aprendizaje Profundo
BoW	Bolsa de Palabras (<i>Bag of Words</i>)
CAT	Prueba de Apercepción Temática para Niños (<i>Children Apperception Test</i>)
CSV	Archivo con valores separados por comas (<i>Comma-Separated Values</i>)
DL	Aprendizaje Profundo (<i>Deep Learning</i>)
FER	Identificación de Emociones en el Rostro (<i>Facial Emotion Recognition</i>)
GAN	Redes Generativas Antagónicas (<i>Generative Adversarial Networks</i>)
GIVE	Generación de Informes Verbales de contenido Emocional
GPU	Unidad de Procesamiento Gráfico (<i>Graphical Processing Unit</i>)
IA	Inteligencia Artificial
IDF	Frecuencia Inversa de Documentos (<i>Inverse Document Frequency</i>)
IoT	Internet de las Cosas (<i>Internet of Things</i>)
ML	Aprendizaje Automático (<i>Machine Learning</i>)
MVP	Producto Mínimo Viable (<i>Minimum Viable Product</i>)
NLP	Procesamiento del Lenguaje Natural (<i>Natural Language Processing</i>)
NPU	Unidad de Procesamiento Neuronal (<i>Neural Processing Unit</i>)
PDP	Procesamiento Distribuido Paralelo
PLN	Procesamiento del Lenguaje Natural
PMV	Producto Mínimo Viable
REM	Movimientos Rápidos de Ojos (<i>Rapid Eye Movement</i>)
ROC	Característica Operativa del Receptor (<i>Receiver Operating Characteristic</i>)
SAT	Prueba de Apercepción Temática para Mayores (<i>Senior Apperception Test</i>)
TAS	Escala de Alexitimia de Toronto (<i>Toronto Alexithymia Scale</i>)
TAT	Test de Apercepción Temática (para adultos)
TEP	Trastorno de Estrés Postraumático
TF	Frecuencia de Términos (<i>Term Frequency</i>)
TFLOPS	Miles de millones de operaciones en coma flotante por segundo (<i>Tera Floating Point Operations per Second</i>)
TPU	Unidad de Procesamiento de Tensores (<i>Tensor Processing Unit</i>)

8. Referencias Bibliográficas

- Abbas, H., Garberson, F., Glover, E., & Wall, D. P. (2018). Machine learning approach for early detection of autism by combining questionnaire and home video screening. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 25(8), 1000-1007.
- Al Hanai, T., Ghassemi, M., & Glass, J. (2018). Detecting depression with audio/text sequence modeling of interviews. Paper presented at the Proc. Interspeech, 1716-1720.
- Aleman, A. (2005). Feelings you can't imagine: Towards a cognitive neuroscience of alexithymia. *Trends in Cognitive Sciences*, 9(12), 553-555.
- Alom, M. Z., Taha, T. M., Yakopcic, C., Westberg, S., Hasan, M., Van Esesn, B. C., Asari, V. K. (2018). The history began from alexnet: A comprehensive survey on deep learning approaches. *arXiv Preprint arXiv:1803.01164*,
- Alonso-Fernández, F. (2011). La alexitimia y su trascendencia clínica y social. *Salud Mental*, 34(6), 481-490.
- American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders (DSM-5®)* American Psychiatric Pub.
- Anaconda Inc. (2019). Anaconda distribution. Retrieved from <https://www.anaconda.com/distribution/>
- Arbona, C. B., Quero, S., Rivera, R. M. B., & García-Palacios, A. (2009). Avances en los tratamientos psicológicos: La utilización de las nuevas tecnologías de la información y la comunicación. *Anuario De Psicología/the UB Journal of Psychology*, 40(2), 155-170.
- Bagby, R. M., Parker, J. D., & Taylor, G. J. (1994). The twenty-item toronto alexithymia Scale—I. item selection and cross-validation of the factor structure. *Journal of Psychosomatic Research*, 38(1), 23-32.
- Bellak, L., & Abrams, D. M. (1997). The thematic apperception test, the children's apperception test, and the senior apperception technique in clinical use Allyn & Bacon.
- Bellak, L., & Abrams, D. M. (2000). *TAT, CAT y SAT: Uso clínico* Editorial El Manual Moderno.
- Berthold, M. R., Cebron, N., Dill, F., Gabriel, T. R., Kötter, T., Meinl, T., . . . Wiswedel, B. (2009). KNIME-the konstanz information miner: Version 2.0 and beyond. *AcM SIGKDD Explorations Newsletter*, 11(1), 26-31.
- Bird, G., & Cook, R. (2013). Mixed emotions: The contribution of alexithymia to the emotional symptoms of autism. *Translational Psychiatry*, 3(7), e285.

