

**Centro de Investigación Científica y de Educación
Superior de Ensenada, Baja California**



**Maestría en Ciencias
en Ciencias de la Computación**

Patrones gestuales para la detección de autismo en niños

Tesis
para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de
Maestro en Ciencias

Presenta:

Gloria Ivonne Monarca Pintle

Ensenada, Baja California, México
2018

Tesis defendida por
Gloria Ivonne Monarca Pintle

y aprobada por el siguiente Comité

Dra. Mónica Elizabeth Tentori Espinosa
Co-director de tesis

Dr. Edgar Leonel Chávez González
Co-director de tesis

Miembros del comité

Dr. José Antonio García Macías

Dra. Mónica Hernández Rodríguez



Dr. Jesús Favela Vara
Coordinador del Posgrado en Ciencias de la Computación

Dra. Rufina Hernández Martínez
Directora de Estudios de Posgrado

Resumen de la tesis que presenta **Gloria Ivonne Monarca Pintle** como requisito parcial para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ciencias de la Computación.

Patrones gestuales para la identificación de autismo en niños

Resumen aprobado por:

Dra. Mónica Elizabeth Tentori Espinosa
Co-director de tesis

Dr. Edgar Leonel Chávez González
Co-director de tesis

El autismo es uno de los trastornos de desarrollo más frecuentes y su prevalencia va en aumento. En México se estima que 1 de cada 115 niños tiene autismo. El diagnóstico del autismo es una tarea compleja, tardada y subjetiva, se basa en el auto-reporte y la observación de comportamientos. En los últimos años se han realizado investigaciones para encontrar marcadores bio-conductuales computacionales del autismo –un marcador bio-conductual computacional es una característica del autismo que se puede identificar por herramientas computacionales-. En particular se ha encontrado que la fuerza que usan los niños con autismo al jugar en una tableta es diferente a la fuerza que usan los niños neurotípicos. Sin embargo, los gestos realizados en una tableta rígida no brindan información suficiente para evaluar la fuerza que se usa. Las superficies elásticas representan una mejor oportunidad que las tabletas para evaluar aspectos relacionados con la fuerza. En esta tesis se propone la identificación del autismo en niños mediante el análisis de los gestos que realizan al usar una superficie elástica. Durante esta tesis se realizó un estudio en sitio donde participaron 46 niños neurotípicos y 26 niños con autismo. Todos los niños realizaron 7 actividades en una superficie elástica llamada Música Flexible, la cual es una superficie elástica que permite a los niños con autismo crear música y practicar patrones de movimiento. Para analizar los gestos que realizan los niños y evaluar si podemos distinguir autismo, se utilizaron técnicas de aprendizaje de máquina y se realizaron 3 experimentos. Los resultados indican que es posible distinguir entre niños con autismo de niños neurotípicos con una precisión de 97.2 % y una sensibilidad de 94.6%, utilizando la fuerza como variable de control cuando interactúan con una superficie elástica. Un análisis de los patrones gestuales de los niños con autismo al interactuar con una superficie elástica reveló que realizan gestos más pequeños, más angostos y más duraderos. Esto implica que los niños con autismo realizan menos gestos y usan menos fuerza que los niños neurotípicos.

Palabras clave: detección de autismo, superficies elásticas, gestos, aprendizaje de maquina

Abstract of the thesis presented by **Gloria Ivonne Monarca Pintle** as a partial requirement to obtain the Master of Science degree in Computer Science.

Gestural patterns for the detection of autism in children

Abstract approved by:

Dra. Mónica Elizabeth Tentori Espinosa

Co-director de tesis

Dr. Edgar Leonel Chávez González

Co-director de tesis

Currently, autism is one of the most frequent developmental disorders and its prevalence is increasing. In México 1 out of 155 children has autism. Etiology of autism is multifactorial and yet to be completely determined, consequently there is no cure for autism. Detection, the earliest the better, and subsequent remedial therapies is the only option. However, detection of autism is time-consuming, based on self-reporting and behavioral observation. As a consequence, the detection of autism is highly subjective. In recent years, research has been conducted to uncover the computational bio-behavioral markers associated to autism. A computational bio-behavioral marker is a behavioral feature able to be identified by computational tools. In particular, it has been found that children with autism use a different amount of force than neurotypical children when playing games with a tablet. However, a tablet using a rigid display can hardly uncover the amount of force its users use when manipulating its interface, making elastic surfaces a more appropriate technology to evaluate aspects related to force. In this work, we hypothesize that autism can be detected by analyzing the gestures used by children when interacting with an elastic surface. We conducted a deployment study where 46 neurotypical children and 26 children with autism used an elastic surface called Bendable Sound. Bendable Sound is a spandex fabric that allows children with autism to create music and practice movement patterns. We conducted 3 experiments analyzing our data by participant, gesture, and activity. We were able to distinguish between neurotypical and autistic children with 97.2% precision and 94.6 recall using only the interaction with an elastic surface as diagnostic tool. An analysis of the gestural movement patterns of children with autism shows that they tend to do smaller, narrower and slower gestures than neurotypicals. This implies that children with autism practiced fewer gestures and used less force than neurotypicals. This encouraging result seem to indicate that automated detection of autism is feasible.

Keywords: autism detection, flexible surfaces, gestures, machine learning

Dedicatoria

*A mi papá, quien siempre me dio todo
su apoyo y amor.*

Agradecimientos

A mi papá quien me apoyo y creyó en mi hasta el último momento. A mi mamá que me dio todo su apoyo desde el momento que decidí iniciar esta etapa. A mis hermanos que aunque están lejos siempre me han apoyado. Al resto de mi familia tíos y primos en especial a Javi que con sus mensajes ocurrentes siempre me saca una sonrisa.

A Arturo, que durante todos estos años ha soportado mis dramas, por levantarme el ánimo cunado lo necesito, por ayudarme cuando me sentía atorada en el trabajo, por todos los consejos.

A Linney quien siempre se tomó el tiempo para aclarar mis dudas, para revisar mis trabajos, por todo el apoyo que me dio durante este trabajo.

A mis directores de tesis la Dra. Mónica Tentori y el Dr. Edgar Chávez por su guía y enseñanzas durante este proyecto de investigación. A los miembros del comité.

Finalmente, gracias a CICESE y a CONACYT por la oportunidad de estudiar un posgrado y por el apoyo económico que hizo posible la realización de mis estudios de maestría

Tabla de contenido

Resumen en español.....	ii
Resumen en ingles.....	iii
Dedicatoria.....	iv
Agradecimientos.....	v
Lista de Figuras.....	ix
Lista de Tablas.....	xi

Capítulo 1 Introducción

1.1 Autismo.....	1
1.2 Diagnóstico.....	3
1.3 Marcador bio-conductual computacional del autismo	6
1.4 Planteamiento del problema	6
1.4.1 Preguntas de Investigación	8
1.5 Objetivos	9

Capítulo 2 Trabajo Relacionado

2.1 Detección de conductas sociales y comunicativas	12
2.2 Detección de movimientos estereotipados	17
2.3 Detección de patrones de movimiento	20
2.4 Resumen	23

Capítulo 3 Desarrollo de los materiales para el experimento

3.1 Superficies elásticas (Música Flexible).....	26
3.1.1 Arquitectura y configuración física de Música Flexible.....	27
3.1.2 Librería TSPS.....	29
3.1.3 Actividades de Música Flexible.....	30

3.1.4	Instrucciones en Música Flexible	31
3.2	Gestos en superficies elásticas.....	32
3.2.1	Detección de gestos y almacenamiento de datos	32
3.2.2	Registro de gestos no validos	34
3.3	Extracción de características para gestos en superficies elásticas.....	35
3.4	Resumen y conclusiones	39
Capítulo 4 Estudio piloto		
4.1	Objetivo.....	40
4.2	Métodos.....	40
4.2.1	Participantes.....	40
4.2.2	Procedimiento	41
4.2.3	Recolección de datos	43
4.2.4	Análisis de datos	44
4.3	Resultado	47
4.3.1	Experimento por sujeto.....	47
4.3.2	Experimento por gesto.....	50
4.4	Discusión	52
Capítulo 5		
5.1	Objetivo.....	55
5.2	Métodos.....	55
5.2.1	Participantes.....	55
5.2.2	Instalación de Música Flexible.....	56
5.2.3	Procedimiento	57
5.2.4	Recolección de datos	60
5.2.5	Análisis de datos	61

5.3	Resultados.....	62
5.3.1	Experimento por sujeto.....	62
5.3.2	Experimento por actividad	67
5.3.3	Experimento por gesto.....	69
5.4	Discusión	73
 Capítulo 6		
6.1	Conclusiones	79
6.2	Aportaciones	79
6.3	Limitaciones	80
6.4	Trabajo futuro	80
 Literatura Citada		83
 Anexos		
	Anexo1.....	87
	Anexo2.....	90
	Anexo3.....	93

Lista de figuras

Figura	Página
1. Metodología de investigación.	10
2. El niño era senado y se le daba un juguete para captar su atención. Después se le llamaba por su nombre. El Kinect aéreo apuntaba hacia la mesa y captaba los giros de cabeza del niño.	13
3. Diagrama del proceso para realizar el seguimiento ocular mientras se usa una tableta....	14
4. Ejemplo de capturas de pantalla que los participantes tuvieron que ver para realizar las 2 tareas: navegación y búsqueda.	15
5. Un niño con el reloj eZ430-Chronos.....	17
6. Una imagen de un niño en el laboratorio con los 3 acelerómetros colocados en sus muñecas y espalda. (a) Un acelerómetro inalámbrico colocado en cada muñeca. (b) Un acelerómetro colocado en la espalda. (c) Receptor para datos del sensor.	18
7. El sensor MIT es un acelerómetro inalámbrico de tres ejes más pequeños livianos y menos costosos. Son una opción sin cables que permite la recolección de datos sin restringir el movimiento del cuerpo.	19
8. La tarea consistía en agarrar la bola que se colocó sobre un soporte (1 a) y pasarla a la caja cuadrada transparente (1 b).....	20
9. Caja con tapas intercambiables y objetos con diferentes formas para introducir en la caja.	21
10. La primera imagen muestra a una niña jugando con una tableta. En el centro se muestra una captura del juego donde los niños tenían que repartir la comida entre los personajes. Al último se muestra una captura del juego que consistía en iluminar.	22
11. Interfaz gráfica de MúsicaFlexible.	27
12. Arquitectura de Música Flexible Música Flexible.....	27
13. Funcionamiento de Música Flexible. 1 El usuario toca tela. 2. Kinect detecta en que punto de la tela se está tocando y envía la información a TSPS. 3. TSPS recibe la información y la envía a la aplicación en Processing. 4. Se actualiza la dinámica del juego. 5. El proyector despliega la imagen de salida.	28

14.	Interfaz de TSPS.	29
15.	Capturas de pantallas de las actividades disponibles en Música Flexible. Actividad 1. Colorear (izquierda-arriba), Empuja el astronauta (derecha-arriba), Deslizar (izquierda-abajo), Empuja la estrella (derecha-abajo).	31
16.	Secuencia de imágenes usadas para mostrar las instrucciones. Instrucción 1 (arriba) Instrucción 2 (abajo).	32
17.	Participantes realizando actividades de Música Flexible. Empuja el astronauta (izquierda), Colorear (centro), Deslizar (izquierda).	42
18.	Captura de pantalla del Software Orange. En la captura se puede ver cómo está compuesto por diferentes componentes que pueden ser arrastrados al lienzo de trabajo.	45
19.	Captura tomada de la documentación de Orange. En la captura se puede seleccionar uno de los cinco métodos de muestreo y que da como resultado una tabla con diferentes medidas para todos los algoritmos seleccionados.	46
20.	Captura tomada de la documentación de Orange, donde se muestra una matriz de confusión.	46
21.	Una representación del cuarto de Música Flexible mostrando la instalación del hardware y software.	57
22.	Niños realizando las actividades en Música Flexible. Colorear (arriba-izquierda), Empujar el astronauta (arriba-derecha), Deslizar (abajo-derecha), Empujar la estrella (abajo-izquierda).	59
23.	Total de gestos registrados en cada actividad. La gráfica muestra en la parte inferior los gestos de niños neurotípicos y encima los gestos de niños con autismo.	61
24.	Gráfica de caja de la Fuerza Promedio (izquierda). Promedio de gestos (centro). Ancho promedio de los gestos (derecha). En cada una de las gráficas se muestra la dispersión de los datos pertenecientes a los niños neurotípicos (nt) del lado izquierda y de los niños con autismo (a) del lado derecho.	66
25.	Gráfica de caja de la Profundidad máxima (derecha), duración (centro) y punto final (izquierda).	72
26.	Representación de la validación cruzada	95

Lista de tablas

Tabla		Página
1	Resumen de los trabajos mencionados en este capítulo. Para cada trabajo se indica la detección que realiza, los dispositivos, algoritmos, precisión y participantes.	23
2	Información generada por cada deformación que TSPS detecta.....	33
3	Ejemplo de la representación real y gráfica de un movimiento de empuje	34
4	Características base	37
5	Datos demográficos de los participantes en el estudio.....	41
6	Actividades propuestas por sesión.....	43
7	Total de gestos que cada participante realizo en cada una de las actividades. DL (desliza lento) DR (Desliza rápido) EF (empuja fuerte), ES (Empuja suave)	43
8	Medidas de evaluación generadas por el componente Prueba y Puntaje de Orange. Verdaderos positivos (VP). Verdaderos negativos (VN). Falsos positivos (FP). Falsos negativos (FN)	47
9	Resultados experimento por sesión	48
10	Matriz de confusión para cada uno de los algoritmos. SVM (arriba-derecha). NaiveBayes (arriba-izquierda) Árbol de decisión (abajo-derecha). Bosques Aleatorios (abajo-izquierda).....	49
11	Características que ayudan a distinguir entre hombres y mujeres	50
12	Resultados de analizar los datos por gestos	50
13	Matriz de confusión para cada uno de los algoritmos. SVM (arriba-derecha). Arboles Aleatorios (arriba-izquierda). Naive Bayes (abajo-derecha). Árbol (abajo-izquierda)	51

14	Características que más ayudan a distinguir entre hombres y mujeres.....	52
15	Información del total de participantes durante el estudio	56
16	Actividades planteadas para cada sesión en Música Flexible. La columna izquierda indica el nombre que se le asignó a la actividad en el estudio, la columna derecha indica el nombre de la actividad a usar de Música flexible.....	57
17	Resultado de la evaluación de los 4 algoritmos de clasificación donde se muestran diferentes medidas de rendimiento de cada clasificador.....	63
18	Matriz de confusión de cada uno de los algoritmos. Árbol de decisión (arriba-derecha).Bosques Aleatorios (arriba-izquierda).SVM (abajo-derecha). Naive Bayes (abajo-izquierda)	64
19	Características que mejor distingue entre niños con autismo y niños neurotípicos.	67
20	Resultado de cada actividad. Para cada actividad se muestra el mejor caso de clasificación, se muestra el algoritmo que tuvo un mejor rendimiento y las medidas de cada uno.	68
21	Comparación matriz de confusión del mejor resultado de cada actividad.....	69
22	Análisis por gesto.....	69
23	Matriz de confusión de cada uno de los algoritmos. Tree (arriba-derecha).RandomForest (arriba-izquierda).SVM (abajo-derecha). Naive Bayes (abajo-izquierda)	71
24	Características que mejor distinguen entre gestos de niños neurotípicos y niños con autismo.....	73

Capítulo 1 Introducción

1.1 Autismo

El autismo es un trastorno del desarrollo neurológico que se presenta durante la primera infancia (0-6 años de edad) y que está presente durante toda la vida de una persona. Es un trastorno que se presenta en cualquier grupo racial y étnico y en todos los niveles socioeconómicos. Sin embargo, los niños tienen más probabilidad de tener autismo que las niñas, se estima que por cada 4 niños con autismo hay 1 niña con este trastorno (Kirkovski, et al.,2013).

De acuerdo al *Manual de Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales (DSM-V*, por sus siglas en inglés *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders*) una persona tiene autismo si (American Psychiatric Association., 2013):

- tiene problemas con la comunicación y las interacciones sociales. Por ejemplo, una persona con autismo no puede explicar lo que desea, no sonríe cuando le sonríen, o parece no prestarle atención a la gente y no responde cuando se le llama por su nombre.
- presenta al menos dos tipos de comportamientos de conducta rutinaria o repetitiva. Por ejemplo, los individuos con autismo frecuentemente presentan rutinas inflexibles, movimientos estereotipados como, aleteo de manos (*hand flapping*), balanceo (*body rocking*) y chasquido de dedos (*finger flicking*).

El autismo no afecta de la misma manera a todas las personas, los síntomas pueden variar de persona en persona. Esto significa que dos personas con autismo pueden comportarse de manera diferente y tener aptitudes distintas. Algunas personas, pueden tener un autismo leve mientras que otras pueden tener un autismo más severo.

El nivel de funcionalidad de los niños con autismo se determina de acuerdo al nivel de severidad de las características del autismo. El nivel de severidad puede ir desde lo severo¹ o baja funcionalidad hasta lo más leve o alta funcionalidad (Ochs, et al., 2004). Por ejemplo, un niño con autismo severo tiene una

¹ Siguiendo los lineamientos del DSM-V (American Psychiatric Association, 2014), en esta tesis se usará el término de severidad para referirnos al nivel de funcionalidad del niño con autismo.

comunicación verbal limitada a pocas palabras y es frecuente que utilicen palabras ininteligibles, no reconoce ni expresa emociones, evita mirar a los ojos, tiene nula interacción con otras personas y frecuentemente presenta problemas sensoriales graves y movimientos estereotipados que interfieren con su funcionamiento, por lo que no pueden vivir de manera autónoma e independiente.

