



BIOTECH

Interpretación de comportamientos relacionados con la conducta
verbal autista

Tutoría técnica: Dra. Daniela López De Luise

Profesora de Trabajo Final: Dra. Marcela Samela

Alumna: Jesica Gimena Peralta

Trabajo Final de Carrera presentado para obtener el título de
Lic. en Gestión de Tecnología informática

Agosto, 2023

Resumen

El Trastorno del espectro autista (TEA) es una afección en el desarrollo neurológico con dependencia genética, que es detectada durante la niñez en una serie de síntomas relacionados con la comunicación, el comportamiento, la interacción social y el razonamiento.

Este trabajo de investigación se centró en pacientes con TEA en estado severo, tomando como base a un comportamiento específico detectable en sesión terapéutica y que fue seleccionado de una lista de conductas presentes en trabajos previos del grupo de investigación BIOTECH, que trabaja con el Centro en Altos Estudios en Tecnología Informática, en el marco del cual se ubicó la presente investigación.

El movimiento patrón se estudió como parte de un conjunto de manifestaciones denominadas *stimmings* que, el proyecto ha detectado, son parte de la comunicación verbal no vocal del paciente. Cada patrón representa una comunicación verbal, definible por un conjunto específico de movimientos, sonidos y/o reacciones físicas visibles o no.

En este trabajo se realizó el estudio y análisis de módulos de procesamiento de videos e imágenes, a fin de procesar dichos patrones de comunicación verbal no vocal. A partir de los elementos encontrados, se pasó a una fase de interpretación en función de los estímulos a los que el paciente estuvo sometido en ese momento. La asociación es el mecanismo que, instintivamente, éste ha logrado activar a fin de comunicarse. Por dicha razón, resulta una herramienta útil para que los terapeutas y personas del entorno puedan interactuar con el paciente.

Palabra clave: conducta verbal autista, estadística, minería de datos, procesamiento de videos e imágenes, trastorno del espectro autista

1 Introducción

Según las estadísticas publicadas por el Centro de control y prevención de enfermedades (CDC), 1 de cada 68 niños nacidos en 2002 ha sido diagnosticados con Trastorno del Espectro Autista (TEA). Los menores con TEA pueden presentar alteraciones significativas a nivel social, comunicativo y conductual (CDC, 2022).

El manual de diagnósticos y estadísticas para desórdenes mentales (DSM) posee un sistema de clasificación de signos y niveles de severidad, que se considera referente en la comunidad. La Organización Mundial de la Salud (OMS) considera al TEA como un desorden pervasivo del desarrollo (Kilroy, 2022). Las características del TEA comprenden una amplia variedad de alteraciones clínicas y conductuales, que rondan en más de 800 disfunciones asociables al sistema nervioso central. Por otro lado, los pacientes con este trastorno pueden presentar déficits cognitivos severos en ciertas áreas (Greer, 1997). Estas alteraciones suelen manifestarse en fenómenos como alteraciones drásticas en el proceso atencional, reacciones exacerbadas ante estímulos simples, problemas para hallar la semántica adecuada a expresiones que requieren contextualización y deficiencias profundas en el proceso de adaptación ante situaciones inesperadas.

Resulta altamente notorio que las manifestaciones pueden observarse con distinto nivel de severidad, características y hasta edad de presentación (Greer, 1997). Por consiguiente, cabe mencionar que no todos los casos de TEA carecen de la habilidad de articular el habla, denominada lenguaje vocal, considerando que personas con Asperger lo preservan pero con severas limitaciones interpretativas. Asimismo, otros síntomas diferenciales suelen ser la hiperacusia y/o hipoacusia (López de Luise, 2020).

Lo expuesto anteriormente permite problematizar acerca del tema que se aborda en este trabajo de investigación, con el fin de plantear una adecuada interpretación de la comunicación verbal autista.

1.1 Planteamiento del Problema

Burrhus Skinner, autor del libro *Conducta Verbal* en el año 2007, se refiere al lenguaje en términos de la relación con sus antecedentes y consecuencias medioambientales. Acerca de sus estudios sobre la conducta verbal, indica que el lenguaje vocal es un subconjunto basado en que la emisión de sonidos o ciertas acciones, como los gestos, son verbales, aunque no formen parte de un lenguaje organizado. Esto puede provocar una reacción similar a la emisión del lenguaje vocal y, por lo tanto, es considerado parte de la conducta verbal (Skinner, 2007).