- Bird, S., Klein, E., & Loper, E. (2009). Natural language processing with python: Analyzing text with the natural language toolkit " O'Reilly Media, Inc."
- Bojanova, I., & Samba, A. (2011). Analysis of cloud computing delivery architecture models. Paper presented at the 2011 IEEE Workshops of International Conference on Advanced Information Networking and Applications, 453-458.
- Bonnefon, J. F., Shariff, A., & Rahwan, I. (2016). The social dilemma of autonomous vehicles. *Science* (New York, N.Y.), 352(6293), 1573-1576. doi:10.1126/science.aaf2654 [doi]
- Campos, A., Chiva, M., & Moreau, M. (2000). Alexithymia and mental imagery. *Personality and Individual Differences*, 29(5), 787-791.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. Paper presented at the Proceedings of the 22nd Acm Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 785-794.
- Colegio Profesional de Ingenieros en Informática de la Comunidad de Madrid. (2012). Código deontológico. Retrieved from <https://www.cop.es/index.php?page=CodigoDeontologico>
- Comisión Europea. (2018). Draft ethics guidelines for trustworthy AI. Retrieved from <https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/draft-ethics-guidelines-trustworthy-ai>
- Consejo General de la Psicología de España. (2019). Código deontológico del psicólogo. Retrieved from <https://www.cop.es/index.php?page=CodigoDeontologico>
- Corea, F. (2017). Artificial intelligence and exponential technologies: Business models evolution and new investment opportunities Springer.
- Costa, A., Peppe, A., Carlesimo, G. A., Salamone, G., & Caltagirone, C. (2010). Prevalence and characteristics of alexithymia in parkinson's disease. *Psychosomatics*, 51(1), 22-28.
- Cox, B. J., Swinson, R. P., Shulman, I. D., & Bourdeau, D. (1995). Alexithymia in panic disorder and social phobia. *Comprehensive Psychiatry*, 36(3), 195-198.
- Cravello, L., Caltagirone, C., & Spalletta, G. (2009). The SNRI venlafaxine improves emotional unawareness in patients with post-stroke depression. *Human Psychopharmacology: Clinical and Experimental*, 24(4), 331-336.
- Daniels, J., Schwartz, J. N., Voss, C., Haber, N., Fazel, A., Kline, A., . . . Wall, D. P. (2018). Exploratory study examining the at-home feasibility of a wearable tool for social-affective learning in children with autism. *Npj Digital Medicine*, 1(1), 32.

- De Bellis, M. D. (2005). The psychobiology of neglect. *Child Maltreatment*, 10(2), 150-172.
- De Berardis, D., Campanella, D., Gambi, F., Sepede, G., Salini, G., Carano, A., . . . Cicconetti, A. (2005). Insight and alexithymia in adult outpatients with obsessive-compulsive disorder. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 255(5), 350-358.
- de la Fuente Arias, M., Franco Justo, C., & Salvador Granados, M. (2010). Effects of a meditation program (mindfulness) on the measure of alexithymia and social skills. [Efectos de un programa de meditacion (mindfulness) en la medida de la alexitimia y las habilidades sociales] *Psicothema*, 22(3), 369-375.
- Dixit, S., & Prasad, R. (2017). *Human bond communication: The holy grail of holistic communication and immersive experience* John Wiley & Sons.
- Doody, K., & Taylor, G. (1983). Construct validation of the MMPI alexithymia scale. *Psychosomatic medicine* (pp. 17-24) Springer.
- Downey, A., Wentworth, P., Elkner, J., & Meyers, C. (2016). *How to think like A computer scientist: Learning with python 3*.
- Drigas, A., Koukianakis, L., & Papagerasimou, Y. (2011). Towards an ICT-based psychology: E-psychology. *Computers in Human Behavior*, 27(4), 1416-1423.
- Eichhorn, S., Brähler, E., Franz, M., Friedrich, M., & Glaesmer, H. (2014). Traumatic experiences, alexithymia, and posttraumatic symptomatology: A cross-sectional population-based study in germany. *European Journal of Psychotraumatology*, 5(1), 23870.
- Espina Eizaguirre, A. (2002). Alexitimia y relaciones de pareja. *Psicothema*, 14(4)
- Fagnant, D. J., & Kockelman, K. (2015). Preparing a nation for autonomous vehicles: Opportunities, barriers and policy recommendations. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 77, 167-181.
- Fancher, R. E. (1996). *Pioneers of psychology* WW Norton & Co.
- Frewen, P. A., Dozois, D. J., Neufeld, R. W., & Lanius, R. A. (2008). Meta-analysis of alexithymia in posttraumatic stress disorder. *Journal of Traumatic Stress: Official Publication of the International Society for Traumatic Stress Studies*, 21(2), 243-246.
- Freyberger, H. (1977). Supportive psychotherapeutic techniques in primary and secondary alexithymia. *Psychotherapy and Psychosomatics*,
- Gauchat, J. D. (2012). *El gran libro de HTML5, CSS3 y javascript* Marcombo.