En otro caso, un niño con autismo leve, puede hablar, desarrollar un lenguaje aparentemente normal, en algunos casos reconocer emociones desplazarse por sí mismo, desarrollar de forma adecuada las habilidades motoras, mostrar interés en actividades físicas y actividades manipulativas y visoespaciales, aunque en algunos casos pueden presentar torpeza motora.

Se estima que el 80% de los niños que tienen autismo presentan deficiencias sensoriales relacionadas con el sistema sensorial y motor (Tomchek & Dunn, 2007; Staples & Reid, 2010; MacNeil & Mostofsky, 2012; Whyatt & Craig, 2012; Donnellan, et al., 2013;).

La severidad entre los problemas sensoriales está directamente correlacionada por la severidad del autismo (Tomchek & Dunn, 2007; Bhat, et al., 2011;), por lo que esta tesis se enfocara en identificar niños con autismo medio a severo ya que es donde los problemas sensoriales son más notorios.

De manera particular, se ha observado que las personas con autismo tienen problemas notables en el control de sus movimientos, principalmente para controlar su fuerza (Kern et al., 2011; Mosconi et al., 2015) y sincronizar sus movimientos ante estímulos sensoriales (Staples & Reid, 2010; LaGasse & Hardy, 2013), es decir, se les dificulta realizar habilidades como lanzar, cazar, golpear, o batear objetos, en las cuales es necesario realizar movimientos sincronizados y precisos.

Por ejemplo, al cazar o batear una pelota, los niños tienen que colocar sus manos en el momento preciso que la pelota pasa cerca de ellos, sin embargo, los niños con autismo severo colocan sus manos de manera anticipada o retrasada por lo que no pueden cazar la pelota. Mientras que para lanzar o empujar una pelota, es necesario que los niños utilicen una cantidad de fuerza adecuada para hacer que la pelota llegue a su objetivo, los niños con autismo severo por lo general no regulan la fuerza, y usan demasiada o poca fuerza para lanzar la pelota sin importar el objetivo al que quieren que la pelota llegue.

Hasta el momento no se conocen las causas del autismo, debido a que su etiología es compleja e incluye tanto factores genéticos como ambientales (Hallmayer, 2011). Se considera que el diagnóstico temprano es la mejor oportunidad para mejorar la calidad de vida de las personas con autismo (Kotte, et al., 2013).

Si una persona se diagnostica en la etapa preescolar (3-5 años) o antes, e inicia una intervención temprana, tiene más probabilidades de disminuir las conductas desadaptadas y algunos síntomas asociados al autismo (Ament et al., 2015). Por ejemplo, si los niños con autismo que presentan problemas en la comunicación verbal empiezan con una terapia de lenguaje en la etapa preescolar, tienen más probabilidades de mejorar su comunicación verbal que los niños con autismo que empiezan una intervención después de los 5 años de edad (Koegel, et al.,2014)

El no recibir una intervención temprana puede tener consecuencias negativas en la vida de los individuos con autismo. Otros comportamientos negativos que pueden presentar las personas con autismo y que pueden ser evitados con una intervención temprana son : agresión, rabietas y autolesiones (Koegel et al., 2014).

1.2 Diagnóstico

El diagnóstico temprano del autismo es de suma importancia para poder iniciar un tratamiento, sin embargo, en la actualidad aún existe debate sobre a qué edad se puede decir que un diagnóstico es temprano, dado que el autismo se diagnostica comúnmente a partir de los 3 años (Barbaro & Dissanayake, 2009), mover la barra a edades más tempranas requiere una investigación considerable (Matson,et al., 2008).

Mientras que algunos estudios aseguran que se puede tener un diagnóstico confiable y estable a partir de los 2 años de edad o (Moore & Goodson, 2003;Guthrie et al., 2013) otros aseguran que el diagnóstico del autismo es más estable y confiable al menos hasta los 3 o 4 años de edad por lo que tiene más sentido esperar hasta esa edad para realizar un diagnóstico (Matson et al., 2008), además de que las herramientas que existen no están calibradas para evaluar el desarrollo de niños menores de 3 años (Rogers, 2000).

Dado que hablar de un diagnóstico temprano es un tema complejo y que requiere de una investigación más profunda, esta tesis nos enfocaremos en el diagnóstico en general, es decir, se centrará en los niños de 3-6 años que es la edad promedio en que se diagnostica a los niños con autismo (Hashemi et al., 2012).

El diagnóstico del autismo puede ser difícil debido a que no existen pruebas como un análisis de sangre, para diagnosticarlo. Además, debido a que los síntomas varían de persona a persona se vuelve más difícil

realizar el diagnóstico. Se requiere que un especialista capacitado y con experiencia en el autismo sea el encargado de realizar el diagnóstico, de lo contrario se puede dar un diagnóstico equivocado. Por ejemplo un especialista con gran experiencia puede distinguir entre un niño que realmente hace escaso contacto ocular debido al déficit de un niño que no hace contacto visual porque es tímido o piensa que ha hecho algo malo o puede distinguir si la cara de un niño es menos expresiva en general de un niño que esta aburrido o distraído².

Si el especialista no cuenta con la suficiente experiencia puede confundir algunos síntomas con los de otros trastornos, un niño con autismo funcional (leve) podría ser diagnosticado con Trastorno por Déficit de Atención e Hiperactividad (TDAH) o en otros casos más graves se les puede decir que no tienen nada malo o incluso diagnosticar a niños con autismo cuando en realidad no lo tiene². Por eso es importante que un especialista capacitado y con experiencia en el autismo sea el encargado de realizar el diagnóstico.

Realizar un diagnóstico de autismo requiere de la recopilación e interpretación de mucha información acerca del niño. Actualmente el método para diagnosticar el autismo es a través de evaluaciones neuropsicológicas. En estas evaluaciones, con la ayuda de los padres y cuidadores, los especialistas analizan diferentes comportamientos del niño y registran su desarrollo pediátrico de acuerdo a su edad.

El método de diagnóstico involucra el uso de diferentes herramientas complementarias que incluyen entrevistas, cuestionarios, y esquemas de observación, esto hace que el diagnóstico del autismo sea subjetivo.

Para diagnosticar a un niño con autismo se requiere de una entrevista exhaustiva con los padres, usualmente se utiliza La Entrevista para el Diagnóstico del Autismo, Revisada (ADI-R, por sus siglas en inglés *Autism Diagnostic Interview, Revised*), una evaluación interactiva con el niño, realizar observaciones y pedir a los padres que llenen cuestionarios sobre la conducta de sus hijos (e.g., Cuestionario de Autismo en la Infancia-Modificado). Toda esta información se captura generalmente de manera manual y mediante auto-reportes, después se analiza y se interpreta en función a la experiencia clínica y juicio de un especialista (Rogers, 2000).

Existen diferentes herramientas de observación que se pueden usar para diagnosticar el autismo. La *Escala de Observación para el Diagnóstico del Autismo* (ADOS-2 por sus siglas en inglés *Autism Diagnostic*

² <https://childmind.org/article/como-deberia-ser-una-evaluacion-para-el-autismo/>

Observation Schedule) es la que más se apega a los criterios del DSM-V. Al usar el ADOS-2 el especialista debe interactuar directamente con el niño en actividades sociales y juegos para observar cómo se comporta. Por ejemplo, puede ver si el niño responde a su nombre o cómo se comporta al jugar con muñecas.

Durante una evaluación con la ADOS-2, el especialista busca características distintivas del autismo. Dependiendo de los síntomas que presente el niño puede ser necesario aplicar otras pruebas para complementar el diagnóstico. Algunas de estas pruebas pueden ser: neurológicas, de audición, fuerza muscular y la habilidad para controlar movimientos.

El diagnóstico del autismo además de ser una tarea compleja y subjetiva, también puede ser una tarea tardada. Por ejemplo, Aplicar una entrevista ADI-R puede durar desde los 90 hasta los 150 minutos³ a esto hay que sumarle el tiempo que puede durar una evaluación como ADOS-2 que va de los 40 a los 60 minutos, más el tiempo que le lleve al especialista analizar los datos y realizar otras pruebas.

Por estas razones en los últimos años se han realizado investigaciones y propuestas para apoyar el diagnóstico del autismo, de manera que pueda ser más automatizado y que pueda realizarse en menor tiempo.

Una de las propuestas es incluir aspectos motrices en su detección (Trevarthen & Delafield-Butt, 2013), ya que se ha encontrado que existen diferencias entre las deficiencias motoras de niños con autismo en comparación con niños neurotípicos (Ament et al., 2015).

La segunda propuesta está relacionada con el desarrollo de herramientas tecnológicas que ayuden a automatizar algunas de las tareas que deben realizar los especialistas durante el diagnóstico. Estas herramientas tecnológicas están basadas en el uso de sensores y técnicas de Aprendizaje de Máquina para identificar marcadores bio-conductuales computacionales del autismo (Crippa et al., 2015; Anzulewicz et al., 2016).

³ <https://www.wpspublish.com/store/p/2645/adi-r-autism-diagnostic-interview-revised>

1.3 Marcador bio-conductual computacional del autismo

Un marcador bio-conductual computacional es una característica del autismo que se puede identificar por herramientas computacionales (Anzulewicz et al., 2016). Por ejemplo, un marcador conductual del autismo es el contacto visual (Zwaigenbaum et al., 2005), y para identificarlo, se pueden utilizar cámaras digitales para hacer un rastreo de la cara y encontrar si existe contacto visual (Hashemi et al., 2012; Vargas-Cuentas et al., 2017).

Se considera que los marcadores bio-conductuales computacionales pueden resultar más eficaces en la identificación del autismo que los métodos tradicionales (Anzulewicz et al., 2016) y pueden ayudar a tener un diagnóstico más objetivo.

El trabajo de investigación en la identificación de marcadores bio-conductuales computacionales para la detección del autismo se ha centrado principalmente en la detección de conductas sociales y comunicativas (Xu et al., 2009; Vargas-Cuentas et al., 2017; Carette et al., 2018; Yaneva, 2018) y la detección de movimientos estereotipados (Gowen & Hamilton, 2012; Crippa et al., 2015). Sin embargo, la investigación relacionada con patrones de movimiento y control de fuerza aún es escasa (Kern et al., 2011; Crippa et al., 2015; Mosconi et al., 2015).

1.4 Planteamiento del problema

En la actualidad el autismo es uno de los trastornos de desarrollo más frecuentes y su prevalencia va en aumento (Elsabbagh et al., 2012). Se estima que en México 1 de cada 115 niños tiene autismo, y la mayoría están en escuelas regulares y no han recibido un diagnóstico (Fombonne et al., 2016). Datos preliminares del último estudio sobre prevalencia de autismo en México, muestran que hace falta capacitación para atender el autismo así como programas para apoyar la detección⁴.

La detección del autismo es de suma importancia, para poder iniciar un tratamiento y mejorar la calidad de vida de las personas con autismo. Sin embargo diagnosticar a una persona con autismo es una tarea

⁴ En México prevalecen la falta de información y la exclusión hacia personas con autismo. <https://www.animalpolitico.com/2018/04/desinformacion-segrega-a-ninos-con-autismo-en-mexico/>

compleja y tardada que requiere de un equipo multidisciplinario (Falkmer et al., 2013). El hecho que el diagnóstico se limite a evaluar únicamente el comportamiento de las persona y que dependa de las respuestas de los padres/cuidadores, de la apreciación y experiencia del especialista, lo hace altamente subjetivo, interpretarlo, laborioso y propenso a fallas (Bernas et al., 2018).

Dada la importancia de la detección, en los últimos años se han realizado diferentes investigaciones para apoyar la automatización de algunas tareas que son realizadas durante una evaluación diagnóstica, así como la búsqueda de marcadores que puedan ser identificados de forma computacional (bio-marcador computacional) para que el diagnóstico pueda ser más objetivo y rápido.

La mayoría de estas investigaciones se han enfocado en la detección de aspectos sociales y comunicativos del autismo, así como de problemas motrices propios de los niños con autismo como los movimientos estereotipados (Goncalves et al., 2012).

Aunque los movimientos estereotipados son un problema propio del autismo, los niños presentan otro tipo de problemas motrices que se pueden evaluar para apoyar el diagnóstico. Dada la evidencia que existe de que los niños con autismo severo tienen problemas para controlar su fuerza (Staples & Reid, 2010), poco se ha explorado si esta pudiera ser un marcador bio-conductual computacional del autismo. Solamente se ha encontrado un trabajo que provee evidencia empírica de que el control de fuerza de los niños con autismo es diferente al de los niños neurotípicos al utilizar una tableta (Anzulewicz et al., 2016).

Actualmente en el área de cómputo ubicuo se ha explorado el uso de superficies elásticas para ayudar a entender analogías relacionadas con la fuerza (Müller et al., 2015; Cibrian et al., 2017) Las superficies elásticas son superficies táctiles donde el usuario puede empujar, jalar o estirar una membrana elástica creando deformaciones temporales (Troiano et al., 2014).

En esta tesis se pretende estudiar si las superficies elásticas permiten identificar marcadores bio-conductuales computacionales de niños con autismo, dado que miden de manera indirecta la fuerza y permiten una retroalimentación táctil en relación al control de fuerza.

En esta tesis se tiene la hipótesis de que algunos aspectos motrices de los niños con autismo se pueden identificar evaluando los gestos que realizan al interactuar con una superficie elástica, y que los patrones gestuales que presenten los niños con autismo se puede utilizar como un marcador bio-conductual computacional para la detección de autismo.

Durante esta tesis se utilizó MúsicaFlexible (*BendableSound*) (Cibrian et al., 2017) una superficie elástica que permite a los niños con autismo con problemas sensomotrices, crear música y practicar patrones de movimiento.

Música Flexible es una tela de licra (*spandex*) táctil e interactiva de $\sim 1.5 \text{ m}^3$ que permite a los niños con autismo crear sonidos cuando tocan, golpean o pellizcan la tela. Los sonidos musicales están ordenados de tonos graves a agudos. Tiene un fondo en 3D de color neón oscuro con una animación de nebulosas y elementos espaciales translúcidos como cohetes, estrellas o planetas. Cuenta con juegos terapéuticos para promover el desarrollo motriz con actividades libres y retos de variación de fuerza y ritmo.

1.4.1 Preguntas de Investigación

De acuerdo a la problemática que se describe, en esta tesis se tienen las siguientes preguntas de investigación:

- ¿Existe diferencia entre la forma en la que interactúan los niños con autismo y los niños neurotípicos en una superficie elástica?
- ¿Cuáles son las características que mejor distinguen entre niños con autismo y niños neurotípicos al interactuar con una superficie elástica?
- ¿Qué modelo es el que mejor se adecúa para discriminar entre niños con autismo y niños neurotípicos al interactuar con una superficie elástica?
- ¿Cuál es la precisión del modelo selección para identificar a los niños con autismo de acuerdo a la fuerza aplicada en una superficie elástica?

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

Dada la problemática que se presenta, y para responder las preguntas de investigación, el objetivo general de esta investigación es:

Determinar las características medibles utilizando telas interactivas que inciden en la detección del autismo.

1.5.2 Objetivos específicos

A partir del objetivo general se plantearon los siguientes objetivos específicos:

[OBJ 1] Diseñar y realizar estudios para recolectar datos de niños con autismo y niños neurotípicos al interactuar con una superficie elástica.

[OBJ 2] Analizar los datos de la fuerza aplicada al interactuar con una superficie elástica y determinar cuáles son las propiedades que la caracterizan.

[OBJ 3] Diseñar e implementar un método que permita discriminar entre niños con autismo y niños neurotípicos al interactuar con una superficie elástica.

[OBJ 4] Medir la efectividad del método propuesto con los datos obtenidos y determinar si la fuerza aplicada en una superficie elástica es un bio-marcador computacional del autismo.

1.6 Metodología

La metodología que se siguió durante esta tesis se divide en 3 fases que se describen a continuación: (Figura 1).

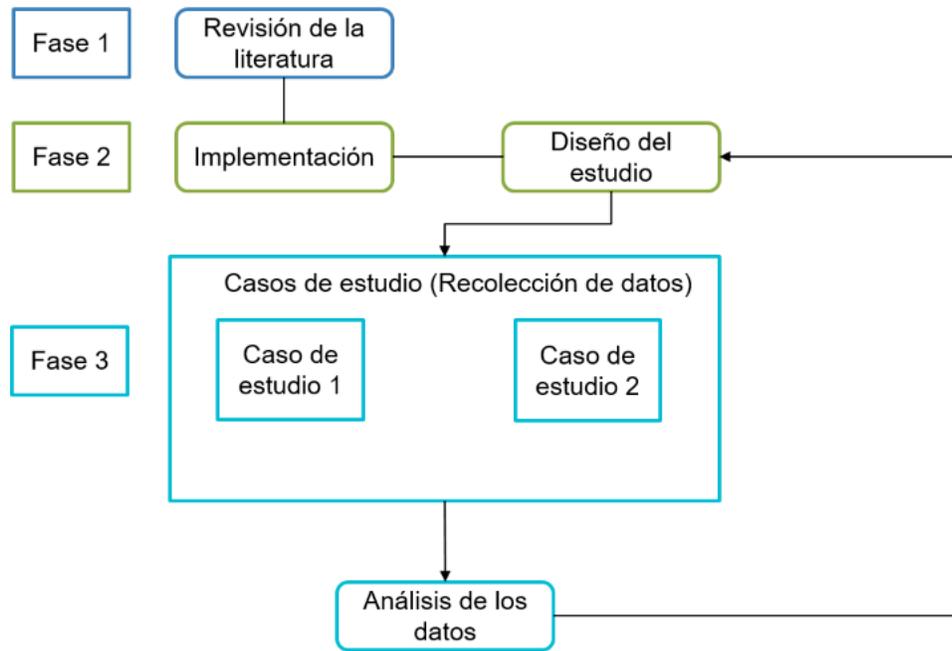


Figura 1. Metodología de investigación.