El autismo es un trastorno del neurodesarrollo caracterizado por una tríada de síntomas observables en los primeros tres años de vida, que consisten en el deterioro del desarrollo del lenguaje, comportamientos estereotipados asociados con intereses restringidos y trastorno de interacción social (Filipek, 2000).

Los niños con grado severo de autismo muestran déficits cognitivos significativos en las áreas de comunicación con los estímulos que ven, y parecen tener dificultades particulares para interpretar la información socialmente relevante, ya que los estímulos socialmente significativos son físicamente complejos, y este hecho es fundamental para la adaptabilidad conductual (López de Luise, 2020).

Este trabajo final de investigación realiza el estudio del procesamiento de videos e imágenes, con el objetivo de detectar patrones de comunicación y comportamientos relacionados con la conducta verbal autista, así como interpretar la acción que manifiesta el paciente al realizar movimientos de balanceo de cabeza.

1.2 Hipótesis

De acuerdo con el estudio realizado por López De Luise (2020), se infiere que los pacientes con severos grados del espectro se ven imposibilitados de una correcta comunicación vocal. Se menciona, además, que la respuesta de los pacientes con TEA hacia los estímulos del entorno está bajo una intencionalidad de expresión en los movimientos como parte de su acción (López de Luise, 2020).

De esta manera, se pueden definir dos hipótesis:

- H1. Existe intencionalidad en los movimientos de los pacientes con el espectro autista como parte de su reacción al entorno.
- H2. El paciente TEA en grados severos se ve imposibilitado de una correcta comunicación vocal.

1.3 Justificación

Para el presente trabajo de investigación se estudian casos puntuales, con un enfoque particular en los comportamientos repetitivos y estereotipados, que se consideran un síntoma importante de los trastornos del espectro autista (TEA). Algunos de los movimientos que suelen observarse en pacientes con este trastorno son, por ejemplo, saltos, giros, palmoteo, balanceo de cabeza y otros movimientos corporales rítmicos.

Además, cabe señalar que existen casos en los que hay tanto hipoacusia como hiperacusia, que puede ser generalizada o centrada en un determinado sonido. Este tipo de anomalías hacen que el paciente se sienta molesto o aislado de los estímulos externos (Cohmer, 2014).

El interés por este tema surge de la necesidad de lograr una adecuada interpretación de los niños con TEA de grado severo, tanto de sus pensamientos como sentimientos propios y expresiones. Partiendo como base del video de un paciente, se logra identificar la causa del movimiento estereotipado. De esta manera, este trabajo posibilita tomar conocimiento sobre los comportamientos relacionados con la conducta verbal autista, lo que contribuiría, con una adecuada interpretación, a disminuir los problemas de comunicación que actualmente tienen los pacientes.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivos Generales

El objetivo de este trabajo de investigación es interpretar patrones de comunicación de la conducta verbal autista, en particular, comprender las respuestas intencionales.

De la detección de movimientos de balanceo de cabeza, se generan metadatos y estadísticas para validar y analizar lo hallado. De este modo, se pretende comprender la asociación entre los movimientos y expresiones de los pacientes con su estado interno, mediante sus manifestaciones externas.

1.4.2 *Objetivos Específicos*

- Analizar el comportamiento verbal autista en videos de niños con TEA en sesiones de terapia.
- Identificar movimientos de balanceo de cabeza de niños con autismo severo y generar los metadatos a estudiar.
- Analizar resultados detallados en base a los metadatos extraídos.

1.5 Alcance

En el presente trabajo se realiza una investigación y estudio detallado para analizar movimientos de balanceo de cabeza sobre la conducta autista, considerando que, según Skinner, la comunicación tiene origen en el conductismo. Con los resultados obtenidos se generan estadísticas de validación aplicando minería de datos. Esto abarca los siguientes puntos:

- Determinación y estudio del caso
- Procesamiento del video en la rutina
- Análisis de los resultados
- Estadísticas y minería de datos
- Informe

1.6 Enfoque Metodológico

El enfoque metodológico del presente trabajo de investigación es cuantitativo. Para lograr el objetivo propuesto y la demostración de las hipótesis, se estudia un caso de uso real. En base a los movimientos expresados por el paciente con TEA, se generan informes que sustentan dichas hipótesis.

Se alcanzan los resultados a través de la utilización de la rutina del proyecto BIOTECH, de la Universidad Autónoma de Entre Ríos (UADER), donde se realiza el procesamiento de videos de terapias autistas en el cual se aplica Machine Learning. Una vez procesado el video, se analizan los movimientos y se estudian con base en los metadatos extraídos. Los metadatos son patrones con información detallada del movimiento del video, estudiados en Software de estadísticas y minería de datos.