- Gay, M., Hanin, D., & Luminet, O. (2008). Effectiveness of an hypnotic imagery intervention on reducing alexithymia. *Contemporary Hypnosis*, 25(1), 1-13.
- Gazzaniga, M., & Ivry, R. B. (2013). *Cognitive neuroscience: The biology of the mind: Fourth international student edition* WW Norton.
- Gieser, L. E., & Stein, M. I. (1999). *Evocative images: The thematic apperception test and the art of projection*. American Psychological Association.
- Goertzel, B. (2012). Perception processing for general intelligence: Bridging the symbolic/subsymbolic gap. Paper presented at the International Conference on Artificial General Intelligence, 79-88.
- Goldberg, Y., & Levy, O. (2014). Word2vec explained: Deriving mikolov et al.'s negative-sampling word-embedding method. *arXiv Preprint arXiv:1402.3722*,
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., . . . Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. Paper presented at the Advances in Neural Information Processing Systems, 2672-2680.
- Goodman, D. (2002). *Dynamic HTML: The definitive reference: A comprehensive resource for HTML, CSS, DOM & JavaScript* " O'Reilly Media, Inc."
- Griffin, C., Lombardo, M. V., & Auyeung, B. (2016). Alexithymia in children with and without autism spectrum disorders. *Autism Research*, 9(7), 773-780.
- Grynberg, D., Chang, B., Corneille, O., Maurage, P., Vermeulen, N., Berthoz, S., & Luminet, O. (2012). Alexithymia and the processing of emotional facial expressions (EFEs): Systematic review, unanswered questions and further perspectives. *PloS One*, 7(8), e42429.
- Gündel, H., López-Sala, A., Ceballos-Baumann, A. O., Deus, J., Cardoner, N., Marten-Mittag, B., . . . Pujol, J. (2004). Alexithymia correlates with the size of the right anterior cingulate. *Psychosomatic Medicine*, 66(1), 132-140.
- Haralick, R. M., & Shapiro, L. G. (1992). *Computer and robot vision* Addison-wesley Reading.
- Haviland, M. G., Hendryx, M. S., Shaw, D. G., & Henry, J. P. (1994). Alexithymia in women and men hospitalized for psychoactive substance dependence. *Comprehensive Psychiatry*, 35(2), 124-128.
- Haviland, M. G., Warren, W. L., & Riggs, M. L. (2000). An observer scale to measure alexithymia. *Psychosomatics*, 41(5), 385-392.
- Haykin, S. S. (2009). *Neural networks and learning machines* Pearson Upper Saddle River.

- Helmes, E., McNeill, P. D., Holden, R. R., & Jackson, C. (2008). The construct of alexithymia: Associations with defense mechanisms. *Journal of Clinical Psychology*, 64(3), 318-331.
- Hendryx, M. S., Haviland, M. G., & Shaw, D. G. (1991). Dimensions of alexithymia and their relationships to anxiety and depression. *Journal of Personality Assessment*, 56(2), 227-237.
- Holmes, D. S. (1968). Dimensions of projection. *Psychological Bulletin*, 69(4), 248.
- Honkalampi, K., Hintikka, J., Tanskanen, A., Lehtonen, J., & Viinamäki, H. (2000). Depression is strongly associated with alexithymia in the general population. *Journal of Psychosom. Research*, 48(1), 99-104.
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D graphics environment. *Computing in Sci. & Engineering*, 9(3), 90.
- Jiang, F., Jiang, Y., Zhi, H., Dong, Y., Li, H., Ma, S., . . . Wang, Y. (2017). Artificial intelligence in healthcare: Past, present and future. *Stroke and Vascular Neurology*, 2(4), 230-243.
- Jones, E., Oliphant, T., & Peterson, P. (2014). {SciPy}: Open source scientific tools for {python}.
- Jongen, S., Axmacher, N., Kremers, N. A., Hoffmann, H., Limbrecht-Ecklundt, K., Traue, H. C., & Kessler, H. (2014). An investigation of facial emotion recognition impairments in alexithymia and its neural correlates. *Behavioural Brain Research*, 271, 129-139.
- Kano, M., & Fukudo, S. (2013). The alexithymic brain: The neural pathways linking alexithymia to physical disorders. *BioPsychoSocial Medicine*, 7(1), 1.
- Kelley, T. D. (2003). Symbolic and sub-symbolic representations in computational models of human cognition: What can be learned from biology? *Theory & Psychology*, 13(6), 847-860.
- Keltikangas-Jarvinen, L. (1985). Concept of alexithymia. I. the prevalence of alexithymia in psychosomatic patients. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 44(3), 132-138. doi:10.1159/000287904 [doi]
- Kleiger, J. H., & Kinsman, R. A. (1980). The development of an MMPI alexithymia scale. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 34(1), 17-24. doi:10.1159/000287442 [doi]
- Kluyver, T., Ragan-Kelley, B., Pérez, F., Granger, B. E., Bussonnier, M., Frederic, J., . . . Corlay, S. (2016a). Jupyter notebooks-a publishing format for reproducible computational workflows. Paper presented at the Elpub, 87-90.