Fase 1: Esta fase consistió en una revisión de la literatura relacionada con el diagnóstico del autismo, específicamente de aquellos trabajos que han propuesto apoyar el diagnóstico desde un punto de vista computacional. Se prestó especial atención en los dispositivos usados, los algoritmos de clasificación, las características calculadas y la evaluación de los métodos propuestos.

Fase 2: Esta fase se divide en 2 partes. Durante la primera parte se implementaron 2 actividades extras en Música Flexible. Se modificaron las actividades de MúsicaFlexible para que pudieran ser usadas de forma separada, se mejoró el sistema de instrucciones, se agregaron nuevos valores a guardar en el registro y se implementó un módulo para marcar si un gesto no es válido. Además se definieron las características que podrían ser calculadas. En la segunda parte se realizó el diseño de los estudios que se efectuaron para obtener la información de los gestos. Se estableció el número y características de los participantes, el número y duración de las actividades, y los controles que se debían tomar en cuenta.

Fase 3: En esta fase se realizaron dos intervenciones para recolectar datos gestuales, los datos recolectados se procesaron para obtener una biblioteca de datos y posteriormente se realizaron experimentos de discriminación.

Caso 1: Se realizó un estudio piloto donde participaron hombres y mujeres estudiantes de CICESE. Todos los participantes realizaron actividades de Música Flexible y los gestos que realizaron fueron guardados de forma automática. Se calculó un conjunto de características para los gestos registrados, posteriormente se realizaron dos experimentos usando técnicas de aprendizaje de máquina para evaluar si los gestos que realizan hombres y mujeres en una superficie elástica, se pueden usar para distinguir entre los dos grupos.

Caso 2: Se realizó un estudio para recolectar gestos de niños neurotípicos y niños con autismo. Todos los participantes realizaron actividades en Música Flexible y los gestos que realizaron se guardaron de forma automática, adicionalmente se le aplicó una prueba de motricidad a los niños neurotípicos. Una vez que terminó el estudio, se calculó un conjunto de características para los gestos recolectados, después se realizaron 3 experimentos, usando técnicas de aprendizaje de máquina, para evaluar si los gestos que realizaron los niños se pueden usar para distinguir entre niños con autismo y niños neurotípicos.

Capítulo 2 Trabajo Relacionado

Dada la importancia de la detección del autismo se han realizado diferentes investigaciones enfocadas en explorar herramientas que sirvan para identificar marcadores bio-conductuales computacionales del autismo. Los trabajos relacionados en esta área se pueden dividir en tres categorías: detección de conductas sociales y comunicativas, detección de movimientos estereotipados y detección de patrones de movimiento.

2.1 Detección de conductas sociales y comunicativas

Las personas con autismo se caracterizan por presentar problemas en la comunicación y las interacciones sociales. Por ejemplo, algunos niños no responden a su nombre, tienen poco contacto visual, pueden hablar con una voz plana, robótica o cantarina o pueden incluso no hablar.

Durante el diagnóstico los especialistas deben detectar mediante observaciones si se presentan estos problemas, el resultado depende de la experiencia del evaluador. Para que la detección de conductas sociales y comunicativas sea más objetiva, diferentes investigaciones han planteado identificar marcadores relacionados con la atención visual usando técnicas de seguimiento ocular (*eye-tracking*) y mediante el seguimiento de movimientos de la cabeza (Bidwell et al., 2014; Vargas-Cuentas et al., 2017; Cayette et al., 2018; Yaneva, 2018)

Por ejemplo, para evaluar de una forma automática si un niño responde a su nombre se ha propuesto usar un sensor Kinect y hacer un seguimiento del movimiento de la cabeza (Bidwell et al., 2014). Durante el estudio se analizaron 50 sesiones donde se le llamaba a un niño por su nombre, de las cuales se obtuvieron 48 casos en los que el niño respondía a su nombre y 15 casos en donde el niño no respondía a su nombre.

En cada una de las sesiones, se sentaba a un niño frente a una mesa y el examinador le daba un juguete para captar su atención, cuando el niño centraba su atención en el juguete el examinador llamaba al niño por su nombre, si el niño no giraba la cabeza o hacia contacto visual en tres segundos, el examinador volvía a llamar al niño por su nombre dos veces más. El examinador anotaba en una hoja si el niño respondía a su nombre y en que intentó (Figura 2).

Para registrar los movimientos de la cabeza se colocó un sensor Kinect aéreo centrado y apuntado directamente hacia la mesa. Se extrajeron los ángulos del giro de la cabeza del niño y los intervalos de llamadas del nombre del niño. Las medidas de giro de la cabeza resultantes se usaron para predecir la respuesta del niño al nombre. Para analizar los datos se usaron dos algoritmos de clasificación, uno basado en reglas y el segundo en bosques aleatorios (*Random Forest*). Para el algoritmo basado en reglas se obtuvo una precisión de 93.2% y una sensibilidad de 90.9%. Con el algoritmos de bosques aleatorios se obtuvo una precisión de 93.3% y una sensibilidad de 87.5%. Estos resultados indican que es posible medir de una manera más objetiva si un niño responde a su nombre.

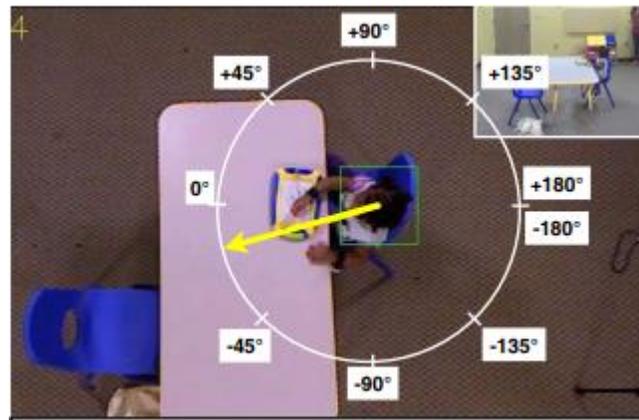


Figura 2. El niño era sentado y se le daba un juguete para captar su atención. Después se le llamaba por su nombre. El Kinect aéreo apuntaba hacia la mesa y captaba los giros de cabeza del niño.

Además de las características de atención visual que distinguen a los niños con autismo, existen otras características relacionadas con la atención visual que pueden ser usadas para identificar autismo. Por ejemplo, en un estudio se propuso realizar un seguimiento ocular mientras los niños ven videos en una tableta para medir la preferencia de mirada entre escenas sociales y abstractas (Vargas-Cuentas et al., 2017). En el estudio participaron 23 niños neurotípicos y 8 niños con autismo de entre 2 y 6 años de edad (Figura 3).

Durante el estudio se usó una sala de terapias a la cual entraba la madre o tutor del niño, el niño y dos miembros del equipo de investigación, se le pidió a la madre o tutor que sentara al niño en su regazo y que lo colocara mirando directamente a la cámara de la tableta.

En este estudio se implementó un algoritmo de seguimiento ocular para medir la preferencia de mirada entre escenas sociales y abstractas, y se midió el porcentaje del tiempo que se observa el lado izquierdo vs el lado derecho de la pantalla de la tableta. Se obtuvieron características relacionadas con el borde del ojo y la posición del iris.

Para evaluar que el algoritmo clasificara correctamente, se hizo una comparación con un análisis manual, el error del algoritmo en comparación con la clasificación manual fue de 1.52%. Los resultados de este estudio indican que realizar un seguimiento ocular mientras los niños ven videos en una tableta puede detectar autismo con suficiente precisión y que puede funcionar como sustituto de un análisis manual de videos.

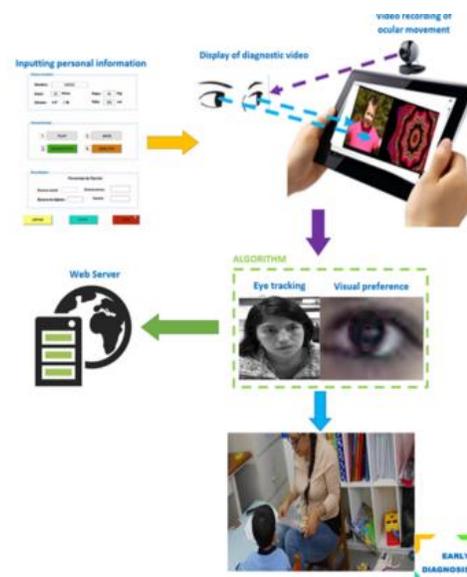


Figura 3. Diagrama del proceso para realizar el seguimiento ocular mientras se usa una tableta.

Otra propuesta para detectar patrones atípicos de atención visual de las personas con autismo es realizar un seguimiento ocular mientras realizan tareas relacionadas con el procesamiento de información de páginas web (Yaneva, 2018). En el estudio participaron 18 adultos diagnosticados con autismo y 18 adultos neurotípicos.

Los participantes tuvieron que ver diferentes capturas de pantalla de páginas web (Figura 4) en un monitor LCD de 19" y realizar 2 tareas: navegación y búsqueda. Se utilizó un rastreador ocular para registrar la mirada de los participantes mientras realizaron las tareas. Se utilizó un algoritmo de regresión logística

para clasificar los datos y se calcularon 10 características relacionadas con la mirada (e.g, Tiempo visto) y la no mirada (e.g, respuesta correcta).

La precisión del algoritmo fue de 75% al clasificar correctamente adultos con autismo. Este estudio muestra evidencia de que las personas con autismo procesan de manera diferente el contenido web que personas neurotípicos y que esto puede usarse para detectar autismo.



Figura 4. Ejemplo de capturas de pantalla que los participantes tuvieron que ver para realizar las 2 tareas: navegación y búsqueda.

Algunos niños con autismo pueden presentar problemas de atención y tienden a tener una vista menos enfocada (Carette et al., 2018), tomando en cuenta esta información, se realizó un estudio para detectar de forma automática el autismo realizando un seguimiento ocular en niños.

En el estudio participaron 17 niños con autismo y 15 niños neurotípicos de entre 8 a 10 años, quienes tuvieron que ver un video sobre una persona mostrando o hablando de un globo que puede ser visible o no, este video debería conducir al niño para mirar algún elemento del video, si el globo es visible el niño debería fijarse en él, de lo contrario el niño debería buscar en la pantalla para encontrar el globo. Mientras veían los videos se usó un sistema de seguimiento ocular para guardar la información.

Para este estudio se enfocaron en medir movimientos rápidos del ojo (movimiento sacádico) como la amplitud, la aceleración y la velocidad, para ello se usaron una red neuronal de dos capas ocultas de 20

nodos cada una para clasificar los datos. Lograron identificar quienes padecían autismo con una confianza de hasta el 95%.

También se ha puesto especial énfasis en identificar marcadores de vocalización de los niños con autismo (Santos et al., 2013). En uno de los estudios se propuso que las diferencias acústicas en las vocalizaciones pre-verbales se pueden usar para detectar autismo (Santos et al., 2013). En este estudio se usó una base de datos con grabaciones de 23 niños con autismo y 20 niños neurotípicos. Se extrajo el contenido de audio de las grabaciones de video y las vocalizaciones de los niños se segmentaron manualmente y se etiquetaron utilizando las siguientes clases: habla, balbuceo, grito, chillido, risa y otros. Posteriormente se extrajeron 8 características prosódicas acústicas de las grabaciones de audio. Se usaron máquinas de soporte vectorial (SVM por sus siglas en inglés *Support Vector Machines*) y se obtuvo una precisión del 79.1 %, también se usaron redes neuronales probabilísticas (PNN) dando una precisión del 97.7%. Estos resultados indican que existe discriminación suficiente en las vocalizaciones pre-verbales de los niños pequeños para detectar autismo.

En otro estudio donde también se propuso que la vocalización de los niños se puede usar para distinguir autismo (Dongxin Xu et al., 2009), se recopilaron grabaciones de un día de 34 niño con autismo (225 grabaciones), 30 niños con retraso del lenguaje (290 grabaciones) y 76 niños neurotípicos (712 grabaciones). Todas las grabaciones son de al menos 12 horas. Para el procesamiento de la señal de voz se usó el software LENA. Se probaron 3 tareas de detección diferentes: (1) autismo versus retraso del lenguaje; (2) autismo frente a desarrollo típico; (3) autismo frente a retraso del lenguaje y desarrollo típico, las tasas de precisión obtenidas fueron del 85% al 90% en las pruebas de validación cruzada para detectar autismo.

Estos estudios muestran que existen diferentes patrones visuales y comunicativos que pueden usarse para identificar autismo de una manera computacional, usando técnicas de seguimiento ocular, análisis de voz y aprendizaje de máquina, sin embargo, la mayoría de los trabajos de seguimiento ocular requieren que el niño este sentado dentro del rango de una cámara y que preste atención a una tarea, esto podría ser inconveniente ya que algunos niños podrían no querer permanecer sentados en un mismo lugar, además las tareas planteadas pueden no ser muy atractivas para todos los niños. En el caso del análisis de voz es necesario que los niños estén siendo grabados mientras hablan y esto podría ser más tardado.

2.2 Detección de movimientos estereotipados

Tradicionalmente se utilizan técnicas de observación directa y tipificación de comportamientos en videos para determinar si una persona realiza movimientos estereotipados (American Psychiatric Association, 2013) ((*ADOS®-2 Autism Diagnostic Observation Schedule, Second Edition* | WPS, n.d.)). Estas técnicas pueden llegar a ser difíciles de realizar y consumen mucho tiempo. Para apoyar estas técnicas se ha propuesto automatizar la detección de movimientos estereotipados mediante el uso de sensores (Westeyn et al., 2005; Goodwin et al., 2008; Albinali et al., 2009; Goncalves et al., 2012)

Los acelerómetros son los sensores que más se utilizan para detectar movimientos estereotipados. Por ejemplo, se realizó un estudio (Goncalves et al., 2012) para detectar el aleteo de manos donde participaron 4 niños con autismo a quienes se les colocó un reloj con acelerómetro (eZ430-Chronos) en la muñeca (Figura 5).

Todos los participantes usaron el reloj en 2 sesiones de 10 minutos cada una en un salón de clases. Para reconocer un movimiento estereotipado fue necesario caracterizar la señal adquirida del reloj, se calcularon características relacionadas con métodos estadísticos (*e.g.*, desviación estándar de la aceleración), además se desarrolló un sistema que recolecta la señal del reloj y ejecuta de forma automáticamente un módulo de análisis estadístico para identificar si un movimiento es estereotipado.

Los resultados indican que se detectó un 76% de las veces movimientos estereotipados, un 15% no se detectaron movimientos estereotipados y un 24% se obtuvieron resultados falsos-positivos.



Figura 5. Un niño con el reloj eZ430-Chronos.

Otro movimiento estereotipado que se puede identificar mediante el uso de sensores, es el balanceo (Albinali et al., 2009). Para detectar el aleteo de manos y el balanceo, se realizó un estudio donde participaron 6 niños con autismo (Albinali et al., 2009). A cada niño se le colocó un acelerómetro en cada muñeca y uno en la espalda (Figura 6).

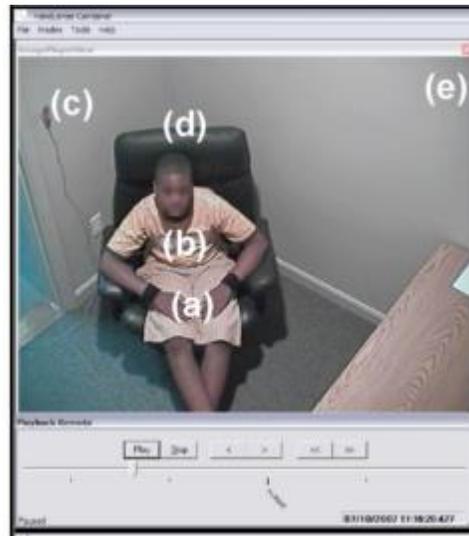


Figura 6. Una imagen de un niño en el laboratorio con los 3 acelerómetros colocados en sus muñecas y espalda. (a) Un acelerómetro inalámbrico colocado en cada muñeca. (b) Un acelerómetro colocado en la espalda. (c) Receptor para datos del sensor.

Para recolectar datos de los sensores, se plantearon dos escenarios. El primer escenario fue en un laboratorio, donde cada participante se sentó en una silla, acompañado de un profesor. Los participantes se observaron mientras movían diferentes objetos.

El segundo escenario fue en un salón de clases, donde cada participante se observó mientras realizaba las actividades típicas de un día de clases. Una vez que todos los datos se recolectaron, se calcularon cinco características relacionadas con funciones de dominio de tiempo y frecuencia para cada flujo de aceleración. Se utilizó un árbol de decisión para clasificar los datos.

La precisión que obtuvieron al clasificar los datos como movimientos estereotipados fue de 88.6% para los datos recolectados en el salón de clases y de 89.5% para los datos recolectados en el laboratorio.