1.7 Contribuciones Principales

Las principales contribuciones de este trabajo son: lograr una mejor interpretación de la comunicación verbal autista y, especialmente, lograr una mejor calidad de vida para los pacientes autistas.

Además, el trabajo aporta información e investigación para un equipo de trabajo de la Universidad Autónoma de Entre Ríos, que tiene el proyecto en curso llamado BIOTECH. Para tal proyecto, se estima una publicación a nivel nacional e internacional en los próximos meses.

1.9 Recursos Necesarios

A continuación, se muestra la tabla 2, con los recursos necesarios en este trabajo de investigación.

Tabla 1
Recursos Necesarios

Recursos	
Sistema Operativo	Windows 10
Software IDE de procesamiento	Visual Studio
Lenguaje de Programación	Python
Software Estadístico	WEKA
Video	Video de pacientes con TEA autorizado

Fuente: Elaboración propia.

1.10 Estructura General del Trabajo de Investigación

El presente trabajo de investigación tiene definida la estructura en cinco capítulos definidos. En cada uno de ellos se desarrollan definiciones y conceptos sobre la temática. Además, luego de la conclusión, se expresan las líneas de futuro trabajo de investigación. Finalmente, se incluye un anexo, acrónimos y referencias bibliográficas.

Se menciona a continuación la composición de la estructura junto con un resumen:

1. **Introducción:** en este capítulo se detallan la problemática, hipótesis, justificación, objetivos -tanto generales como específicos-, alcance, enfoque metodológico, contribuciones, cronograma, recursos necesarios y estructura del presente trabajo.
2. **Marco Teórico:** contiene la información relevante sobre autismo y la tecnología utilizada en este trabajo, la inteligencia artificial. Se detallan definiciones, características, desarrollo y detección, pronóstico, complicaciones, cronología, niveles del espectro, estudios actuales, tratamientos, factores de riesgo, problemas de alimentación. En cuanto a la tecnología, se dan definiciones de la inteligencia artificial, machine learning, deep learning y los principales términos utilizados por la tecnología.
3. **Desarrollo Técnico:** se estudia la rutina de procesamiento de video y se procede a trabajar el caso de uso. Además, se describen las herramientas utilizadas y se especifica el caso de uso.
4. **Análisis de Resultados:** en este capítulo se trabaja con los resultados obtenidos en el procesamiento del video.
5. **Conclusiones y Sugerencias:** se detallan las mismas, en base a los resultados del capítulo IV.
6. **Líneas Futuras de Investigación:** se menciona el trabajo pendiente para con el proyecto BIOTECH.
7. **Anexo: Desarrollo Biotech – Rutinas**
8. **Acrónimos**
9. **Referencias**

3 Desarrollo Técnico

3.1 Desarrollo

Este trabajo de investigación parte del proyecto BIOTECH, en el cual se aplican algoritmos simples para identificar movimientos y determinar las reacciones típicas que pueden ser parte del stimming del paciente con TEA de grado severo. Se denominan stimmings a comportamientos de autoestimulación, caracterizados por la repetición de movimientos físicos, sonidos, palabras u objetos en movimiento (López de Luise, 2022).

Para la realización de la investigación con el caso de uso, se emplean tecnologías de acceso simple y económico, debido a que la intención es que los prototipos queden a disposición de la comunidad. Los módulos de procesamiento del proyecto se implementan en versiones de Python y OpenCV; y el estudio estadístico, con el software WEKA.

Cada persona con la condición de TEA tiene una selección única de posibles manifestaciones. Por eso, es importante determinar las respuestas verbales del paciente, ante determinados estímulos, para detectar el contexto y poder inferir en la semántica que se les asigna (López de Luise, 2022).