- Kluyver, T., Ragan-Kelley, B., Pérez, F., Granger, B. E., Bussonnier, M., Frederic, J., . . . Corlay, S. (2016b). Jupyter notebooks-a publishing format for reproducible computational workflows. Paper presented at the Elpub, 87-90.
- Kretschmar, K., Tyroll, H., Pavarini, G., Manzini, A., Singh, I., & NeurOx Young People's Advisory Group. (2019). Can your phone be your therapist? young people's ethical perspectives on the use of fully automated conversational agents (chatbots) in mental health support. *Biomedical Informatics Insights*, 11, 1178222619829083.
- Kugel, H., Eichmann, M., Dannlowski, U., Ohrmann, P., Bauer, J., Arolt, V., . . . Suslow, T. (2008). Alexithymic features and automatic amygdala reactivity to facial emotion. *Neuroscience Letters*, 435(1), 40-44.
- Lai, C. (2014). Patterns of cortico-limbic activations during visual processing of sad faces in depression patients: A coordinate-based meta-analysis. *The Journal of Neuropsychiatry and Clinical Neurosciences*, 26(1), 34-43.
- Lane, R. D., & Schwartz, G. E. (1987). Levels of emotional awareness: A cognitive-developmental theory and its application to psychopathology. *The American Journal of Psychiatry*,
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436.
- Lee Rodgers, J., & Nicewander, W. A. (1988). Thirteen ways to look at the correlation coefficient. *The American Statistician*, 42(1), 59-66.
- Lemche, E., Klann-Delius, G., Koch, R., & Joraschky, P. (2004). Mentalizing language development in a longitudinal attachment sample: Implications for alexithymia. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 73(6), 366-374. doi:80390 [pii]
- Leweke, F., Leichsenring, F., Kruse, J., & Hermes, S. (2012). Is alexithymia associated with specific mental disorders? *Psychopathology*, 45(1), 22-28. doi:10.1159/000325170 [doi]
- Linden, W., Wen, F., & Paulhus, D. L. (1995). Measuring alexithymia: Reliability, validity, and prevalence. *Advances in Personality Assessment*, 10, 51-95.
- Lumley, M. A., Mader, C., Gramzow, J., & Papineau, K. (1996). Family factors related to alexithymia characteristics. *Psychosomatic Medicine*, 58(3), 211-216.
- Lumley, M. A., & Roby, K. J. (1995). Alexithymia and pathological gambling. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 63(3-4), 201-206. doi:10.1159/000288960 [doi]
- Manning, C. D., Manning, C. D., & Schütze, H. (1999). *Foundations of statistical natural language processing* MIT press.

- Mantani, T., Okamoto, Y., Shirao, N., Okada, G., & Yamawaki, S. (2005). Reduced activation of posterior cingulate cortex during imagery in subjects with high degrees of alexithymia: A functional magnetic resonance imaging study. *Biological Psychiatry*, 57(9), 982-990.
- Martínez Sánchez, F. (1996). Adaptación española de la escala de alexitimia de toronto (TAS-20). *Clínica Y Salud*,
- Mason, O., Tyson, M., Jones, C., & Potts, S. (2005). Alexithymia: Its prevalence and correlates in a british undergraduate sample. *Psychology and Psychotherapy: Theory, Research and Practice*, 78(1), 113-125.
- Matt, C., Hess, T., & Benlian, A. (2015). Digital transformation strategies. *Business & Information Systems Engineering*, 57(5), 339-343.
- Mattila, A. K., Salminen, J. K., Nummi, T., & Joukamaa, M. (2006). Age is strongly associated with alexithymia in the general population. *Journal of Psychosomatic Research*, 61(5), 629-635.
- McCorduck, P. (2009). *Machines who think: A personal inquiry into the history and prospects of artificial intelligence* AK Peters/CRC Press.
- McKinney, W. (2011). *Pandas: A foundational python library for data analysis and statistics*. *Python for High Performance and Scientific Computing*, 14
- McLean, L. M., Toner, B., Jackson, J., Desrocher, M., & Stuckless, N. (2006). The relationship between childhood sexual abuse, complex post-traumatic stress disorder and alexithymia in two outpatient samples: Examination of women treated in community and institutional clinics. *Journal of Child Sexual Abuse*, 15(3), 1-17.
- Meganck, R., Vanheule, S., Inslegers, R., & Desmet, M. (2009). Alexithymia and interpersonal problems: A study of natural language use. *Personality and Individual Differences*, 47(8), 990-995.
- Mendelson, G. (1982). Alexithymia and chronic pain: Prevalence, correlates and treatment results. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 37(3), 154-164. doi:10.1159/000287568 [doi]
- Meng, X., Bradley, J., Yavuz, B., Sparks, E., Venkataraman, S., Liu, D., . . . Owen, S. (2016). Mllib: Machine learning in apache spark. *The Journal of Machine Learning Research*, 17(1), 1235-1241.
- Merity, S., Keskar, N. S., & Socher, R. (2017). Regularizing and optimizing LSTM language models. *arXiv Preprint arXiv:1708.02182*,