De igual manera, en otro estudio (Goodwin et al., 2008) para detectar el aleteo de manos y el balanceo se le colocó a 6 niños con autismo, de entre 7-18 años, un sensor desarrollado en el Instituto Tecnológico

de Massachusetts (MIT) (Figura 7). Para recolectar la información sobre el aleteo de manos y el balanceo se les colocó un sensor MIT en las muñecas y en el torso, además se video grabo a los participantes. Se desarrollaron filtros para los conjuntos de datos del acelerómetro que convirtieron los datos en atributos de movimiento discretos (*e.g.*, frecuencia de movimiento).

Usando un árbol de decisión con una validación cruzada de 10, lograron identificar correctamente entre el 82%-97% el aleteo de mano y balanceo del cuerpo. Esta investigación demuestra que se puede lograr un reconcomiendo de movimientos estereotipados de personas con autismo de una manera precisa y confiable usando datos de acelerómetros y algoritmos de clasificación.



Figura 7. El sensor MIT es un acelerómetro inalámbrico de tres ejes más pequeños livianos y menos costosos. Son una opción sin cables que permite la recolección de datos sin restringir el movimiento del cuerpo.

La mayoría de los trabajos que se han encontrado se han centrado en detectar movimientos estereotipados como el aleteo de manos y el balanceo. Solo se ha encontrado un trabajo (Westeyn et al., 2005) que además de estos movimientos, detecta otros relacionados con las extremidades inferiores como rotación en círculos mientras está de pie (*Spinning*) y caminar con las puntas del pie (*toe walking*). En el estudio participo un adulto que imito los movimientos estereotipados que puede tener una persona con autismo.

Al participante se le colocaron acelerómetros Bluetooth en la muñeca derecha, la parte posterior de la cintura y el tobillo izquierdo. Para este estudio se usaron Modelos ocultos de Markov (HMM) para distinguir cuando se produce un movimiento estereotipado. La precisión con la que se logró distinguir movimientos estereotipados fue del 90.95%, estos resultados indican que es posible identificar de manera automática movimientos estereotipados usando Modelos ocultos de Markov.

Estos estudios muestran que la detección de movimientos estereotipados de niños con autismo es posible utilizando sensores vestibles; sin embargo, debido a los problemas sensoriales de niños con autismo el uso de sensores vestibles puede no ser apropiado.

2.3 Detección de patrones de movimiento

Dados los problemas motrices que pueden presentar los niños con autismo, en años recientes se han realizado investigaciones que proponen la detección de patrones de movimiento para identificar autismo.

Algunos trabajos han propuesto que el movimiento de un brazo puede determinar si una persona tiene autismo o no. Por ejemplo, se llevó a cabo un experimento donde participaron 15 niños con autismo y 15 niños neurotípicos (Crippa et al., 2015). Cada participante fue sentado frente a un escritorio. En el escritorio se colocaron diferentes cajas y una bola (Figura 8).

La tarea consistía en pasar la bola de una caja a otra. Para obtener los datos, los participantes se grabaron con ocho cámaras infrarrojas. Se calcularon 17 características relacionadas con medidas cinemáticas y se utilizaron Maquinas de Soporte Vectorial para clasificar los datos. Se obtuvo una precisión de 96.7% al clasificar niños con autismo y niños neurotípicos.



Figura 8. La tarea consistía en agarrar la bola que se colocó sobre un soporte (1 a) y pasarla a la caja cuadrada transparente (1 b).

En otro trabajo donde también se evaluó el movimiento del brazo para identificar autismo, se propuso usar juguetes con sensores embebidos y los participantes usaron una pulsera con acelerómetro en cada muñeca (Al-jumaily, 2016). Para este estudio se reclutaron 17 niños con alto riesgo de padecer autismo y

15 niños con bajo riesgo de padecer autismo. Los participantes realizaron una tarea simple, la cual consistía en insertar objetos de diferentes formas en una caja con tapas intercambiables (Figura 9). En este experimento se calcularon ocho características relacionadas con medidas cinemáticas y se utilizó SVM y Aprendizaje Extremo de Maquina (*Extreme Learning Machine*) para clasificar los datos.

La precisión que se obtuvo al clasificar a niños con alto riesgo de padecer autismo y niños con bajo riesgo de padecer autismo fue de 83.3%.



Figura 9. Caja con tapas intercambiables y objetos con diferentes formas para introducir en la caja.

Estos trabajos muestran que es posible identificar autismo midiendo aspectos motrices, como es el mover un brazo, sin embargo, los niños con autismo presentan problemas más notables, como el control de fuerza (Kern et al., 2011; Mosconi et al., 2015).

Una propuesta relacionada con el control de fuerza es la detección de patrones gestuales al jugar con una tableta (Anzulewicz et al., 2016). Para explorar esta propuesta se realizó un experimento con 37 niños con autismo y 45 niños neurotípicos. Todos los participantes jugaron dos juegos en una tableta.

El primer juego consistía en tocar unas frutas y cortarlas en rebanadas para repartirlas entre los personajes. En el segundo juego los niños tenían que elegir un objeto o animal para iluminar (Figura 10). Se capturó información de los sensores internos de la tableta (acelerómetro, giroscopio, magnetómetro) y de la pantalla.

Se calcularon 262 características relacionadas con valores cinemáticos (e.g., velocidad, aceleración) y basadas en toques (e.g., cantidad de toques). Para analizar los datos se usaron 4 algoritmos de clasificación: Extra Trees, Bosques Aleatorios (*Random Forest*), Regularized Greedy Forest. La precisión obtenida fue de 93% al identificar patrones motores de niños con autismo. Se encontró que los niños con autismo utilizan más fuerza de impacto y presión al jugar en contraste con los niños neurotípicos. Además, de que los patrones de fuerza difieren entre ambos grupos.



Figura 10. La primera imagen muestra a una niña jugando con una tableta. En el centro se muestra una captura del juego donde los niños tenían que repartir la comida entre los personajes. Al último se muestra una captura del juego que consistía en iluminar.

A pesar de que se sabe que los niños con autismo presentan problemas motrices que podría ser un indicador de autismo, el uso de estos indicadores se ha explorado muy poco y solo existe evidencia preliminar de que los niños con autismo utilizan más fuerza de impacto y presión al jugar con superficies rígidas que los niños neurotípicos. Sin embargo, existen otros dispositivos que podrían ayudar a detectar patrones de fuerza de una mejor manera. Como por ejemplo las superficies elásticas, (Müller et al., 2015; Cibrian et al., 2017) las cuales ofrecen menos resistencia al interactuar con ella y por lo mismo se debe tener un mayor control sobre la fuerza que se ejerce al tocarla.

En esta tesis se plantea que diferentes características con las que interactúan los niños con autismo en una superficie elástica representan marcadores bio-conductuales computacionales adecuados para la detección temprana del autismo.

2.4 Resumen

En la, se presenta un resumen de los trabajos que se han expuesto en esta sección. Para cada trabajo se indica, el dispositivo que se usó para obtener los datos, las características que se calcularon, los algoritmos de clasificación que se usaron y la precisión obtenida.

Tabla 1. Resumen de los trabajos mencionados en este capítulo. Para cada trabajo se indica la detección que realiza, los dispositivos, algoritmos, precisión y participantes.

Tipo de detección	Ref	Dispositivos	Características	Algoritmos	Precisión	Participantes
Conductas sociales y comunicativas	(Vargas et al., 2017)	Tableta	1. Borde del ojo 2. Posición de iris	Algoritmo propio	Error del 1.52%	23 niños neurotípicos 8 niños con autismo
	(Yaneva, 2018)	Rastreador ocular	1. Tiempo para la primera vista 2. Tiempo visto (sec) 3. Tiempo visto % 3. Fijaciones 4. Revisto 5. ID de medios 6. ID de AOI 7. Respuesta correcta 8. Genero del participante 9. Nivel de complejidad visual	Regresión logística	75%	18 adultos neurotípicos 18 adultos con autismo
	(Carette et al., 2018)	Rastreador ocular	1. Amplitud 2. Aceleración promedio 3. Aceleración máxima 4. Desaceleración máxima 5. Velocidad promedio 6. Velocidad máxima 7. Tasa de velocidad máxima para una sacada 8. Duración de la sacada	Redes neuronales	95%	15 adultos neurotípicos 17 adultos con autismo
	(Bidwell et al., 2014)	Kinect aéreo	1. Ángulo de la cabeza 2. Intervalos de llamadas del nombre del niño	Algoritmo basado en reglas Bosques aleatorios	93.2% 93.3%	40 casos positivos 15 casos negativos
	(Santos et al., 2013)	Grabaciones de audio	1. Frecuencia fundamental 2. Primeras 4 frecuencias de formantes y ancho de banda 3. Ubicación y magnitudes de espectros armónicos 4. Relación de armónicos a ruido 5. Vibraciones y destello 6. Razón sonora	SVM Redes neuronales probabilísticas	79.1% 97.7%	23 niños neurotípicos 20 niños con autismo
	(Dongxin Xu, Gilkersen, 2018)	Grabaciones de audio	Software LENA	Validación cruzada	85%-90%	76 niños neurotípicos 34 niños con autismo

	Richards, Yapanel, & Gray, 2009)					30 niños con retraso del lenguaje
Movimientos estereotipados	(Albin ali et al., 2009)	3 acelerómetros	<ol style="list-style-type: none"> 1. Distancia entre los promedios de los ejes de cada acelerómetro 2. Variación para capturar la variabilidad en diferentes direcciones 3. Coeficiente de correlación para capturar el movimiento simultáneo en cada dirección del eje 4. Entropía para capturar el tipo de movimientos estereotipados 5. Picos y frecuencias para capturar la diferenciación entre diferentes intensidades de movimientos estereotipados 	Arboles de Decisión	de 88.6 % y 89.5%	4 niños con autismo
	(Goncalves et al., 2012)	Reloj eZ430-Chronos	<ol style="list-style-type: none"> 1. Desviación Estándar 2. Media Cuadrática 3. Picos 	Análisis Estadístico	76%	6 niños con autismo
	(Goodwin et al., 2008)	3 sensores	<ol style="list-style-type: none"> 1. Frecuencia de movimiento 2. Extensión temporal 3. Variabilidad del movimiento 4. Amplitud de los cambios del movimiento 5. Correlación entre sensores 	Árbol de decisión	de 82%-97%	6 adolescentes con autismo
	(Westeyn et al., 2005)		No se mencionan	Modelos ocultos Markov	de 90.95%	1 adulto neurotípico
Patrones de movimiento	(Aljumail y, 2016)	2 sensores	<ol style="list-style-type: none"> 1. Duración del alcance 2. Duración del lugar 3. Lugar de llegada de la latencia 4. Lugar de puntuación 5. Alcance de la mano 6. Lugar de la mano 7. Orientación de la forma 8. Duración del primer contacto 	Máquinas de Soporte Vectorial Aprendizaje de Máquina	de 83.30%	17 niños con alto riesgo de padecer autismo y 15 niños con bajo riesgo de padecer autismo.

	(Crippa et al., 2015) 8 Cámaras Infrarrojas	<ol style="list-style-type: none"> 1. Duración total de los movimientos x2 2. Numero de movimientos x2 3. Pico de velocidad x2 4. Pico de aceleración x2 5. Tiempo de PA x2 6. Tiempo de pico de desaceleración x2 7. Pico de desaceleración x2 8. Tiempo de PV por sub-movimiento x2 9. Inclinación de la muñeca 	Máquinas de Soporte Vectorial	96.70%	15 niños neurotípicos 15 niños con autismo
	(Anzulewicz et al., 2016) Tableta	262 Características, ver Anexo 1	ExtraTrees (ET) RandomForest (RF) Regularized Greedy Forest (RGF)	93%	45 niños neurotípicos 37 niños con autismo y

Capítulo 3 Desarrollo de los materiales para el experimento

En este capítulo se presenta Música Flexible, una superficie elástica desarrollada en el Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada, Baja California (CICESE) (Cibrian et al., 2017). Se describe su arquitectura y funcionamiento así como las actividades que la integran. Posteriormente se describe la información de los gestos que se registran y la extracción de características de dichos gestos.

3.1 Superficies elásticas (Música Flexible)

Una superficie elástica es un tipo de superficie táctil donde el usuario puede empujar, jalar o estirar una membrana elástica para interactuar creando deformaciones temporales (Troiano et al., 2014). En el desarrollo de esta tesis se decidió usar Música Flexible.

MúsicaFlexible es una superficie elástica que permite a los niños con autismo crear música y practicar patrones de movimiento (Cibrian et al., 2017). Música flexible utiliza como tecnología un sensor óptico indirecto (Visell, Smith, & Cooperstock, 2013) *–i.e.*, un sensor deduce la posición del usuario mediante un dispositivo de video que se coloca detrás de la superficie.

MúsicaFlexible está formado por cuatro actividades que tienen como objetivo que el usuario use su fuerza para catapultar el vuelo de un cohete espacial y ayudarlo a aterrizar en un planeta. Durante su viaje, el cohete irá coleccionando notas de una canción infantil que se selecciona antes de iniciar cada actividad. Para interactuar con Música Flexible, los usuarios tienen que utilizar diferentes niveles de fuerza y sincronizar sus movimientos para empujar una tela de licra.

La interfaz gráfica de MúsicaFlexible (Figura 11) permite seleccionar la actividad, el tipo de instrumento musical, así como la canción que sonora durante las actividades. Además permite ingresar el nombre del usuario, para llevar un registro de las interacciones.



Figura 11. Interfaz gráfica de MúsicaFlexible.

3.1.1 Arquitectura y configuración física de Música Flexible

MúsicaFlexible está formada por un sensor de profundidad Kinect para Xbox 360, una computadora, un proyector de corto alcance y unas bocinas (Figura 12).

Físicamente MúsicaFlexible es una superficie elástica de aproximadamente 1.5m^3 , que consta de un marco de PVC ensamblado de manera similar a una portería de fútbol. El marco sostiene una tela de licra de $1.5 \times 2.3\text{m}$. Detrás de la tela, a 0.5 metros de distancia se coloca un proyector NEC de distancia de proyección ultra corta, esto nos da un tamaño de proyección de 1.4×1.4 de imagen. A 1.78 m de distancia detrás de la tela y a 0.98 m de altura se coloca el sensor Kinect para Xbox 360.

El sensor Kinect debe abarcar por completo la proyección. Tanto el sensor Kinect como las bocinas y el proyector están conectados a una computadora.



Figura 12. Arquitectura de Música Flexible Música Flexible.

MúsicaFlexible funciona de la siguiente manera (Figura 13): El sensor Kinect se utiliza como dispositivo de entrada para inferir en que punto de la superficie el usuario está tocando-*i.e.*, con el Kinect se detectan los cambios de profundidad causados por la deformación de la superficie.

Una vez que el Kinect detecta en que punto de la superficie se está tocando, envía la información a una aplicación en Processing v2.2.1⁵, la cual se encarga de obtener los datos y actualizar la dinámica del juego *i.e.*, determinar los efectos visuales y de sonido que aparecerán en Música Flexible.

Para enviar los datos del Kinect a Processing, se usa la librería TSPS (por sus siglas en inglés *Toolkit for Sensing People in Spaces*). El proyector de corto alcance se usa para desplegar la imagen de salida sobre la tela y las bocinas para reproducir los efectos de sonido

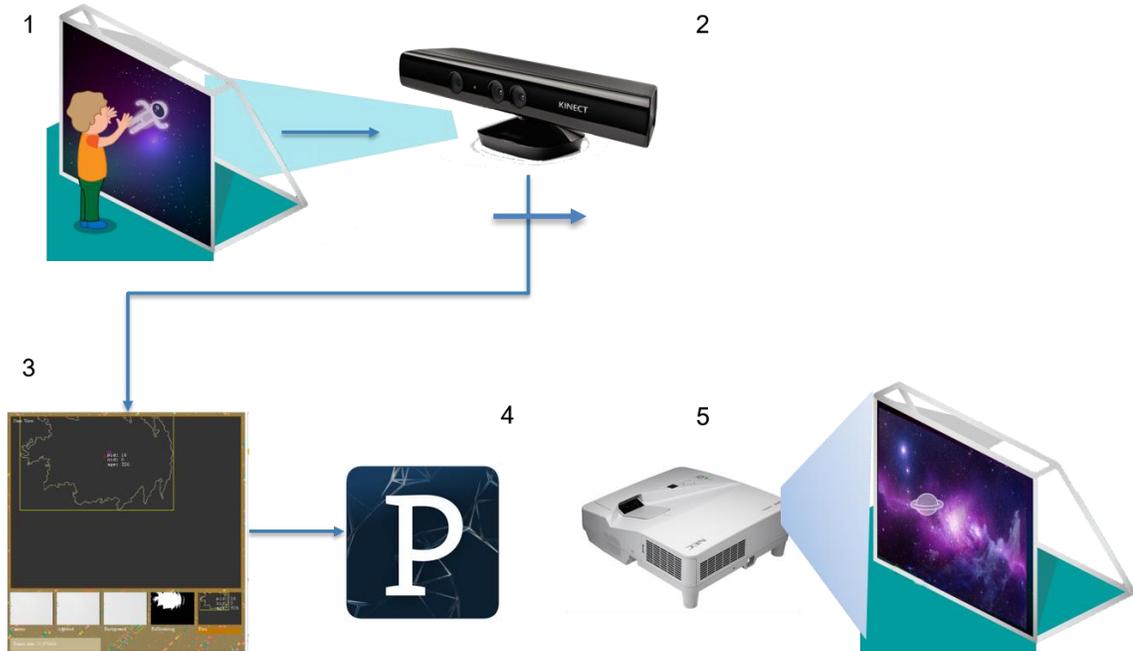


Figura 13. Funcionamiento de Música Flexible. 1 El usuario toca tela. 2. Kinect detecta en que punto de la tela se está tocando y envía la información a TSPS. 3. TSPS recibe la información y la envía a la aplicación en Processing. 4. Se actualiza la dinámica del juego. 5. El proyector despliega la imagen de salida.