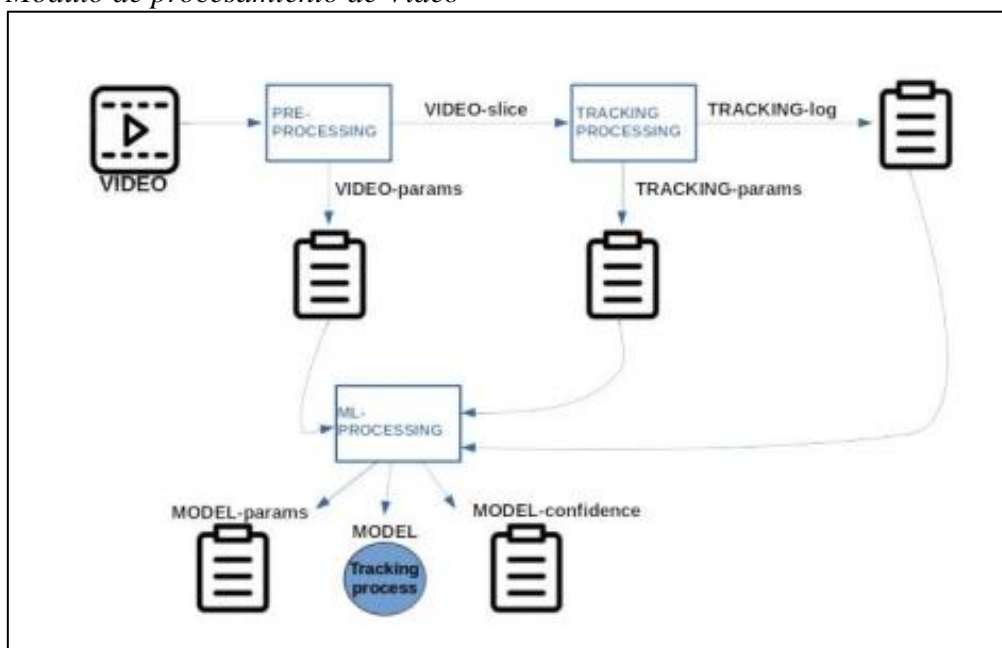
3.1.2 Módulo de Procesamiento de Video

Las rutinas utilizadas para realizar el seguimiento son las tradicionales Cascade Object Detector con Python del proyecto BIOTECH, descritas en el Anexo del presente trabajo (López de Luise, 2022).

La figura 6, titulada Módulo de procesamiento de Video, representa los pasos básicos del procesamiento. Las rutinas realizan un procesamiento típico, mientras se graba un registro que informa las coordenadas del marco con la posición de la cabeza y los ojos.

Esta información se utiliza para obtener metadatos que ayuden a determinar la evidencia de movimientos repetitivos, los antes mencionados, stimmings. En este análisis se estudia, principalmente, el movimiento o stimming de Balanceo de Cabeza (López de Luise, 2022).

Figura 1
Módulo de procesamiento de Video



Nota. Adaptado de Inteligencia artificial y aprendizaje automático para el cuidado de la salud (López de Luise, 2022)

La parte clave es el ajuste de los parámetros de procesamiento con Machine Learning para que el modelo mantenga la capacidad de detectar y rastrear los movimientos del paciente con buena precisión (módulo ML - PROCESSING). Cada registro es procesado con varias configuraciones de parámetros, generando una base de datos con el registro resultante. Los datos se conforman por los parámetros que se agrupan en VIDEO_params, dentro de la Ilustración 6 (López de Luise, 2022).

- Filename = Nombre del video que se está procesando.
- Frame_rate = número de imágenes por segundo en el archivo.
- Size x = tamaño en píxeles en la dimensión x.
- Size y = tamaño en píxeles en la dimensión y.
- Tamaño total en kb = tamaño del archivo en kilobytes.
- Resolución = resolución final de las imágenes antes de ser procesadas.
- Marcas totales = número de marcas detectadas durante el procesamiento del archivo. Las marcas se describen en dos, lo que indica el número de "elemento" e "inicio" en el registro, que es una combinación que indica los tiempos de inicio y fin de un stimming.
- Scale_factor = cuánto se reduce el tamaño de la imagen en cada escala de imagen. 1,05 es un buen valor posible para esto, lo que significa un pequeño cambio de tamaño, es decir, reducir el tamaño en un 5%. De este modo, aumenta la posibilidad de que el tamaño coincida con el modelo para la detección.
- Min_neighbors = número de vecinos que debe tener cada rectángulo candidato para conservarlo. Este parámetro afecta la calidad de las caras detectadas. Un valor más alto da como resultado menos detecciones, pero con mayor calidad.
- Min_movement_frames = número mínimo de fotogramas considerados para el movimiento detección. Se recomienda utilizar un número par.
- Min_size = Tamaño de objeto mínimo posible. Los objetos más pequeños se ignoran (López de Luise, 2022).