- Michael, R. (1990). A preliminary investigation of alexithymia in men with psychoactive substance dependence. *American Journal of Psychiatry*, 147(9), 1228-1230.
- Mochizuki, H., Baumgärtner, U., Kamping, S., Ruttorf, M., Schad, L. R., Flor, H., . . . Treede, R. (2013). Cortico-subcortical activation patterns for itch and pain imagery. *Pain®*, 154(10), 1989-1998.
- Modestin, J., Furrer, R., & Malti, T. (2004). Study on alexithymia in adult non-patients. *Journal of Psychosomatic Research*, 56(6), 707-709.
- Montalvo, J. F., & Yáñez, S. (1994). Alexitimia: Concepto, evaluación y tratamiento. *Psicothema*, 6(3), 357-366.
- Moogk, D. R. (2012). Minimum viable product and the importance of experimentation in technology startups. *Technology Innovation Management Review*, 2(3)
- New, A. S., Rot, M. a. h., Ripoll, L. H., Perez-Rodriguez, M. M., Lazarus, S., Zipursky, E., . . . Goodman, M. (2012). Empathy and alexithymia in borderline personality disorder: Clinical and laboratory measures. *Journal of Personality Disorders*, 26(5), 660-675.
- Ogrodniczuk, J. S., Piper, W. E., & Joyce, A. S. (2005). The negative effect of alexithymia on the outcome of group therapy for complicated grief: What role might the therapist play? *Comprehensive Psychiatry*, 46(3), 206-213.
- O'Leary, D. E. (2013). Artificial intelligence and big data. *IEEE Intelligent Systems*, 28(2), 96-99.
- Páez, D., Martínez-Sánchez, F., Velasco, C., Mayordomo, S., Fernández, I., & Blanco, A. (1999). Validez psicométrica de la escala de alexitimia de toronto (TAS-20): Un estudio transcultural. *Boletín De Psicología*, 63, 55-76.
- Parker, J. D., Bauermann, T. M., & Smith, C. T. (2000). Alexithymia and impoverished dream content: Evidence from rapid eye movement sleep awakenings. *Psychosomatic Medicine*, 62(4), 486-491.
- Parker, J. D., Keightley, M. L., Smith, C. T., & Taylor, G. J. (1999). Interhemispheric transfer deficit in alexithymia: An experimental study. *Psychosomatic Medicine*, 61(4), 464-468.
- Parker, J. D., Taylor, G. J., & Bagby, R. M. (1993). Alexithymia and the recognition of facial expressions of emotion. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 59(3-4), 197-202.
- Parker, J. D., Wood, L. M., Bond, B. J., & Shaughnessy, P. (2005). Alexithymia in young adulthood: A risk factor for pathological gambling. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 74(1), 51-55.

- Parlamento Europeo. (2016). Reglamento (UE) 2016/679 del parlamento europeo y del consejo de 27 de abril de 2016. Retrieved from <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj>
- Paul, L. K., Schieffer, B., & Brown, W. S. (2004). Social processing deficits in agenesis of the corpus callosum: Narratives from the thematic apperception test. *Archives of Clinical Neuropsychology*, 19(2), 215-225.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., . . . Dubourg, V. (2011). Scikit-learn: Machine learning in python. *Journal of Machine Learning Research*, 12(Oct), 2825-2830.
- Pérez, L. Y. G., & Gallegos, W. L. A. (2017). Alexitimia y funcionalidad familiar en estudiantes de ingeniería. *Perspectiva De Familia*, 2, 27.
- Pinaquy, S., Chabrol, H., Simon, C., Louvet, J., & Barbe, P. (2003). Emotional eating, alexithymia, and binge-eating disorder in obese women. *Obesity Research*, 11(2), 195-201.
- Porcelli, P., & Meyer, G. J. (2002). Construct validity of rorschach variables for alexithymia. *Psychosomatics*, 43(5), 360-369.
- Probst, T., Sattel, H., Henningsen, P., Gundel, H., & Lahmann, C. (2017). Alexithymia as a moderator of treatment outcomes in a randomized controlled trial on brief psychodynamic interpersonal psychotherapy for patients with multisomatoform disorder. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 86(1), 57-59. doi:000448287 [pii]
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big Data*, 1(1), 51-59.
- Rauws, M., Quick, J., & Spangler, N. (2019). X2 AI tess: Working with AI technology partners. *The Journal of Employee Assistance*, 49(1), 22-25.
- Reimers, S., & Stewart, N. (2015). Presentation and response timing accuracy in adobe flash and HTML5/JavaScript web experiments. *Behavior Research Methods*, 47(2), 309-327.
- Rieffe, C., Oosterveld, P., & Terwogt, M. M. (2006). An alexithymia questionnaire for children: Factorial and concurrent validation results. *Personality and Individual Differences*, 40(1), 123-133.
- Rivest, R. (1992). The MD5 message-digest algorithm. Rfc 1321,
- Roedema, T. M., & Simons, R. F. (1999). Emotion-processing deficit in alexithymia. *Psychophysiology*, 36(3), 379-387.

- Rumelhart, D. E., & McClelland, J. L. (1988). *Parallel distributed processing* MIT press Cambridge.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: A modern approach* Malaysia; Pearson Education Limited.
- Rzhetsky, A., & Nei, M. (1992). Statistical properties of the ordinary least-squares, generalized least-squares, and minimum-evolution methods of phylogenetic inference. *Journal of Molecular Evolution*, 35(4), 367-375.
- Säkkinen, P., Kaltiala-Heino, R., Ranta, K., Haataja, R., & Joukamaa, M. (2007). Psychometric properties of the 20-item toronto alexithymia scale and prevalence of alexithymia in a finnish adolescent population. *Psychosomatics*, 48(2), 154-161.
- Salminen, J. K., Saarijärvi, S., Äärelä, E., Toikka, T., & Kauhanen, J. (1999). Prevalence of alexithymia and its association with sociodemographic variables in the general population of finland. *Journal of Psychosomatic Research*, 46(1), 75-82.
- Schläpfer, R. C., Koch, M., & Merkofer, P. (2015). *Industry 4.0 challenges and solutions for the digital transformation and use of exponential technologies*. Basel: Deloitte, 32.
- Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution* Currency.
- Sifneos, P. E., Apfel-Savitz, R., & Frankel, F. H. (1977). The phenomenon of "alexithymia": Observations in neurotic and psychosomatic patients. *Psychotherapy and Psychosomatics*.
- Sifneos, P. E. (1973). The prevalence of 'alexithymic' characteristics in psychosomatic patients. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 22(2), 255-262.
- Sifneos, P. E. (1975). Problems of psychotherapy of patients with alexithymic characteristics and physical disease. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 26(2), 65-70.
- Smolensky, P. (1987). Connectionist AI, symbolic AI, and the brain. *Artificial Intelligence Review*, 1(2), 95-109.
- Soto-Pérez, F., Franco, M., Monardes, C., & Jiménez, F. (2010). Internet y psicología clínica: Revisión de las ciber-terapias. *Revista De Psicopatología Y Psicología Clínica*, 15(1), 19-37.
- Steinweg, D. L., Dallas, A. P., & Rea, W. S. (2011). Fibromyalgia: Unspeakable suffering, a prevalence study of alexithymia. *Psychosomatics*, 52(3), 255-262.
- Stiefel, S. (2018). The chatbot will see you now: Mental health confidentiality concerns in software therapy.