⁵ **Processing:** es un lenguaje de programación y entorno de desarrollo basado en Java diseñado para la producción de proyectos multimedia e interactivos. <https://processing.org/>

3.1.2 Librería TSPS

TSPS es una librería para crear aplicaciones interactivas basadas en la interacción natural del usuario. Engloba algoritmos de visión por computadora en una interfaz simple y fácil de usar. TSPS utiliza un modelo cliente servidor, donde TSPS es el servidor que se encarga de obtener el video que el sensor Kinect capta, ejecutar los algoritmos de visión por computadora y enviar los datos al cliente, en este caso la aplicación desarrollada en Processing. TSPS utiliza el protocolo de comunicación OSC (Open Sound Control).

Para detectar las deformaciones que se producen en la tela cuando el usuario interactúa con ella, se necesita ajustar los valores de sensibilidad de la cámara Kinect, en la interfaz de TSPS (Figura 14). TSPS utiliza un “umbral” (valores entre 0 a 255) que determina la cantidad de luz que se detecta. El umbral se debe ajustar para distinguir los contornos de las formas, en nuestro caso, para detectar el contorno de las deformaciones producidas en la tela, entre menos luz se deje pasar mejor se aprecia la deformación. Por lo general en Música Flexible se usan valores entre 0 y 6.

Posteriormente se debe ajustar la sección que está observando Kinect para que se vea solo la superficie elástica (*i.e.*, modificar el campo de visión en la opción cámara). Finalmente, se captura el fondo que está observando Kinect. Esta captura sirve para comparar el fondo con la imagen actual y detectar si hubo algún cambio en la imagen, en nuestro caso, detectar las deformaciones que se realicen en la tela.

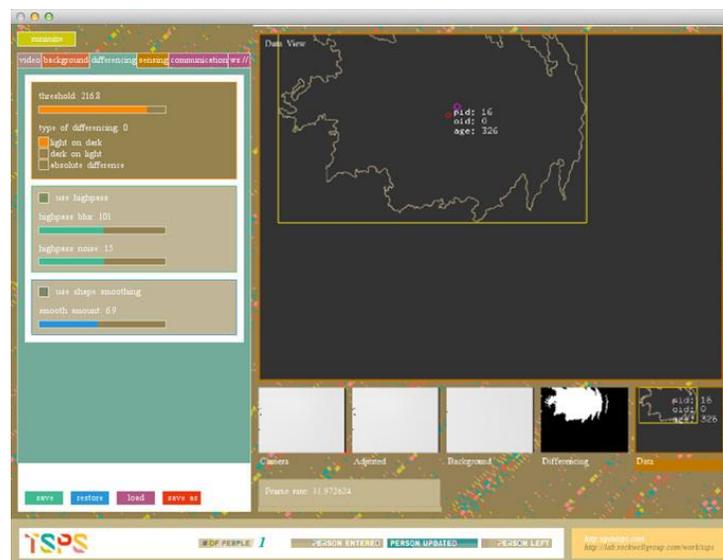


Figura 14. Interfaz de TSPS.

3.1.3 Actividades de Música Flexible

Música Flexible tiene un fondo 3D de color neón oscuro con una animación de nebulosas y elementos espaciales como cohetes o planetas. Para esta investigación se utilizaron las siguientes actividades:

- **Actividad 1. Colorear:** El objetivo de esta actividad es que el niño explore las diferentes maneras de interactuar con la superficie elástica. La actividad consiste en colorear toda la superficie de la tela (Figura 15 izquierda-arriba). Cada toque que se da sobre la superficie tiene un color que se genera al azar. Cada que el niño toca la superficie se escucha una nota musical dependiendo de dónde presione. Cuando el usuario ha coloreado toda la superficie, el sistema limpia de manera automática la imagen para que el usuario inicie de nuevo a colorear. La actividad tiene una duración pre-establecida de 2 minutos y medio.
- **Actividad 2. Empujar el astronauta:** El objetivo de esta actividad es que el usuario empuje un astronauta para que se mueva de un lado a otro (Figura 15). La tela se divide en 6 cuadros y el astronauta se mueve a través de estos cuadros. El astronauta, primero aparece en el lado izquierdo en el cuadrante superior y después en el centro. Enseguida el astronauta se mueve al cuadrante derecho superior y centro. Finalmente, el astronauta se mueve al cuadrante superior izquierdo y luego al cuadrante superior derecho. El usuario debe empujar el astronauta en cada uno de los cuadros. Esta rutina se repite durante 2 minutos y medio. Cada que el niño empuja al astronauta se escucha una nota musical dependiendo de la posición en la que se encuentre el astronauta.
- **Actividad 3. Deslizar:** El objetivo de esta actividad es que el niño toque un cohete y lo deslice hacia una estrella (Figura 15). Cuando el cohete toca la estrella, la estrella cambia de posición y el niño debe llevar nuevamente el cohete hacia la estrella. Esto se repite por 2 minutos y medio.
- **Actividad 4. Empujar la estrella:** El objetivo de esta actividad es que el niño empuje una estrella (Figura 15), cuando empuja la estrella, esta cambia de posición y el niño debe volver a empujarla. Cada que el niño toca y empuja la estrella se escucha una nota musical dependiendo de dónde presione. A diferencia de la actividad 2, en esta actividad la estrella puede aparecer en cualquier punto de la superficie.

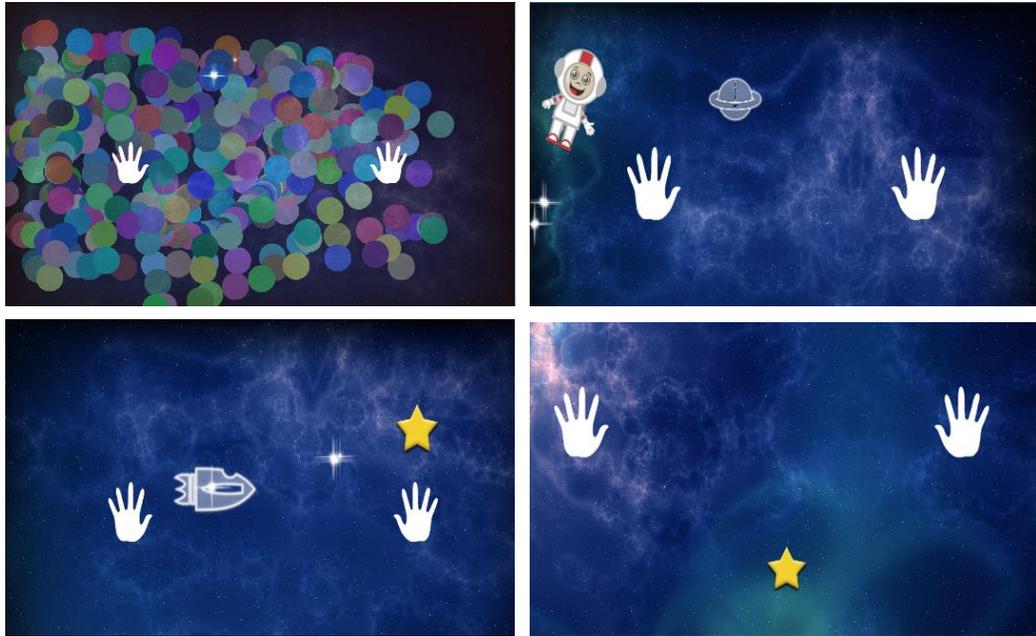


Figura 15. Capturas de pantallas de las actividades disponibles en Música Flexible. Actividad 1. Colorear (izquierda-arriba), Empuja el astronauta (derecha-arriba), Deslizar (izquierda-abajo), Empuja la estrella (derecha-abajo).

3.1.4 Instrucciones en Música Flexible

Las instrucciones que se dan en Música Flexible son de manera visual. El sistema de instrucciones se implementó para llamar la atención de los niños cuando dejan de realizar las actividades. Se cuenta con dos instrucciones visuales:

- **Instrucción 1.** La primera instrucción visual son unas manos (Figura 16-arriba) que se hacen pequeñas y grandes dando la ilusión de empujar. Esta instrucción se muestra al inicio de todas las actividades para que el niño se sienta motivado a empujar las manos. Una vez que el niño toca la tela, las manos desaparecen. Esta instrucción se vuelve a mostrar si después de 30 segundos no se detecta ninguna interacción en la tela, las manos desaparecen cuando el niño toca la tela.
- **Instrucción 2.** La segunda instrucción visual que se muestra es la caricatura de un niño simulando un movimiento de empuje (Figura 16-abajo). Esta instrucción se da si el niño no respondió a la primera instrucción. Si después de mostrar la primera instrucción pasan 30 segundos sin que se detecte una interacción con la tela, desaparecen las manos y se muestra esta instrucción, la cual desaparece cuando se detecta que el niño está interactuando con la tela.

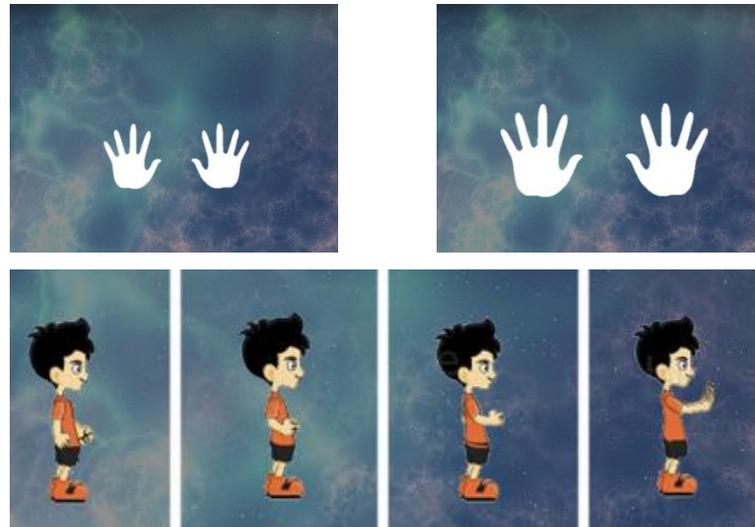


Figura 16. Secuencia de imágenes usadas para mostrar las instrucciones. Instrucción 1 (arriba) Instrucción 2 (abajo).

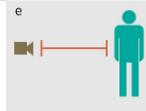
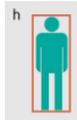
3.2 Gestos en superficies elásticas

Las superficies elásticas ofrecen diferentes formas de interactuar con ellas, un usuario puede empujar, deslizar, jalar o pellizcar usando su mano (Troiano et al., 2014) a estas interacciones las podemos definir como gestos. Debido al sensor y la tecnología que se utiliza en Música flexible solo se pueden diferenciar entre dos tipos de gestos: empujar y deslizar. Empujar consiste en presionar la tela con la mano sobre un punto inicial y ejercer presión, de manera vertical, hasta llegar a una profundidad máxima (Tabla 3). Deslizar se refiere a presionar con la mano sobre un punto inicial y recorrer la superficie de manera horizontal hasta llegar a un punto final.

3.2.1 Detección de gestos y almacenamiento de datos

Cuando un usuario realiza un gesto, TSPS detecta una deformación en la tela. TSPS asigna a cada deformación un identificador y brinda información relevante sobre la deformación (ver Tabla 2). Esta información se envía a la aplicación en Processing donde se procesa y se almacena.

Tabla 2. Información generada por cada deformación que es detectada por TSPS.

Nombre	Descripción	Valores	Representación Gráfica
Profundidad	Distancia de la cámara	Valor normalizado entre (0.0-1.0)	
Rectángulo Delimitador	Rectángulo delimitador que rodea la forma de la deformación del gesto	Alto del rectángulo. Ancho del rectángulo. Vector de 2 dimensiones(x,y,z)	
Centroide	Centro de la deformación del gesto	Vector de 2 dimensiones (x,y)	
Punto Máximo	Punto más cercano a la cámara	Vector de 2 dimensiones (x,y)	
Velocidad	Velocidad desde la última actualización	Vector de 2 dimensiones (x,y)	

Todas las interacciones que el usuario realiza son registradas. Cada dato en el registro es la ubicación de un gesto en un tiempo t :

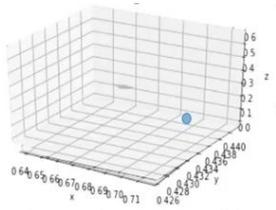
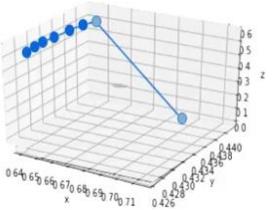
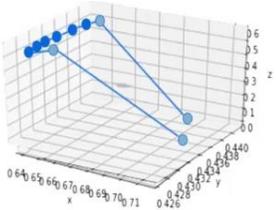
$$\vec{r}_t = x_t\hat{i} + y_t\hat{j} + z_t\hat{k}$$

Donde, x_t, y_t, z_t , es el tamaño de la ubicación de un gesto en un tiempo t , en cada dirección; mientras que $\hat{i}, \hat{j}, \hat{k}$ son los vectores unitarios en la dirección de cada eje. Cada gesto o deformación está formado por un conjunto de datos que forman un registro que se almacena 60 veces por segundo.

En cada registro se almacena la ubicación y el tiempo donde el niño está tocando, el identificador del gesto, la actividad que está realizando el niño y la información relevante de la deformación que la librería TSPS detecta (ver Tabla 2).

En la Tabla 3 se puede ver un ejemplo de cómo se registran los datos de cada gesto. Empezando en un punto de inicio, donde se almacena la ubicación y el tiempo donde el niño está tocando, posteriormente se almacena la trayectoria hasta llegar a una profundidad máxima, y finalmente se almacena la trayectoria de la profundidad máxima hasta el punto final, de manera simultánea son almacenados los valores que TSPS envía (Tabla 2).

Tabla 3. Ejemplo de la representación real y gráfica de un movimiento de empuje.

	Posición inicial	Profundidad máxima	Posición final																																									
Niño realizando el movimiento																																												
Representación gráfica del gesto																																												
Representación del registro de un gesto	<table border="1"> <thead> <tr> <th>ID</th> <th>Nivel</th> <th>Time</th> <th>x</th> <th>y</th> <th>z</th> <th>Depth</th> <th>...</th> <th>Velocity X</th> <th>Velocity Y</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>4</td> <td>1</td> <td>176715</td> <td>0.7</td> <td>0.4</td> <td>0.8</td> <td>0.798875</td> <td>...</td> <td>6.132202</td> <td>7.0704193</td> </tr> <tr> <td>4</td> <td>1</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>...</td> <td>7.4937744</td> <td>9.675262</td> </tr> <tr> <td>4</td> <td>1</td> <td>177916</td> <td>0.6</td> <td>0.4</td> <td>0.9</td> <td>0.813043</td> <td>...</td> <td>7.4937744</td> <td>9.562286</td> </tr> </tbody> </table>	ID	Nivel	Time	x	y	z	Depth	...	Velocity X	Velocity Y	4	1	176715	0.7	0.4	0.8	0.798875	...	6.132202	7.0704193	4	1	7.4937744	9.675262	4	1	177916	0.6	0.4	0.9	0.813043	...	7.4937744	9.562286			
ID	Nivel	Time	x	y	z	Depth	...	Velocity X	Velocity Y																																			
4	1	176715	0.7	0.4	0.8	0.798875	...	6.132202	7.0704193																																			
4	1	7.4937744	9.675262																																			
4	1	177916	0.6	0.4	0.9	0.813043	...	7.4937744	9.562286																																			

3.2.2 Registro de gestos no validos

Como se mencionó antes, las superficies elásticas permiten realizar diferentes gestos para interactuar. Un estudio con 24 niños con autismo muestra que Música Flexible motiva a los niños a realizar gestos de empuje y deslizamiento con una mano, dos manos, e incluso diferentes partes del cuerpo (Cibrian et al., 2017). Por esta razón fue necesario implementar un módulo para marcar si un gesto no es válido, ya que solo interesan los gestos que los niños realizan usando las manos.

Dado que en estos momentos no se puede distinguir si un niño usa su cabeza o su espalda para empujar la tela, la forma más sencilla de marcar que es un gesto no válido es llenando los valores del registro del gesto con un valor de -1.

Para marcar que un gesto no es válido, se debe presionar la tecla “x” cuando el gesto no válido empieza, en ese momento todo el registro del gesto se marcará con un valor de -1, cuando el gesto no válido termina es necesario volver a presionar la tecla “x” para que el registro se siga guardando de la forma normal.

Además durante el análisis de los gestos, también se tomarán como gestos no válidos aquellos que tengan una duración de 0.

3.3 Extracción de características para gestos en superficies elásticas

En total se extrajeron 224 características para proporcionar una descripción computacional de los gestos que realizan los niños al interactuar con una superficie elástica (ver Anexo 2).

Todas las características se extrajeron a partir de los registros de un gesto utilizando un *script*⁶ desarrollado en Python⁷. El *script* toma como entrada los registros de cada gesto, los analiza y calcula las características programadas. Al finalizar guarda las características calculadas para cada gesto en un archivo csv (por sus siglas en inglés *comma-separated values*).