Los datos recopilados para TRACKING_params de la base de datos son:

- Tiempo = marca de tiempo, segundo desde el comienzo del video
- R, G, B = valor de balance de rojo, verde y azul en la imagen.
- x,y = coordenadas x e y del recuadro, una vez que se segmenta un elemento.
- wx,wy = tamaño en ambos lados del recuadro.
- elemento = indica qué parte del cuerpo está en movimiento. Es uno de los siguientes: {ojo | cabeza | nariz | boca | mano | brazo | pierna}. La lista podría ampliarse en futuras pruebas.
- marca = indica que esta imagen es el comienzo o el final de un stimming. Podría ser uno de {inicio | final} (López de Luise, 2022).

Una vez analizados los datos, se generan las estadísticas que verifiquen las hipótesis. Para conformar la recolección de datos, se realizan los siguientes pasos:

- Análisis de datos: luego de procesado el video en la rutina, se extraen las instancias obtenidas para la generación de los metadatos.
- Tratamiento estadístico y heurístico de las instancias: cada tira patrón se etiqueta y se agrupa con técnicas de agrupamiento o clustering.
- Determinación de estímulo: una vez detectado el patrón, se asocian los tiempos al movimiento en estudio.
- Asociación de estímulos: se evalúan los estímulos y se conservan sólo los patrones asociados a stimming en estudio, en este caso, balanceo de cabeza. De este procedimiento, se generan análisis y conclusiones estadísticos (López de Luise, 2022).

Cascade Object Detector – Python

Existen técnicas de aprendizaje que permiten el reconocimiento de objetos en una imagen o frame de video. Las más destacadas para separar formas particulares están determinadas por el aprendizaje inductivo durante la construcción de árboles de clasificación. Para el procesamiento de video, se utiliza la técnica de clasificación de cascada definida e implementada por Viola y Jones, los primeros en implementar o aplicar Haar más conocido como método de clasificación Haar Cascades.

El algoritmo utiliza ventanas del mismo tamaño con 2, 3 y 4 rectángulos también con igual dimensión. En cada una de esas ventanas, se aplica la función Haar, que se calcula como la suma de los píxeles que se encuentran dentro de los rectángulos blancos y se resta con la suma de los píxeles del rectángulo sombreado.

Para la aplicación de la técnica Haar Cascades, se utilizaron librerías de visión artificial como OpenCV. Mediante su implementación, se ha desarrollado un programa con rutinas en Python, detallada en el anexo. Se utiliza, entre otras funcionalidades, para mostrar en forma visible los objetos que hayan cumplido todas las etapas de clasificación (Ambrogio, 2020).

Inicialmente, se procede a la creación de clasificadores para cada uno de los objetos que se desean identificar, a partir de la función CascadeClassifier del módulo cv2 de la librería OpenCV, en el código del programa. Luego, se procesa el flujo de datos de video y, por cada frame detectado, se hace lo siguiente:

- Se transforma la imagen capturada a escala de grises, debido a que los modelos fueron entrenados con sets de datos de estas características. Esto se realiza, fundamentalmente, para reducir procesamiento y hacer factible esta detección en tiempos relativamente coherentes (Ambrogio, 2020).
- Se obtienen las coordenadas de diferentes secciones, donde el clasificador, declarado previamente en base al modelo, identifica un objeto con características aparentes al objeto deseado. Esta función es de las más importantes en el proceso, y es identificada como `detectMultiScale` en el módulo de la librería, ya que los objetos que identifica pueden tener diferentes tamaños. Esto se hace para cada uno de los clasificadores sobre los que se quiere detectar objetos (Ambrogio, 2020).
- Una vez obtenidas todas las coordenadas de los objetos identificados en el frame, se procede a dibujarlos en el frame original a color y se renderiza un rectángulo en la sección correspondiente. Adicionalmente, se agrega un título para identificar el objeto (Ambrogio, 2020).
- Por último, se muestra el frame generado, con los rectángulos que identifican los objetos en una ventana para su visualización (Ambrogio, 2020).

Software Weka

WEKA es un entorno experimental de análisis de información, desarrollado en la Universidad de Waikato, en Nueva Zelanda, en el año 1993. Permite aplicar, analizar y evaluar las técnicas más relevantes de análisis de datos, principalmente, las provenientes del aprendizaje automático, sobre cualquier conjunto de datos del usuario.

Para trabajar en el software, se requiere que los datos a analizar se almacenen con un cierto formato, conocido como ARFF (Attribute-Relation File Format) (Corso, 2009).