- Sundermeyer, M., Schlüter, R., & Ney, H. (2012). LSTM neural networks for language modeling. Paper presented at the Thirteenth Annual Conference of the International Speech Communication Association,
- Swiller, H. I. (1988). Alexithymia: Treatment utilizing combined individual and group psychotherapy. *International Journal of Group Psychotherapy*, 38(1), 47-61.
- Tabibnia, G., & Zaidel, E. (2005). Alexithymia, interhemispheric transfer, and right hemispheric specialization: A critical review. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 74(2), 81-92.
- Tariq, Q., Daniels, J., Schwartz, J. N., Washington, P., Kalantarian, H., & Wall, D. P. (2018). Mobile detection of autism through machine learning on home video: A development and prospective validation study. *PLoS Medicine*, 15(11), e1002705.
- Taylor, G. J. (2000). Recent developments in alexithymia theory and research. *The Canadian Journal of Psychiatry*, 45(2), 134-142.
- Taylor, G. J., Bagby, R. M., Ryan, D. P., Parker, J. D., Doody, K. F., & Keefe, P. (1988). Criterion validity of the toronto alexithymia scale. *Psychosomatic Medicine*, 50(5), 500-509.
- Taylor, G. J., Parker, J. D., Bagby, R. M., & Bourke, M. P. (1996). Relationships between alexithymia and psychological characteristics associated with eating disorders. *Journal of Psychosomatic Research*, 41(6), 561-568.
- Taylor, G. J., & Bagby, R. M. (2004). New trends in alexithymia research. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 73(2), 68-77.
- Thorberg, F. A., Young, R. M., Sullivan, K. A., & Lyvers, M. (2011). Parental bonding and alexithymia: A meta-analysis. *European Psychiatry*, 26(3), 187-193.
- Toneatto, T., Lecce, J., & Bagby, M. (2009). Alexithymia and pathological gambling. *Journal of Addictive Diseases*, 28(3), 193-198.
- Uzun, Ö. (2003). Alexithymia in male alcoholics: Study in a turkish sample. *Comprehensive Psychiatry*, 44(4), 349-352.
- van der Velde, J., Servaas, M. N., Goerlich, K. S., Bruggeman, R., Horton, P., Costafreda, S. G., & Aleman, A. (2013). Neural correlates of alexithymia: A meta-analysis of emotion processing studies. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 37(8), 1774-1785.
- Van Der Walt, S., Colbert, S. C., & Varoquaux, G. (2011). The NumPy array: A structure for efficient numerical computation. *Computing in Science & Engineering*, 13(2), 22.

- Van Rossum, G. (2007). Python programming language. Paper presented at the USENIX Annual Technical Conference, 41-36.
- van Schie, C. C., van Harmelen, A., Hauber, K., Boon, A., Crone, E. A., & Elzinga, B. M. (2017). The neural correlates of childhood maltreatment and the ability to understand mental states of others. *European Journal of Psychotraumatology*, 8(1), 1272788.
- Vanheule, S., Desmet, M., Meganck, R., & Bogaerts, S. (2007). Alexithymia and interpersonal problems. *Journal of Clinical Psychology*, 63(1), 109-117.
- Vanheule, S., Verhaeghe, P., & Desmet, M. (2011). In search of a framework for the treatment of alexithymia. *Psychology and Psychotherapy: Theory, Research and Practice*, 84(1), 84-97.
- Van't Wout, M., Aleman, A., Bermond, B., & Kahn, R. S. (2007). No words for feelings: Alexithymia in schizophrenia patients and first-degree relatives. *Comprehensive Psychiatry*, 48(1), 27-33.
- Vorst, H. C., & Bermond, B. (2001). Validity and reliability of the Bermond–Vorst alexithymia questionnaire. *Personality and Individual Differences*, 30(3), 413-434.
- Way, I. F., Applegate, B., Cai, X., Franck, L. K., Black-Pond, C., Yelsma, P., . . . Muliatt, M. (2010). Children's alexithymia measure (CAM): A new instrument for screening difficulties with emotional expression. *Journal of Child & Adolescent Trauma*, 3(4), 303-318.
- Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2016). *Data mining: Practical machine learning tools and techniques* Morgan Kaufmann.
- Wu, X., Zhu, X., Wu, G., & Ding, W. (2014). Data mining with big data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 26(1), 97-107.
- Young, M. (2008). *Software testing and analysis: Process, principles, and techniques* John Wiley & Sons.
- Young, T., Hazarika, D., Poria, S., & Cambria, E. (2018). Recent trends in deep learning based natural language processing. *Ieee Computational intelligence Magazine*, 13(3), 55-75.
- Zech, E., Luminet, O., Rimé, B., & Wagner, H. (1999). Alexithymia and its measurement: Confirmatory factor analyses of the 20-item toronto alexithymia scale and the Bermond–Vorst alexithymia questionnaire. *European Journal of Personality*, 13(6), 511-532.