Para calcular las 244 características se programaron 3 scripts en Python, los cuales calculan diferentes características:

- **Script gesto:** En este script se calcularon 40 características base (Tabla 4) a partir de los registros de cada gesto. En este script los gestos son analizados de manera individual. Además de las características base que se muestran en la Tabla 4 se calcularon otras que se pueden calcular en el Anexo 2. Un ejemplo de las características que se calcularon en este script es la duración-*i.e.*, cuánto dura un gesto desde que comienza hasta que termina.

⁶ Un script es un documento que contiene instrucciones, escritas en códigos de programación.

⁷ *Python* es un lenguaje de programación de alto nivel, interpretado y multipropósito.

- **Script actividad:** Para este script se programaron 104 características que se calcularon a partir de las características base y de analizar los gestos por actividad. Por ejemplo, la duración promedio de los gestos que se registran en la actividad 1.
- **Script sesión:** En este script se calcularon 80 características a partir de las características base y de analizar los gestos que se realizaron en una sesión completa⁸. Por ejemplo, la duración promedio de los gestos que se registraron en las actividades 1, 2, 3 y 4.

Las características que se calcularon para cada gesto las podemos dividir en tres grupos principales: (1) TSPS. Todos los valores estadísticos (*e.g.*, promedio, desviación estándar) que se calcularon para los datos que TSPS brinda sobre un gesto (Tabla 2). Por ejemplo la profundidad promedio de un gesto. (2) Forma del gesto. Características que nos dan información sobre la forma de un gesto, por ejemplo, el punto donde inicia o termina. Si es un gesto de empuje o deslizamiento o su tamaño. (3) Interacción. Son las características que nos dan información acerca de cómo es la interacción del usuario, por ejemplo, la duración del gesto o la fuerza que utiliza al realizar el gesto.

Para calcular la fuerza que ejerce un usuario al interactuar con la tela, se investigaron diferentes maneras (*e.g.*, uso de sensores), sin embargo la más factible fue usar un dinamómetro para estimar la masa que se necesita para empujar la tela, existen otros sensores que podría adaptarse a la tela pero esto haría que se convirtiera en una superficie rígida.

Para realizar la estimación de masa se siguieron los siguientes pasos: (1). se usó un dinamómetro para jalar la tela elástica en diferentes puntos (*i.e.*, cerca de los bordes de la tela, en el centro). (2) se estimó la relación entre la cantidad de masa dada por el dinamómetro y la profundidad del movimiento de empuje. (3) Se infiere que tanta masa es necesaria para llegar a la máxima profundidad del movimiento de empuje ($max(z)$).

⁸ Sesión completa se refiere a realizar todas las actividades establecidas

Tabla 4. Características base.

Nombre	Descripción	Fórmula	Variables
Distancia (d)	La distancia es la estimación de la longitud de la trayectoria dibujada en el espacio de un movimiento de empuje. Dado que la librería TSPS 1.3.7 obtiene medidas en un rango entre [0,1], para calcular la distancia por eje, los valores son cambiados a las magnitudes básicas del movimiento, en nuestro caso metros (sistema de referencia). Entonces, el desplazamiento de un gesto de un tiempo t a un tiempo $t + 1$ será $\vec{r}_{t+1} = \langle x_{t+1}, y_{t+1}, z_{t+1} \rangle$.	$d = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(x_{t+1} - x_t)^2 + (y_{t+1} - y_t)^2 + (z_{t+1} - z_t)^2}$	x_t, y_t, z_t el tamaño de la ubicación de un movimiento de empuje en un tiempo t
Velocidad (\vec{v})	Para estimar la velocidad, se calcula la distancia entre el tiempo que le toma al usuario realizar un gesto.	$ \vec{v} = \frac{d}{t_f - t_i}$	t_f es el tiempo final
Aceleración (\vec{a})	Para la aceleración promedio se calcula el cambio de velocidad que hubo en un gesto durante el tiempo que tomó realizar el gesto.	$ \vec{a} = \frac{ \vec{v} }{t_f - t_i}$	
Masa	Para estimar la masa necesitada para empujar la tela se realizaron los siguientes pasos: (1). se usó un dinamómetro para jalar la tela elástica en diferentes puntos (i.e., cerca de los bordes de la tela, en el centro). (2) se estimó la relación entre la cantidad de masa dada por el dinamómetro y la profundidad del movimiento de empuje. (3) Se infiere que tanta masa es necesaria para llegar a la máxima profundidad del movimiento de empuje ($max(z)$)	$masa = max(z) * kg$	$max(z)$ es la profundidad máxima obtenida en el movimiento de empuje. kg representa la proporción de kilogramos necesarios para empujar la tela hasta la profundidad de $max(z)$.
Fuerza (f)	Para tener la estimación de la fuerza usada al empujar la superficie elástica, se calculó la aceleración a de un movimiento de empuje multiplicando la masa para llegar a la profundidad máxima.	$f = mass * \vec{a} $	
Duración	Duración de un gesto desde la posición inicial a la final	$Duración = L_{touch} - F_{touch}$	L_{touch} es el tiempo en que se realizó el último toque. F_{touch} es

			el tiempo en que se realizó el primer toque.
Punto Inicial	Punto en x,y,z de donde comienza el gesto	$x_i = first(x)$	x_i es el valor de x al iniciar el gesto. $first(x)$ es el primer valor registrado de x. Esto se calcula para x,y,z.
Punto Final	Punto en x,y,z de donde finaliza el gesto	$x_f = last(x)$	x_f es el valor de x al finalizar el gesto. $last(x)$ es el último valor registrado de x. Esto se calcula para x,y,z
Área	Área del rectángulo que enmarca la deformación del gesto	$Área = recW * rech$	$recW$ es el ancho del rectángulo que enmarca la deformación. $rech$ es el alto del rectángulo que enmarca la deformación.
Ancho Gesto (wg)	Ancho del rectángulo que enmarca el gesto en pantalla.	$wg = \sqrt{\max(x)^2 - \min(x)^2}$	$\max(x)$ es el valor máximo de x. $\min(x)$ es el valor mínimo de x.
Alto Gesto (hg)	Alto del rectángulo que enmarca el gesto en pantalla.	$hg = \sqrt{\max(y)^2 - \min(y)^2}$	$\max(y)$ es el valor máximo de y. $\min(y)$ es el valor mínimo de y.
Área Gesto	Área del rectángulo que enmarca el gesto en pantalla.	$AreaGesto = wg * hg$	wg es el ancho del gesto. hg es el alto del gesto

3.4 Resumen y conclusiones

En este capítulo se presentó la arquitectura y configuración física de Música Flexible así como su funcionamiento y las actividades que la conforman.

Música Flexible es una superficie elástica formada por 4 actividades, los usuarios pueden interactuar con esta superficie mediante 2 gestos: empujar y deslizar. Para detectar en qué punto está presionando el usuario se utiliza un sensor Kinect, posteriormente estos datos son procesados por una aplicación desarrollada en Processing, para enviar los datos del sensor Kinect a la aplicación se utiliza la librería TSPS. Una vez que se han procesado los datos, la aplicación da como salida visualizaciones que son proyectadas sobre la tela.

Todos los gestos que un usuario realiza son almacenados y procesados para obtener características que permiten tener una descripción computacional de ellos.

Capítulo 4 Estudio piloto

Antes de llevar a cabo el estudio con niños, se realizó una prueba piloto para probar si las actividades funcionaban de manera correcta, si las características que se seleccionaron podían calcularse, si los datos se almacenan de manera adecuada y si el tiempo establecido para cada actividad era apropiado. A continuación, se describe el objetivo, diseño y desarrollo de este estudio. Posteriormente se presentan los experimentos que se realizaron y los resultados obtenidos.

4.1 Objetivo

Evaluar si los gestos que se realizan en una superficie elástica se pueden usar para distinguir entre hombres y mujeres.

4.2 Métodos

4.2.1 Participantes

Se les hizo una invitación a 10 estudiantes de CICESE a participar en este estudio. Se les pidió a los participantes asistir a una sesión de entrenamiento y a utilizar Música Flexible en dos sesiones de 10 minutos (una por cada día). De los 10 participantes solo ocho completaron el estudio (ver Tabla 5)

Tabla 5. Datos demográficos de los participantes en el estudio.

Participante	Género	Edad
P1	Masculino	25
P2	Masculino	25
P3	Masculino	23
P4	Masculino	25
P5	Masculino	24
P6	Masculino	25
P7	Femenino	24
P8	Femenino	25
P9	Femenino	25
P10	Femenino	24

4.2.2 Procedimiento

Para este estudio todos los participantes realizaron dos sesiones en Música Flexible (ver Tabla 6) y una sesión de entrenamiento. A continuación se explica a detalle cada una de las sesiones:

Entrenamiento: Antes de iniciar la sesión 1, los participantes tuvieron una sesión de entrenamiento para familiarizarse con el uso Música Flexible. Durante el entrenamiento se les explicó los gestos que podían hacer y en qué consistían las actividades que posteriormente iban a realizar. Esto con el propósito de que en las sesiones no se les diera más instrucciones de las necesarias. La duración de esta sesión fue de 2 minutos.

Sesión 1: Durante esta sesión los participantes realizaron 4 actividades: Colorear, Empuja, Desliza y Empujar Fuerte. En la actividad de Colorear (ver 0 sección 3.1.3), los participantes deben empujar o deslizar para colorear toda la superficie. La actividad de Empujar, consiste en “Empujar el astronauta” (ver 0 sección 3.1.3), se le dio a los participantes la instrucción “Empuja” y ellos deben empujar de la manera que crean conveniente.

En la actividad de Deslizar (ver 0 sección 3.1.3), los participantes deben deslizar el cohete para llevarlo a la estrella. En la actividad Empuja Fuerte, se presenta la actividad “Empuja el astronauta”, pero se les da a los participantes la instrucción “Empuja fuerte” y ellos deben empujar según lo que consideren fuerte. La duración de esta sesión fue de 10 minutos, 2 minutos y medio por actividad.

Sesión 2: En la segunda sesión los participantes realizaron 4 actividades: Colorear, Empuja Suave, Desliza Lento y Desliza Rápido. La actividad Colorear es la misma que se describe en la sesión 1 (ver 0 sección 3.1.3). La actividad de Empuja Suave consiste en “Empujar el Astronauta” (ver 0 sección 3.1.3) de forma suave. En esta actividad se le dio a los participantes la instrucción “Empuja suave” y ellos deben empujar según lo que consideren suave.

Para las ultimas 2 actividades, Desliza Rápido y Desliza lento, los participantes deben “Deslizar” (ver Capítulo 3, sección 3.1.1) el cohete según la instrucción que se les indique, “Rápido” en el primer caso y “Lento” para el segundo caso. La duración de esta sesión fue de 10 minutos, 2 minutos y medio por actividad.



Figura 17. Participantes realizando actividades de Música Flexible. Empuja el astronauta (izquierda), Colorear (centro), Deslizar (izquierda).

Los participantes llevaron a cabo las sesiones en dos días. Durante el primer día realizaron una sesión de entrenamiento y las actividades de la sesión 1. En el segundo día se les pidió hacer únicamente las actividades de la sesión 2. Cada participante pasa al cuarto donde estaba instalada Música Flexible de manera individual. La duración de este estudio fue de una semana, debido a que los participantes no acudieron los mismos días a las sesiones.

Tabla 6. Actividades propuestas por sesión.

Sesión 1		Sesión 2	
Actividad estudio	Actividad Música Flexible	Actividad estudio	Actividad Música Flexible
Colorear	Colorear	Colorear	Colorear
Empuja	Empuja el astronauta	Empuja suave	Empuja el astronauta
Desliza	Deslizar	Desliza rápido	Deslizar
Empuja fuerte	Empuja el astronauta	Desliza lento	Deslizar

4.2.3 Recolección de datos

Los registros de los gestos que realizaron los participantes durante las actividades, se guardaron de forma automática en un archivo csv. Por cada actividad se genera un archivo csv con el nombre de la actividad y del participante. Por cada participante se generaron ocho archivos csv.

En total se recolectaron 64 archivos con información de gestos. Posteriormente estos archivos fueron agrupados de forma manual en dos carpetas: hombres y mujeres. En total se registraron 4507 gestos (ver Tabla 7).

Tabla 7. Total de gestos que cada participante realizó en cada una de las actividades. DL (desliza lento), DR (Desliza rápido), EF (empuja fuerte), ES (Empuja suave).

Participante	Colorear	Colorear	Empujar	Deslizar	DL	DR	EF	ES
h1	94	83	80	70	43	65	97	88
h2	43	31	73	49	36	56	95	66
h3	63	55	103	75	20	70	120	93
h4	55	41	84	25	30	74	90	77
m1	64	25	110	82	39	55	149	74
m2	106	59	88	83	35	26	103	90
m3	57	61	97	72	61	60	121	98
m4	43	64	67	72	63	84	70	85
Total	525	419	702	528	327	490	845	671
Promedio	65.62	52.37	87.75	66	40.87	61.25	105.62	83.87

4.2.4 Análisis de datos

Para evaluar si se pueden distinguir los gestos de mujeres de los gestos de hombres, se realizaron dos experimentos. En el primer experimento se analizaron los datos por sujeto, es decir, se usó el *script* que calcula las características de los gestos por sesión completa (ver 0 sección 3.3). Se analizan todos los gestos que realizaron los participantes durante las ocho actividades y al final se obtiene un conjunto de datos (*dataset*), el cual se guarda en un archivo *csv*. Este conjunto de datos tiene un tamaño de ocho filas, las cuales representan a cada participante, por 80 columnas, que representan a las características calculadas.

En el segundo experimento se analizaron los datos por gesto, es decir, se usó el *script* que calcula las características por gesto (ver 0 sección 3.3), para cada gesto que realizaron los participantes se calculó un conjunto de características, de esta manera podemos analizar cada gesto de manera individual. El conjunto de datos que se obtiene en este caso es de 4507 filas por 40 columnas, donde las filas representan a cada gesto registrado y las columnas las características calculadas para cada gesto.

Para evaluar si se puede distinguir entre mujeres y hombres se utilizaron cuatro algoritmos de clasificación (ver Capítulo 2): Árbol de decisión (*Tree*), Bosques Aleatorios (*Random Forest*), SVM (por sus siglas en inglés *Support Vector Machines*) y Naive Bayes. Como método de muestreo se utilizó una validación cruzada de 3 pliegues para el primer experimento y de 10 pliegues para el segundo experimento. Posteriormente, se analizaron diferentes medidas de rendimiento (*e.g.*, precisión, sensibilidad) de cada uno de los algoritmos (ver Tabla 8) así como su matriz de confusión.

Para finalizar, en cada uno de los experimentos, se obtuvo la ganancia de información de las características usadas y se ordenaron de mayor a menor relevancia. Esto con el objetivo de saber cuáles son las características que mejor distinguen a las mujeres de los hombres. Se obtuvieron 10 características relevantes en cada experimento, se seleccionaron cinco debido a que se fueron seleccionando características de dos en dos para hacer la clasificación y saber en qué punto los resultados ya no mejoraban *i.e.*, el porcentaje de clasificación correcta no aumentaba más. Al llegar a la quinta característica, los resultados ya no mejoraban, esto quiere decir que con estas cinco características se puede hacer una clasificación adecuada entre hombres.

Para realizar estos experimentos se decidió usar el software Orange (Figura 18) ya que cuenta con los algoritmos y componentes de evaluación que se necesitan. Orange es una herramienta para realizar

minería de datos de análisis predictivo, consta de una serie de componentes que implementan algoritmos de minería de datos, así como operaciones de procesamiento y representación gráfica de datos⁹.

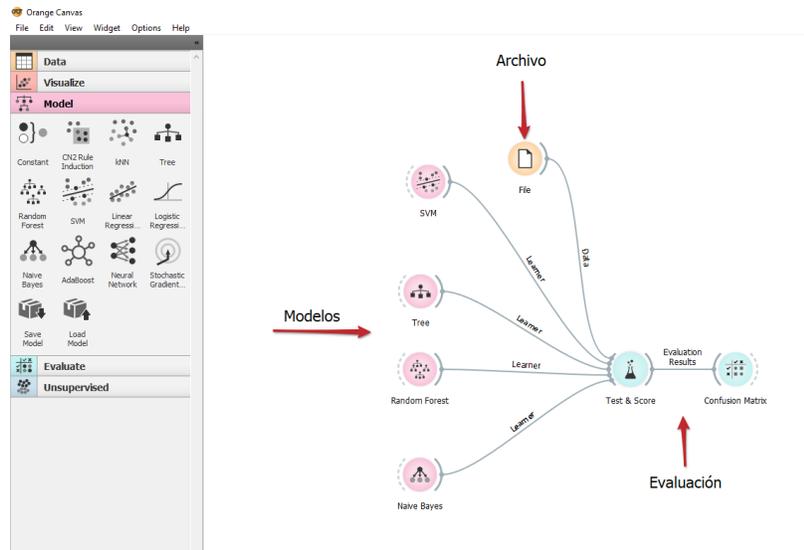


Figura 18. Captura de pantalla del Software Orange. En la captura se puede ver cómo está compuesto por diferentes componentes que pueden ser arrastrados al lienzo de trabajo.

Para evaluar el rendimiento de los algoritmos seleccionados, se optó por usar dos de los componentes que ofrece Orange debido a que dan la información que se necesita sobre cada algoritmo (e.g, medidas de rendimiento como precisión y exhaustividad, matriz de confusión); a continuación se describen los componentes de evaluación que se seleccionaron:

Prueba y Puntaje (Figura 19). Este componente muestra una tabla con diferentes medidas de rendimiento (ver Tabla 8) del clasificador y genera resultados de evaluación que pueden ser usados por otros componentes para analizar el rendimiento de los clasificadores. Este componente admite varios métodos de muestreo, para los experimentos descritos en este estudio se utilizó el método de Validación Cruzada, el cual divide los datos en un número dado de pliegues (ver Anexo 3).