La herramienta Weka define cuatro entornos para el análisis y extracción de conocimiento a partir de datos:

- Explorer: es el entorno que permite visualizar una interfaz gráfica para el uso de paquetes.
- Experimenter: este entorno permite configurar un conjunto de experimentos completos y complejos de análisis, a través de distintos métodos de tratamiento y sobre distintos ficheros de datos.
- KnowledgeFlow: este entorno permite generar proyectos de minería de datos mediante la generación de diagramas de flujos de información.
- Simple CLI: entorno consola para acceder directamente con java a los paquetes de Weka (Corso, 2009).

Se reconoce como software de libre distribución desarrollado en Java. Está constituido por una serie de paquetes de código abierto con diferentes técnicas de preprocesado, clasificación, agrupamiento, asociación y visualización, así como facilidades para su aplicación y análisis de prestaciones cuando son aplicadas a los datos de entrada, seleccionando diferentes tipos de operaciones, en etapas independientes, que se pueden realizar sobre los datos:

- Preprocess: selección de la fuente de datos y preparación (filtrado).
- Clasify: facilidades para aplicar esquemas de clasificación, entrenar modelos y evaluar su precisión.
- Clúster: algoritmos de agrupamiento.

- Associate: algoritmos de búsqueda de reglas de asociación.
- Select Attributes: búsqueda supervisada de subconjuntos de atributos representativos.
- Visualize: herramienta interactiva de presentación gráfica en 2D (Cardenas, 2015).

En este sentido, la Herramienta WEKA es una opción eficaz y válida para los procesos de minería de datos y permite realizar de forma precisa los procesos primordiales de ésta. También posibilita un análisis primario de los datos para llegar a la confirmación de hipótesis y, de esta manera, concluir a la toma de decisiones basada en resultados del proceso de análisis de datos. Resultan necesarios métodos de análisis más robustos y optimizados para el análisis de un volumen mayor de éstos.

4 Análisis de los Resultados

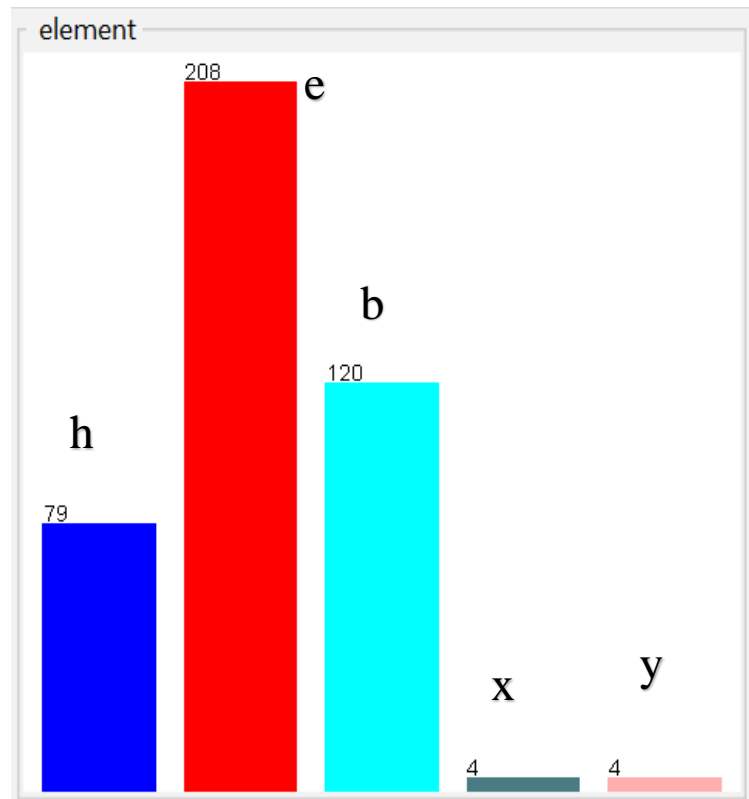
El presente análisis basado en el video descrito en el caso de uso, tiene como objetivo principal determinar si los metadatos son lo suficientemente buenos para describir el comportamiento del paciente.

Cabe mencionar que el archivo Log, con el registro de las actividades, luego de procesarse el video, arrojó una suma de 415 instancias de ser analizadas en formato csv. Las instancias fueron trabajadas con el software WEKA, que es utilizado para aplicar al aprendizaje automático y la minería de datos.

La figura 9 muestra el histograma de distribución para la cabeza, los ojos y las cejas detectados (marcados con h, e y b) y los reflejos en las direcciones x e y para las instancias.