- Zeitlin, S. B., Lane, R. D., O'Leary, D. S., & Schrift, M. J. (1989). Interhemispheric transfer deficit and alexithymia. *The American Journal of Psychiatry*,
- Zlotnick, C., Mattia, J. I., & Zimmerman, M. (2001). The relationship between posttraumatic stress disorder, childhood trauma and alexithymia in an outpatient sample. *Journal of Traumatic Stress*, 14(1), 177-188.

9. Anexos

9.1. Lista de Elementos del Instrumento TAS-20

A continuación, se presentan los 20 ítems de la adaptación española de la Escala de Alexitimia de Toronto TAS-20 (Martínez Sánchez, 1996):

- **TAS01:** A menudo estoy confuso con las emociones que estoy sintiendo.
- **TAS02:** Me es difícil encontrar las palabras correctas para expresar mis sentimientos.
- **TAS03:** Tengo sensaciones físicas que incluso ni los doctores entienden.
- **TAS04:** Soy capaz de expresar mis sentimientos fácilmente.
- **TAS05:** Prefiero pensar bien acerca de un problema en lugar de solo mencionarlo.
- **TAS06:** Cuando estoy mal no sé si estoy triste, asustado o enfadado.
- **TAS07:** A menudo estoy confundido con las sensaciones de mi cuerpo.
- **TAS08:** Prefiero dejar que las cosas sucedan solas, sin preguntarme por qué suceden de ese modo.
- **TAS09:** Tengo sentimientos que casi no puedo identificar.
- **TAS10:** Estar en contacto con las emociones es muy importante.
- **TAS11:** Me es difícil expresar lo que siento acerca de las personas.
- **TAS12:** La gente me dice que exprese más mis sentimientos.
- **TAS13:** No sé qué pasa dentro de mí.
- **TAS14:** A menudo no sé por qué estoy enfadado/a.
- **TAS15:** Prefiero hablar con la gente de sus actividades diarias mejor que de sus sentimientos.
- **TAS16:** Prefiero ver espectáculos simples, pero entretenidos, que dramas psicológicos.
- **TAS17:** Me es difícil revelar mis sentimientos más profundos incluso a mis amigos más íntimos.
- **TAS18:** Puedo sentirme cercano a alguien, incluso en momentos de silencio.
- **TAS19:** Encuentro útil examinar mis sentimientos para resolver problemas personales.

- **TAS20:** Buscar significados ocultos a películas o juegos disminuye el placer de disfrutarlos.

Estos ítems se presentan al participante con una escala de respuesta tipo Likert de 5 niveles (muy de acuerdo, de acuerdo, indeciso, en desacuerdo y muy en desacuerdo), que se puntúan de 5 a 1 punto respectivamente (excepto los ítems TAS04, TAS05, TAS10, TAS18 y TAS19 que tienen una puntuación inversa).

La puntuación de las tres subescalas se obtiene en base a los siguientes ítems:

- **F1:** Dificultad para identificar sentimientos (confusión de la emoción con sensaciones físicas):
 - Ítems TAS01, TAS03, TAS06, TAS07, TAS09, TAS13 y TAS14.
- **F2:** Déficit del lenguaje emocional (dificultad para comunicar sentimientos)
 - Ítems TAS02, TAS04, TAS11, TAS12 y TAS17.
- **F3:** Pensamiento concreto (pensamiento operatorio).
 - Ítems TAS05, TAS08, TAS10, TAS15, TAS16, TAS18, TAS19 y TAS20.

9.2. Compromiso de Confidencialidad

[Confidencial]

9.3. Modelo de Consentimiento Informado

CONSENTIMIENTO INFORMADO PARA PARTICIPANTES DE INVESTIGACIÓN

Universidad Internacional de la Rioja (UNIR)
Máster Universitario en Psicología General Sanitaria

Estudiante TFM: Raúl Arrabales Moreno
Lugar de realización: Madrid, España.

*“Evaluación y Tratamiento de la Alexitimia con
Herramientas de Inteligencia Artificial”*

Introducción

Antes de dar consentimiento para participar en este estudio, es importante leer y comprender la siguiente explicación. A continuación, se describe el objetivo, procedimientos, beneficios y riesgos del estudio, las alternativas disponibles, y el derecho a retirarse del estudio en cualquier momento. Si no quiere participar, esto no afectará a su tratamiento.