⁹ [https://es.wikipedia.org/wiki/Orange_\(aprendizaje_autom%C3%A1tico\)](https://es.wikipedia.org/wiki/Orange_(aprendizaje_autom%C3%A1tico))

Matriz de confusión (Figura 20). Permite la visualización del desempeño de un algoritmo, cada columna de la matriz representa el número de predicciones de cada clase, mientras que cada fila representa a las instancias en la clase real.

Por último, se usó el componente Rank para obtener las 10 características que más ayudan a distinguir entre niños hombres y mujeres. Este componente puntúa las características según su correlación con la clase usando como método de puntuación la ganancia de información¹⁰.

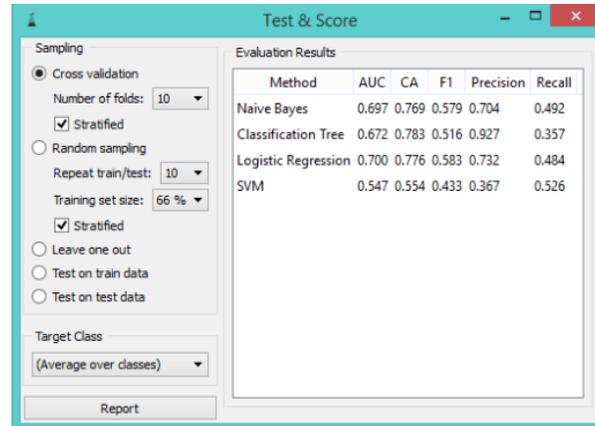


Figura 19. Captura tomada de la documentación de Orange. En la captura se puede seleccionar uno de los cinco métodos de muestreo y que da como resultado una tabla con diferentes medidas para todos los algoritmos seleccionados.

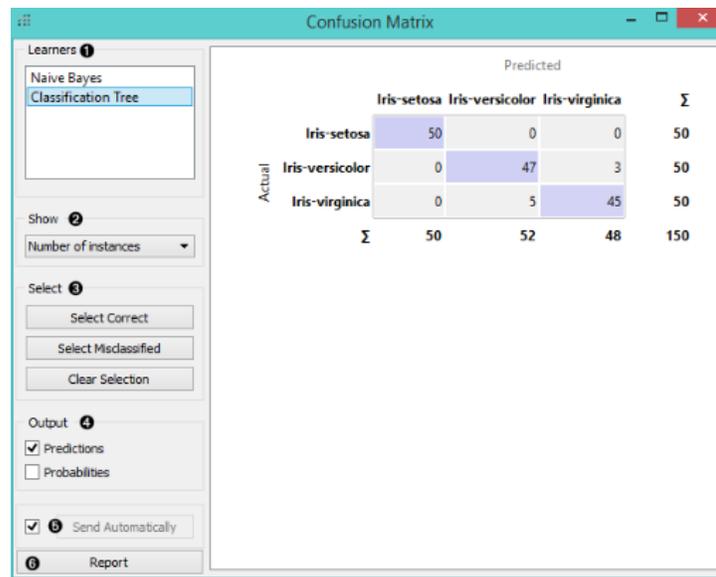


Figura 20. Captura tomada de la documentación de Orange, donde se muestra una matriz de confusión.

¹⁰ <https://docs.orange.biolab.si/3/visual-programming/widgets/data/rank.html>

Tabla 8. Medidas de evaluación generadas por el componente Prueba y Puntaje de Orange. Verdaderos positivos (VP), Verdaderos negativos (VN), Falsos positivos (FP), Falsos negativos (FN).

Métrica	Descripción	Fórmula
AUC	Es el área bajo la curva de receptor-operación. La precisión se mide por el área bajo la curva ROC. Un área de 1 representa una prueba perfecta; un área de .5 representa una prueba sin valor. El área mide la discriminación, es decir, la capacidad de la prueba para clasificar correctamente ¹¹ .	
CA	Proporción de ejemplos correctamente clasificados.	$CA = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$
F1	La puntuación F1 es el promedio armónico de la sensibilidad , donde un puntaje F1 alcanza su mejor valor en 1 (precisión perfecta y recuperación) y peor en 0 ¹² .	$F_1 = 2 \cdot \frac{Precisión \cdot Sensibilidad}{Precisión + Sensibilidad}$
PRECISIÓN	Proporción de verdaderos positivos entre los casos clasificados como positivos. La precisión intenta responder la siguiente pregunta ¿Qué proporción de identificaciones positivas fue correcta?	$Precisión = \frac{VP}{VP + FP}$
SENSIBILIDAD (RECALL)	Proporción de verdaderos positivos entre todas las instancias positivas en los datos. La sensibilidad intenta responder la siguiente pregunta ¿Qué proporción de positivos reales se identificó correctamente?	$Sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN}$

4.3 Resultado

4.3.1 Experimento por sujeto

El algoritmo que mejor resultado presentó para discriminar hombres de mujeres es el Naive Bayes teniendo una precisión de 0.800 y una sensibilidad de 1.000- *i.e.*, cuando predice si una mujer es mujer acierta el 80.0 % de las veces e identifica correctamente el 100% de las mujeres (ver Tabla 9).

¹¹ <http://gim.unmc.edu/dxtests/roc3.htm>

¹² https://en.wikipedia.org/wiki/F1_score

Tabla 9. Resultados del experimento por sesión.

METODO	AUC	CA	F1	PRECISION	SENSIBILIDAD
SVM		0.500	0.500	0.520	0.250
BOSQUE ALEATORIO		0.600	0.500	0.500	0.750
NAIVE BAYES		0.889	0.800	0.800	1.000
ÁRBOL DE DECISIÓN		0.750	0.750	0.750	0.750

Otra forma de analizar los resultados de este experimento es mediante la matriz de confusión, con esta matriz se puede tener una idea más clara de cómo se están clasificando los datos. En la Tabla 10 se muestra la matriz de confusión de cada uno de los algoritmos, y se puede observar que el algoritmo que mejor distingue entre hombres y mujeres es el Naive Bayes clasificando correctamente al 75% de los hombres como hombres y al 100% de mujeres como mujeres.

Esto quiere decir que de los cuatro hombres solo se clasificó incorrectamente a un hombre. En las matrices de confusión (Tabla 10) se puede ver que en la mayoría de los casos los algoritmos clasifican incorrectamente a un hombre. Se revisó la clasificación de cada algoritmo y se encontró que todos los algoritmos se equivocan al clasificar al mismo participante.

Esto puede deberse a que durante el estudio se notó que la participación de los hombres, a excepción de uno, fue diferente al de las mujeres. A los participantes que terminaron el estudio se les preguntó su opinión sobre las actividades y tres de los cuatro hombres comentaron que las actividades eran cansadas, aburridas, y que la duración de cada actividad era muy larga, las 4 mujeres comentaron que les gustaron las actividades, que eran divertidas y que el tiempo de cada actividad era adecuado.

Por el contrario uno de los participantes hombres y las cuatro mujeres comentaron que les habían gustado las actividades, que eran divertidas y que el tiempo era adecuado. Estas respuestas afectan directamente a como fue la participación de cada sujeto, a los hombres al parecerles aburridas las actividades, trataban de terminar de una manera rápida, aunque se les explico que cada actividad tenía una duración establecida.

Por ejemplo, en la actividad de colorear, los hombres coloreaban más rápido la superficie. Por el contrario, las mujeres se tomaban más tiempo realizar las actividades, y se notaba que las disfrutaban. Tal vez debido

a la personalidad relajada del participante y a que le agradaron las actividades, sus gestos podrían haberse parecido más a los de las mujeres.

Esto indica que es necesario diseñar actividades que sean agradables tanto para hombres como para mujeres, para que ambos participen de la misma manera, sin que influya su percepción sobre las actividades.

Estos resultados muestran que es posible distinguir entre hombres y mujeres evaluando los gestos que realizan en una superficie elástica durante ocho actividades. Para entender que patrones gestuales diferencian a los hombres de las mujeres, se obtuvieron las cinco mejores características que ayudan a los algoritmos de clasificación a distinguir entre los dos grupos (ver Tabla 11).

Las características obtenidas están relacionadas con valores de profundidad y fuerza y cantidad de gestos realizados. Esto podría deberse a que los hombres al tener más fuerza, ejercen más presión sobre la tela cuando interactúan con ella. Al ejercer más fuerza sobre la tela, mayor es la profundidad que detecta TSPS. Una mujer puede ejercer menos fuerza al interactuar con la tela y esto genera que la profundidad sea menor.

Tabla 10. Matriz de confusión para cada uno de los algoritmos. SVM (arriba-derecha), NaiveBayes (arriba-izquierda), Árbol de decisión (abajo-derecha), Bosques Aleatorios (abajo-izquierda).

SVM					Naive Bayes						
		<i>Predicho</i>					<i>Predicho</i>				
		Hombre	Mujer	Σ			Hombre	Mujer	Σ		
<i>Actual</i>	Hombre	75.0%	25.0%	4	<i>Actual</i>	Hombre	75.0%	25.0%	4		
	Mujer	75.0%	25.0%	4		Mujer	0.0%	100.0%	4		
		Σ	6	2	8			Σ	3	5	8
Árbol de decisión					Bosques Aleatorios						
		<i>Predicho</i>					<i>Predicho</i>				
		Hombre	Mujer	Σ			Hombre	Mujer	Σ		
<i>Actual</i>	Hombre	75.0%	25.0%	4	<i>Actual</i>	Hombre	25.0%	75.0%	4		
	Mujer	25.0%	75.0%	4		Mujer	25.0%	75.0%	4		
		Σ	4	4	8			Σ	2	8	8

Tabla 11. Características que ayudan a distinguir entre hombres y mujeres.

Característica	Descripción
MinDepth	Profundidad mínima
MaxDepth	Profundidad máxima
ForceMin	Fuerza mínima
ForceMax	Fuerza máxima
PeakMean	Tiempo para llegar a la profundidad máxima
TotalGestos	Total de gestos realizados
MeanGestos	Promedio de gestos por actividad
MeanEmpuje	Promedio de gestos tipo empuje
MeanDes	Promedio de gestos tipo deslizamiento
AreaMin	Área mínima del rectángulo que enmarca una deformación

4.3.2 Experimento por gesto

En análisis por gesto muestra que es posible distinguir entre los gestos de hombres y de mujeres (ver Tabla 12). El algoritmo que mejor resultado presentó para discriminar entre gestos de hombres y mujeres es el Árbol de decisión teniendo una precisión de 0.929 y una sensibilidad de 0.921- *i.e.*, cuando predice un gesto de mujer acierta el 92.9 % de las veces e identifica correctamente el 92.1% de los gestos de mujer.

Tabla 12 Resultados de analizar los datos por gestos

METODO	AUC	CA	F1	PRECISION	RECALL
SVM	0.564	0.535	0.512	0.567	0.466
BOSQUES ALEATORIOS	0.956	0.889	0.894	0.896	0.891
NAIVE BAYES	0.748	0.654	0.627	0.720	0.555
ÁRBOL DE DECISIÓN	0.916	0.922	0.925	0.929	0.921

Para tener más claro cómo están clasificando a los gestos cada uno de los algoritmos, se muestra la matriz de confusión de cada uno de ellos en la Tabla 13.

Al comparar los resultados de cada algoritmo, se puede decir que el algoritmo Árbol de decisión es el que mejor distingue entre gestos de hombres de gestos de mujeres. Este algoritmo clasifica correctamente al 91.4% de los gestos de hombre y al 92.9% como gestos de mujer.

Al igual que en el primer experimento se puede ver que todos los algoritmos aciertan más al clasificar los gestos de mujeres que los gestos de hombres. Esto podría estar relacionado con el resultado del primer experimento, dado que en todos los casos se clasificó de forma incorrecta a un hombre, eso quiere decir que al analizar sus gestos de forma individual, se puede cometer el mismo error y pueden ser tomados como gestos de mujer.

Debido a que los gestos no están etiquetados con el nombre del participante, no se puede saber si los gestos que están clasificados de forma incorrecta, pertenecen al mismo participante clasificado de forma incorrecta en el primer experimento.

Aunque también existe la posibilidad de que los gestos que se clasificaron de forma incorrecta sean de diferentes participantes, lo cual da la idea de que existen gestos que ayudan a distinguir más entre si un participante es hombre o mujer.

Tabla 13. Matriz de confusión para cada uno de los algoritmos. SVM (arriba-derecha), Árboles Aleatorios (arriba-izquierda), Naive Bayes (abajo-derecha), Árbol (abajo-izquierda).

SVM					Árboles Aleatorios						
		Predicho						Predicho			
		Hombre	Mujer	Σ		Hombre	Mujer	Σ			
Actual	Hombre	51.0%	43.3%	2170	Actual	Hombre	87.1%	10.7%	2170		
	Mujer	49.0%	56.7%	2380		Mujer	12.9%	89.3%	2380		
	Σ	2593	1957	4550		Σ	2593	1957	4550		
Naive Bayes					Árbol de decisión						
		Predicho						Predicho			
		Hombre	Mujer	Σ		Hombre	Mujer	Σ			
Actual	Hombre	61.0%	28.0%	2170	Actual	Hombre	91.4%	7.1%	2170		
	Mujer	39.0%	72.0%	2380		Mujer	8.6%	92.9%	2380		
	Σ	2593	1957	4550		Σ	2593	1957	4550		

Para entender qué es lo que más distingue a los gestos de una mujer de los gestos de un hombre, se obtuvieron las cinco características con mayor relevancia. Se encontró que las características que ayudan a distinguir entre los dos grupos están relacionadas con la profundidad, la fuerza y la velocidad de los gestos (ver Tabla 14).

Tabla 14. Características que ayudan a distinguir entre hombres y mujeres.

Característica	Descripción
Punto Inicial Z	Punto inicial del gesto en la coordenada z
Min Velocity X	Velocidad mínima en el eje X
Force Min	Fuerza mínima
Min Depth	Profundidad mínima
Force Max	Fuerza máxima
Max Depth	Profundidad máxima de un gesto
Mean Depth	Promedio de la profundidad
Punto Final Z	Coordenada en Z de donde termina el gesto
Max Velocity X	Velocidad máxima en el eje x
Punto Final X	Coordenada en X de donde termina el gesto

Al igual que en primer experimento, las características más relevantes, están relacionadas con la fuerza y profundidad de los gestos. Tal como se mencionó en el primer experimento, esto puede deberse a que los hombres tienen más fuerza que las mujeres y por consiguiente repercute directamente en la profundidad de los gestos.

Teniendo estos resultados en cuenta se puede decir que la fuerza es una característica distintiva entre hombres y mujeres al interactuar con una superficie elástica.

4.4 Discusión

Los experimentos que se describen en este capítulo muestran que es posible distinguir entre hombres y mujeres analizando los gestos que realizan en una superficie elástica, hasta con una precisión del 80% y una sensibilidad del 100%. Además se logró distinguir si los gestos son realizados por una mujer o un hombre con una precisión hasta del 92.9 % y una sensibilidad del 92.1%.

En ambos experimentos se notó que los algoritmos de clasificación cometen más errores al clasificar hombres, por ejemplo, en el primer experimento de los cuatro participantes hombres se clasificó de manera incorrecta a uno, mientras que las cuatro mujeres participantes fueron clasificadas como mujeres, en el mejor de los casos.

Esto podría deberse al tipo de actividades y la personalidad de cada participante, ya que mientras para la mayoría de los hombres las actividades parecían aburridas y cansadas, para las mujeres eran entretenidas; estos factores pudieron influir en la participación de cada sujeto. Los hombres trataban de terminar más rápido las actividades, ponían menos interés y atención, y las mujeres eran más detalladas y cuidadosas al realizar las actividades.

Al ser uno de los participantes hombres más cuidadoso y poner más atención a las actividades los datos de los gestos que realizó pudieron confundirse con los de una mujer. Aunque los resultados no parecen ser tan malos, es necesario realizar el estudio con más participantes para poder fortalecer y generalizar los resultados.

Decir que una persona es mujer cuando no lo es, podría tener diferentes consecuencias, dependiendo de la aplicación que se le dé. Por ejemplo, si se quisiera restringir la entrada a hombres, a algún lugar exclusivo de mujeres, tendría grandes consecuencias ya que las mujeres podrían sentirse inseguras o asustadas. En otro escenario, si se quiere distinguir entre hombres y mujeres para personalizar un sistema, un hombre podría llegar a molestarle que el sistema se personalice para una mujer.

Para evitar la influencia de la percepción de las actividades, es necesario implementar actividades que sean atractivas tanto para hombres como para mujeres, además se debe tener en cuenta el rango de edad de los participantes, en este caso las actividades están dirigidas a niños, lo cual pudo ocasionar que fueran aburridas para los participantes. Además de las diferencias de participación que se notaron durante el estudio, se encontró que la fuerza y la profundidad de los gestos son características distintivas entre hombres y mujeres al interactuar con una superficie elástica. Era de esperar que la fuerza fuera una característica distintiva, ya que es sabido que los hombres pueden tener más fuerza que una mujer y al ser una superficie elástica los participantes pueden usar diferentes niveles de fuerza, lo cual afecta directamente la profundidad de los gestos. Se esperaba encontrar otro tipo de características que nos dieran más información acerca de cómo es la interacción de hombres y mujeres en una superficie elástica.