Figura 2

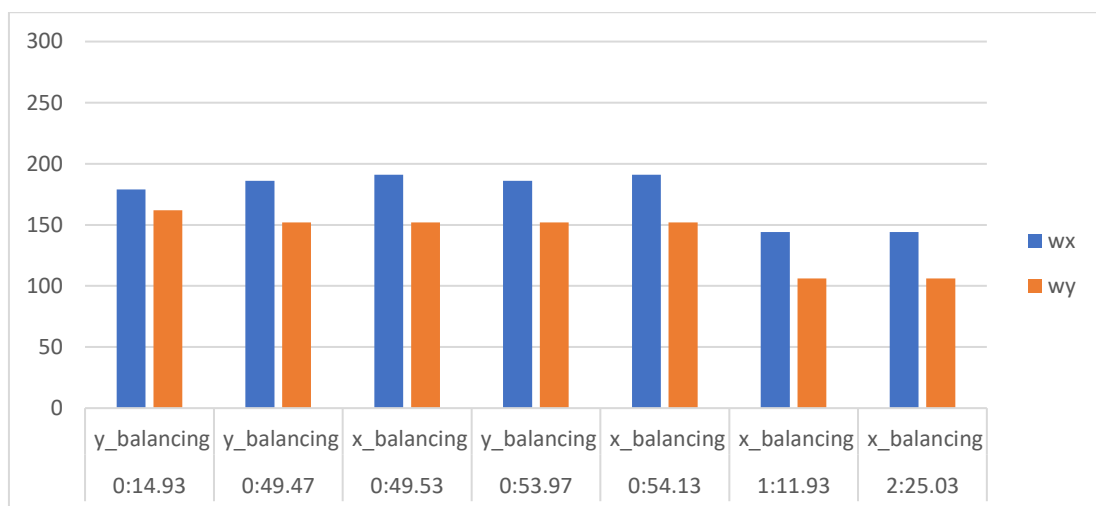
Histograma del stimming



Fuente: Elaboración propia.

Cada tira patrón-audio se etiqueta y se agrupa con técnicas de agrupamiento o clustering. Una vez agrupados los datos, se generó el siguiente gráfico dinámico, donde se puede visualizar el tiempo en el cual se detectó el stimming de balanceo de cabeza.

Figura 3
Tiempo de detección de stimming



Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, se considera conveniente señalar la importancia de la heurística, que es una técnica o método inteligente para realizar una tarea que no es producto de un riguroso análisis formal, basado en conceptos tales como la entropía, estadística, inferencia, etc. Apela al conocimiento experto sobre un tema a solucionar, debido a la complejidad de su naturaleza.

Normalmente, estas técnicas aportan soluciones a problemas combinatoriales con un buen rendimiento en lo referente a calidad de soluciones y a los recursos empleados, procurando cierto grado de confianza al encontrar soluciones de alta calidad con un costo computacional razonable. Es típico, en este tipo de modelos computacionales, que no se garantice una solución óptima o factible de la misma e, incluso en algunos casos, es imposible establecer lo cerca que se está de dicha situación. Se usa el calificativo heurístico en contraposición a exacto.

Es de destacar, en este aspecto, que la condición de heurística no impide que sean eficaces y, muchas veces, constituyen la única manera de resolver computacionalmente el problema.

A continuación, se muestran las heurísticas utilizadas para el modelado y sus principales parámetros, basado en el resultado obtenido sobre la herramienta WEKA:

Tabla 2
Resultado Heurísticas

Heurísticas Weka				
Detalle heurístico	Descripción	%OK	Kappa	SQE
Árbol de Hoeffding	Un árbol de decisiones incremental en cualquier momento. Algoritmo de inducción que es capaz de aprender de flujos de datos masivos, asumiendo que el ejemplo de generación de distribución no cambia con el tiempo.	99,03	0	0,10
J48	Genera una decisión C4.5 podada o no podada árbol. Creado por Ross Quinlan (1993).	99,03	0	0,10
Árbol LMT	Clasificador para construir 'árboles de modelos logísticos' que son árboles de clasificación con logística funciones de regresión en las hojas.	99,03	0	0,50
Bosque aleatorio	Construye un bosque de árboles aleatorios, según Leo Breiman (2001).	100,00	1	0,04
Árbol aleatorio	Un bosque de árboles al azar, según Leo Breiman (2001).	100,00	1	0,00
Árbol de representación	Aprendiz rápido del árbol de decisiones, basado en un árbol de decisión/regresión, usando información ganancia/varianza y lo poda usando reducción de error poda (con refuerzo).	99,03	0	0,02

Se destacan los principales métodos heurísticos utilizados. En la tabla 5 se puede observar que la métrica de calidad Kappa statistics, esencial para evaluar los métodos heurísticos, declara un 0 para la mayoría de los árboles, o que implica que el resultado es aleatorio y poco confiable. Lo contrario sucede en el caso de los métodos Bosque/árbol aleatorio, con un valor máximo de la métrica, que es 1.