Esta investigación, en la que se le pide su participación voluntaria, se enfoca en el uso de nuevas tecnologías de Inteligencia Artificial para detectar y tratar la alexitimia. La alexitimia no es una enfermedad, sino que se trata de un constructo, es decir, una entidad hipotética, como la inteligencia o la personalidad, que se caracteriza por la dificultad en el reconocimiento y el procesamiento de las propias emociones y las de otras personas. Se estima que la alexitimia afecta alrededor del 10% de la población. Aunque la alexitimia no es una enfermedad, su presencia se asocia claramente con el riesgo de padecer diferentes enfermedades mentales, como, por ejemplo, la depresión o el trastorno de estrés postraumático. Así mismo, la alexitimia está presente en el 85% de los casos de trastorno de espectro autista.

Nota: esta hoja de consentimiento informado puede contener información que usted no comprenda en su totalidad, por lo que no dude en solicitar la aclaración de cualquier duda que tenga al respecto.

Propósito del estudio

Esta investigación pretende establecer el valor diagnóstico y de tratamiento de la alexitimia que pueden proporcionar nuevas herramientas tecnológicas basadas en Inteligencia Artificial.

Procedimientos / Explicación del Estudio

Con este objetivo, solicitamos la colaboración de los participantes durante tres sesiones que podrán realizarse en el centro clínico al que acuden habitualmente o en las instalaciones del centro de prácticas presenciales al que acude el alumno de TFM. En la primera y tercera sesión se administrará una serie de pruebas psicométricas para estimar el grado de alexitimia. En la segunda sesión, se realizarán varios ejercicios guiados usando las herramientas que pretende evaluar el presente estudio.

Riesgos / Beneficios

Los participantes no se beneficiarán directamente de este estudio, salvo la oportunidad de poder contribuir al avance científico que puede beneficiar en el futuro a personas que padecen estas dificultades. No existe riesgo alguno derivado de la participación en este estudio, salvo la propia

molestia que pudiera ocasionar el cansancio asociado a la realización de las entrevistas clínicas, la evaluación psicológica y el uso de pantallas de visualización de datos.

Confidencialidad

Este estudio requiere la recogida de ciertos datos personales. Algunos de estos datos son de carácter general (como, por ejemplo, su fecha de nacimiento, sexo, estudios, dedicación, etc.) y otros están relacionados con la salud (por ejemplo, su historia clínica, su estado físico y mental, referidos en ocasiones como datos personales).

La recogida y tratamiento de dichos datos se llevarán a cabo de acuerdo con la legislación aplicable en materia de privacidad. Se adoptarán las medidas oportunas para garantizar la debida protección de los datos en todo momento, sin violación alguna de la confidencialidad. Estos datos se procesarán electrónicamente de manera anónima. Sólo el investigador podrá establecer la relación entre los datos recogidos en el estudio y su historia clínica.

Según lo establecido por el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) vigente desde mayo de 2018, todos los datos que se recogen son estrictamente confidenciales. Usted tiene derecho a pedir que le sean desvelados aquellos datos personales mantenidos de forma identificable, así como a solicitar la rectificación de cualquier dato incorrecto o incompleto. La información que salga fuera del centro no incluirá su nombre ni su dirección, ni ningún otro dato que permita su identificación. Todos los registros se mantendrán en la más estricta confidencialidad. Sólo se recogerán datos anónimos y se procesarán electrónicamente.

Coste / Compensación

No existe ningún coste por participar en este estudio. Todas las entrevistas y pruebas que se realicen no supondrán coste alguno. Tampoco se recibirá compensación económica o de otro tipo por participar en el estudio.

Alternativas a la participación

Su participación es completamente voluntaria. Puede declinar su participación en el estudio en cualquier momento sin que de esto se derive en ningún caso consecuencia clínica, sanción o penalización.

Derecho a retirarse del estudio

Usted, de acuerdo con el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) de mayo de 2018 y el Real Decreto 1720/2007, tiene derecho de oposición y cancelación, así como de solicitar la limitación, portabilidad, reclamación ante la Agencia Española de Protección de Datos y de retirada del consentimiento sobre el uso de sus datos en el momento que así lo decida.

Nombre del participante:

Nombre de madre / padre / tutor legal:

(en caso de que el participante sea menor de edad)

Nombre del estudiante: Raúl Arrabales Moreno.

Firma del participante (mayor de edad)

Firma de madre / padre / tutor legal (menores)

He leído y comprendido este consentimiento informado.

La información de este consentimiento informado me ha sido explicada.

Firma del estudiante

Fecha

NOTA: Se harán dos copias del consentimiento informado: una será para el estudiante TFM y la última para el participante o sus familiares.

9.4. Informe de la Comisión de TFM



2019_237

INFORME DE VALORACIÓN DE TFG/TFM

La Comisión de investigación de TFG/TFM de la Universidad Internacional de la Rioja, y los miembros que lo conforman exponen que:

El proyecto de TFG/TFM titulado ***“Evaluación y Tratamiento de la Alexitimia con Herramientas de Inteligencia Artificial.”*** presentado por D/Dña. ***“Raúl Arrabales Moreno.”*** en el que consta como autor/a, ha sido valorado en Madrid a fecha del día ***11 de marzo de 2019.***

Entendiendo que este estudio se ajusta a las normas éticas esenciales y criterios deontológicos que rigen en esta institución, el proyecto presentado es valorado como **FAVORABLE.**

Firmado. Comisión TFM.
Facultad Ciencias de la Salud,

Madrid a 11 de marzo de 2019.

9.5. Autorización del Centro Sanitario

[Confidencial]

9.6. Currículum del Autor

[Confidencial]