Con lo cual, las heurísticas bosque aleatorio y árbol aleatorio son capaces de inferir al individuo utilizando los metadatos considerados. Las estadísticas de Kappa, que mide el grado

de concordancia de las evaluaciones nominales u ordinales realizadas por múltiples evaluadores cuando los evaluadores evalúen las mismas muestras, se mantienen en ambos casos en los valores esperados. El error cuadrático relativo (SQE) también es un número bajo, según lo esperado.

A modo informativo, se presentan los detalles sobre cada heurística y el significado de los valores de Kappa:

- Cuando $Kappa = 1$, existe concordancia perfecta.
- Cuando $Kappa = 0$, la concordancia es la misma que se esperaría en virtud de las probabilidades.
- Cuando $Kappa < 0$, la concordancia es más débil que lo esperado en virtud de las probabilidades; esto casi nunca sucede.

5 Conclusiones y Sugerencias

Este trabajo de investigación presentó las principales características de los pacientes con TEA y su relación con el problema de comunicación. Ha sido relevante contar con los videos de las sesiones de terapia, puesto que resultaron una buena herramienta para comprender su conducta verbal. Así, es pertinente mencionar que el caso de uso presentado en este trabajo evidencia que los estímulos pueden relacionarse con movimientos muy específicos.

Con base en el estudio de metadatos del Proyecto BIOTECH, basado en procesamientos matemáticos y heurísticos de patrones detectados previamente por especialistas en el tema, fue posible determinar movimientos y sonidos repetitivos, conocidos como stimmings. Si bien se presentaron varios movimientos, como balanceo del cuerpo hacia el costado, hacia adelante y hacia atrás, así como aleteo de brazos, este trabajo de investigación se centró en el análisis del stimming de balanceo de cabeza.

Debido a que los sonidos son considerados como parte del stimming, fue complementado con un patrón de actitudes corporales. Para evaluarlo, se introdujo un flujo de trabajo con algoritmos de seguimiento estándar basados en la tecnología de inteligencia artificial.

Se utilizó como una alternativa de software de minería de datos, el denominado Weka, que es una herramienta libre. Es posible destacar que, con esta investigación, se detectaron algoritmos de clasificación basados en reglas confiables y precisos, para poder aplicarlo en determinadas circunstancias, así como se validó un proceso automático, basado en precisión y repetitividad, que concuerda con el análisis del caso de uso manual para hallar aquellos momentos en los que el paciente se comunica mediante el stimming. De esta forma, los resultados de las pruebas tienen valores de Kappa statistics, en las heurísticas de los algoritmos de clasificación árbol aleatorio y bosque aleatorio, igual a 1 y un excelente porcentaje de instancias clasificadas correctamente, del 100%, al inferir la identificación del paciente a partir de los metadatos de los movimientos recopilados.

A raíz de los resultados descriptos en el párrafo precedente, también se confirma que existen patrones del video en los que el paciente responde selectivamente ante ciertos estímulos. Con lo dicho, se puede concluir, respondiendo a los objetivos generales de este trabajo de investigación, que la rutina para procesamiento de videos del proyecto BIOTECH, centralizado en la detección de stimming de balanceo de cabeza, demostró una eficacia alta al detectar el movimiento del paciente, existiendo intencionalidad como parte de su reacción al

entorno y, a su vez, también queda demostrada la imposibilidad de una correcta comunicación vocal como uno de los síntomas del autismo de grado severo, ya que si bien el paciente emitió palabras, no lograba mantener la mirada ni lograr una comunicación.

Se espera que, en líneas futuras de investigación del proyecto BIOTECH, una vez establecido el nivel de confiabilidad del proceso completo, se pueda dar paso a la atención de más variables de stimming no detectadas y se implemente una interfaz visual adecuada a cualquier uso personal. Con dicha interfaz, se espera que cuente con una buena usabilidad y una eficiente experiencia de usuario.