Más allá de saber si se podía distinguir entre hombres y mujeres, el principal objetivo de este estudio piloto fue verificar que tanto las actividades como las instrucciones y el guardado de datos funcionaban de forma correcta en Música Flexible, así como averiguar si la duración de las actividades era adecuada para obtener datos suficientes y si las características propuestas iban a poder ser calculadas.

Se pudo verificar que todo el sistema de Música Flexible funcionaba de manera correcta y que la duración de cada actividad era adecuada para obtener una cantidad suficiente de datos. Como se puede ver en los experimentos, las características propuestas se pudieron calcular sin ningún problema.

En cuanto a las actividades, además de si eran aburridas o entretenidas, la mayoría de los participantes encontró dificultad en la actividad de deslizar, específicamente cuando tenían que deslizar rápido o lento. Estas respuestas se contemplaron para establecer las actividades planteadas para los niños, si para un adulto resulto una tarea difícil, para un niño podría serlo más.

Capítulo 5 Prueba de discriminación en el uso de la tela

En este capítulo se describe el segundo caso de estudio el cual se realizó para discriminar entre niños neurotípicos y niños con autismo al usar Música Flexible. Durante cinco semanas y media, 46 niños neurotípicos y 26 niños con autismo de tres instituciones usaron Música Flexible. A continuación, se describe el objetivo, diseño y desarrollo de este estudio. Posteriormente se presentan los experimentos que se realizaron y los resultados obtenidos.

5.1 Objetivo

Evaluar si los gestos que se realizan en una superficie elástica se pueden usar para distinguir entre niños neurotípicos y niños con autismo.

5.2 Métodos

5.2.1 Participantes

En este estudio participaron 72 niños de entre 3-6 años de edad, 46 niños neurotípicos y 26 niños con autismo (ver Tabla 15). Los niños pertenecían a tres instituciones diferentes, CAEPA (Centro de Atención Especializada para Autistas de Ensenada) y Pasitos especializadas en el cuidado de niños con autismo, y Green Hands Collage, un preescolar con un programa de inclusión para niños con discapacidad.

Para el estudio también se reclutaron dos psicólogos quienes estuvieron presentes durante la participación de los niños neurotípicos, dos maestras sombra (Green Hands Collage) y cinco maestras psicólogas quienes acompañaban a los niños con autismo a las sesiones (3, maestras de CAEPA y 2, maestras de Pasitos)

Para elegir a los participantes del estudio, se estableció como criterio de inclusión a niños con autismo de entre 3 y 6 años de edad, de baja y media funcionalidad y que no estén bajo tratamiento farmacológico. Para el caso de niños neurotípicos se reclutaron a niños de entre 3 y 6 años de edad sin problemas

motrices. En el caso de los niños neurotípicos se aplicó una prueba de motricidad para evitar tener niños con problemas de motricidad. Más adelante se explica que prueba se aplicó y en qué consistía. Debido a problemas de inasistencia, siete niños neurotípicos y cuatro con autismo no terminaron el estudio. Dos niños neurotípicos se descartaron por tener problemas de motricidad.

Tabla 15. Información del total de participantes durante el estudio.

Institución	Niños que completaron el estudio	Niños que no terminaron el estudio	Personal de Apoyo
CAEPA	5 autismo	3 autismo	3 maestras-psicólogas
Green Hands Collage	37 neurotípicos 2 autismo	9 neurotípicos	2 psicólogos 2 maestras sombra
Pasitos	15 autismo	1 autismo	2 maestras-psicólogas

5.2.2 Instalación de Música Flexible

Para instalar Música Flexible en Pasitos, se equipó un cuarto de terapia de dimensiones de 1.83 m x 3.65 m (Figura 21). Para instalarlo se usó un marco de PVC, ensamblado de manera similar a una portería de fútbol. El marco sostiene una tela de licra de 1.5 m x 1.5 m. A 1.78 m detrás de la tela (pero dentro del marco), se colocó en el piso un proyector de ultra-corto alcance, una bocina, y sobre una repisa a 0.98 m de altura se colocó el sensor Kinect.

El sensor Kinect, el proyector y la bocina se conectaron a una computadora con un procesador Intel i5, 500 GB de disco duro, 4G RAM, y tarjeta gráfica Intel HD 5000. Además se conectó un teclado y un ratón de manera inalámbrica para seleccionar los niveles disponibles de Música Flexible y escribir el nombre del participante (Figura 21).

La instalación en Green Hands Collage y CAEPA fue parecida a la de Pasitos, se controló que la resistencia de la tela fuera la misma midiendo con un dinamómetro la tela, para que en los tres casos la medida coincidiera. También se tomaron en cuenta medidas de profundidad, midiendo que profundidad provocaba un movimiento de empuje a 5, 10, 15 y 20 cm.

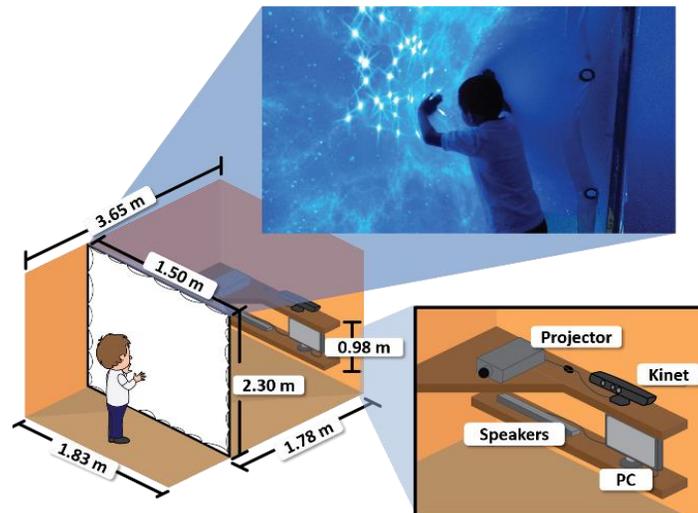


Figura 21. Una representación del cuarto de Música Flexible mostrando la instalación del hardware y software.

5.2.3 Procedimiento

Para este estudio todos los participantes realizaron tres sesiones (ver Tabla 16) en Música Flexible y los niños neurotípicos realizaron una prueba de motricidad.

Tabla 16. Actividades planteadas para cada sesión en Música Flexible. La columna izquierda indica el nombre que se le asignó a la actividad en el estudio, la columna derecha indica el nombre de la actividad a usar de Música flexible.

Sesión 1		Sesión 2	
Actividad Estudio	Actividad Música Flexible	Actividad Estudio	Actividad Música Flexible
Colorear	Colorear	Colorear	Colorear
Empuja	Empuja el astronauta	Empuja suave	Empuja el astronauta
Desliza	Deslizar	Empuja la estrella	Empuja la estrella
Empuja fuerte	Empuja el astronauta		

Sesión de entrenamiento: Esta sesión sirvió para que los niños se familiarizaran con Música Flexible. Durante esta sesión se les explicó a los niños como tenían que realizar las actividades y como tenían que hacer los gestos de empujar y deslizar. En el caso de los niños neurotípicos primero se les pidió que pusieran atención en cómo se realizaban los gestos, luego se les tomó de la mano y se les ayudó a realizar

los gestos, por último se les pidió que realizaran ellos solos los gestos. Si no podían realizar solos los gestos se repetía el procedimiento.

En el caso de los niños con autismo también se les explicó cómo tenían que hacer los gestos y con la ayuda de las maestras sombra y psicólogas, se invitó a los niños a repetir los gestos. También se les explicó a las maestras sombra y psicólogas que únicamente en esta sesión podían intervenir para brindar ayuda a los niños con autismo. La duración de esta sesión fue de 2 minutos, sin embargo, podía extenderse en caso de que algún niño necesitara más tiempo para familiarizarse con la tela.

Sesión 1: Antes de iniciar esta sesión se les recordó a las maestras sombra y maestras psicólogas que dejaran que los niños con autismo realizaran las actividades solos –las maestras únicamente podían darles alguna ayuda verbal-. En esta sesión los niños realizaron la actividad de colorear, empujar, deslizar y empujar fuerte¹³ (ver Tabla 16). En la actividad de colorear (Figura 22), los niños deben llenar de colores toda la superficie, para lograr esto pueden empujar o deslizar.

En la actividad de empujar (Figura 22), los niños reciben la instrucción “empuja” y deben empujar al astronauta de la manera que crean conveniente. En la actividad de deslizar (Figura 22), los niños deben deslizar el cohete para llevarlo a la estrella.

En la actividad de empujar fuerte los niños tiene que empujar fuerte al astronauta y se les da la instrucción de “empujar fuerte”. Los niños deben de empujar según lo que consideren fuerte. La duración de esta sesión fue de 10 minutos, cada actividad tuvo una duración de 2 minutos y medio.

Sesión 2: En la segunda sesión los niños realizaron tres actividades. La primera actividad colorear, es la misma que en la primera sesión, los niños deben llenar la superficie de colores con gestos de empuje o deslizamiento.

La segunda actividad empuja suave, consistió en dar la instrucción de “empuja suave” a los niños y ellos debían empujar el astronauta según lo que consideran suave.

¹³ Para más detalle de las actividades consultar el ver 0 sección 3.1.3.Las actividades de empuja, empuja euave y empuja fuerte se refieren a la actividad Empuja el Astronauta.

La tercera actividad fue empujar la estrella (Figura 22), en esta actividad los niños empujaban una estrella que aparecía en diferentes puntos, para esta actividad solo se les dio la instrucción “empuja la estrella”. Esta sesión duró 7 minutos y medio, 2 minutos y medio por actividad.



Figura 22. Niños realizando las actividades en Música Flexible. Colorear (arriba-izquierda), Empujar el astronauta (arriba-derecha), Deslizar (abajo-derecha), Empujar la estrella (abajo-izquierda).

Prueba de motricidad: Esta sesión tuvo como objetivo descartar que los niños neurotípicos tuvieran problemas motrices. La prueba que se aplicó fue el Inventario de Desarrollo de Battelle (J. Newborg, 1998), la cual evalúa las habilidades en desarrollo y diagnóstica posibles deficiencias en distintas áreas; con esta prueba se pueden evaluar niños de 0 a 8 años de edad. Las áreas que evalúa son: personal/social, conducta adaptativa, cognición, motriz y comunicación. Durante este estudio solo se evaluó el área de motricidad, la cual está compuesta por cuatro sub áreas: coordinación corporal, locomoción, motricidad fina y motricidad gruesa.

Dos psicólogos fueron los encargados de aplicar esta prueba; para evaluar a los niños se les pedía que realizaran diferentes actividades (establecidas en la prueba) relacionadas con las cuatro sub áreas como, subir escaleras, caminar sobre un pie, abrir puertas y candados, copiar figuras y letras, recortar, entre otras. Los psicólogos observaban a los niños y puntuaban según lo establecido, si el niño no podía realizar la actividad se calificaba con un 0, si el niño no podía realizar la actividad pero lo intentaba se le daba un 1

y si realizaba correctamente la actividad se le daba un 2. Para evaluar a un solo niño se necesitaban alrededor de 15 minutos.

El número de días que se necesitaron para realizar las tres sesiones, dependió del tipo de población. Para el caso de los niños con autismo se necesitaron dos días por niño para realizar las sesiones. El primer día los niños realizaron la sesión de entrenamiento y la sesión 1. El segundo día realizaron la sesión 2.

Para el caso de los niños neurotípicos se necesitaron tres días por niño. El primer día realizaron la sesión de entrenamiento y la sesión 1. El segundo día se les aplicó la prueba de motricidad y el tercer día realizaron la sesión 2.

Todos los niños pasaron de uno en uno al salón donde estaba instalada Música Flexible. Los niños neurotípicos pasaban sin un acompañante, aunque en el salón se encontraba una psicóloga encargada de ayudar a los niños a realizar las sesiones. En cambio, los niños con autismo, dado que podían tener problemas de comportamiento, pasaron acompañados de su maestra-psicóloga, por ejemplo los niños con autismo de Green Hands Collage, entraban acompañados de su maestra sombra.

5.2.4 Recolección de datos

Todos los gestos que realizaron los participantes se guardaron de forma automática en un archivo *csv* con el nombre del participante y la actividad. Se generaron ocho archivos *csv* por participante, cada archivo contenía los registros de los gestos realizados en cada una de las actividades.

En total se guardaron 504 archivos y se registraron 21354 gestos (Figura 23), de los cuales el 13.39% pertenece a la actividad colorear de la sesión 1, 15.18 % a la actividad colorear de la sesión 2, 15.13% a la actividad empujar, 11.39% a la actividad deslizar, 14.79% a la actividad empuja fuerte, 14.59% en la actividad empuja suave y 15.39% a la actividad empujar la estrella. Los archivos que se generaron se agruparon manualmente en dos carpetas: autismo y neurotípicos.

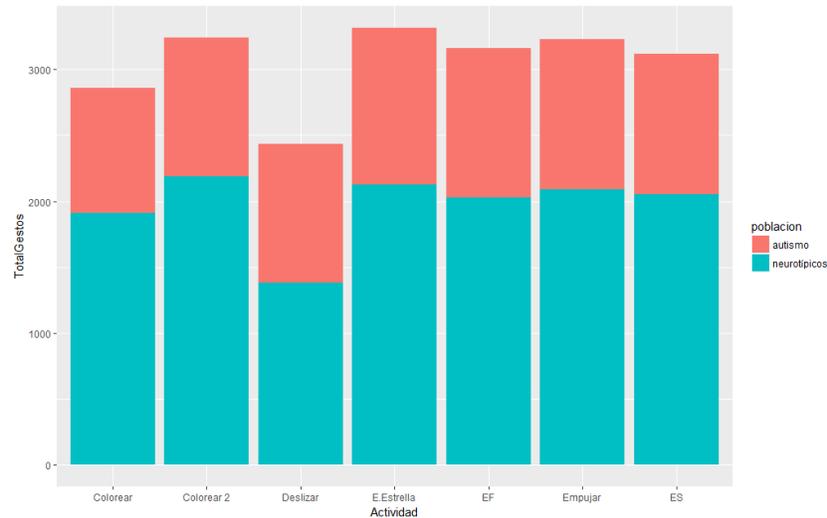


Figura 23. Total de gestos registrados en cada actividad. La gráfica muestra en la parte inferior los gestos de niños neurotípicos y encima los gestos de niños con autismo.

5.2.5 Análisis de datos

Para evaluar si es posible discriminar entre niños con autismo de niños neurotípicos, analizando los gestos que realizan en una superficie elástica, se realizaron tres experimentos.

En el primer experimento se analizaron los gestos por sujeto, para evaluar si es posible distinguir entre niños con autismo de niños neurotípicos. Se usó el *script* que calcula las características de los gestos por sesión completa (ver 0 sección 3.3) y se obtuvo un conjunto de datos de 59 filas, las cuales representan a cada participante, por 80 columnas que representan a las características calculadas. El *script* usado en este experimento se modificó para agregar una columna extra, la cual indicaba a quien pertenecían los datos de la fila.

El segundo experimento se realizó para evaluar cuáles eran las actividades que discriminaban mejor entre niños con autismo y niños neurotípicos y si es necesario realizar las siete actividades o con una sola basta para discriminar entre los dos grupos. Para este experimento se usó el *script* que calcula las características por actividad (ver 0 sección 3.3) y se obtuvo un conjunto de datos de 413 filas por 104 columnas, donde las filas representan cada una de las siete actividades que los 59 niños realizaron.

El último experimento se realizó para encontrar los gestos atípicos que distinguen a los niños con autismo. En este experimento se usó el *script* que calcula las características por gesto (ver 0 sección 3.3) y se obtuvo

un conjunto de datos de 18537 filas por 40 columnas, donde las filas representan cada gesto que los niños realizaron y las columnas las características calculadas para cada gesto.

A pesar de que se recolectaron 21354 datos, solo pudieron ser analizados 18537 ya que algunos gestos se encontraron marcados como gestos no válidos (ver 0 sección 3.2.2) y otros tenían una duración de 0 por lo cual fueron descartado al momento de que el script en Python analizaba y calculaba las características.

En todos los experimentos se decidió usar los cuatro algoritmos de clasificación más usados en la literatura: Árbol de decisión, Bosques Aleatorios, SVM y Naive Bayes. Como método de muestreo se optó por una validación cruzada de 10 pliegues y para evaluar el desempeño de los algoritmos se obtuvieron métricas como la precisión, sensibilidad, valor F1, y área bajo la curva ROC. Además de esta métrica se analizó la matriz de confusión de cada algoritmo. Por último se obtuvieron las 10 características que mejor distinguen a los niños con autismo de los niños neurotípicos, según su correlación con la clase usando como método de puntuación la ganancia de información¹⁴. Para seleccionar 10 características se usó el mismo método que en el primer estudio. Al igual que en el primer estudio se seleccionó el software Orange por el que es el que brinda los algoritmos y herramientas que se necesitan para el análisis de los datos.

5.3 Resultados

5.3.1 Experimento por sujeto

El algoritmo que mejor resultado presentó para discriminar niños con autismo de niños neurotípicos es el Bosque Aleatorio (*Random Forest*) teniendo una precisión de 0.972 (ver Tabla 17) y una sensibilidad (*recall*) de 0.946 – *i.e.*, cuando predice si un niño tiene autismo acierta el 97.2% de las veces e identifica correctamente el 94.6% de los niños con autismo (Tabla 17).

¹⁴ <https://docs.orange.biolab.si/3/visual-programming/widgets/data/rank.html>

Tabla 17. Resultado de la evaluación de los cuatro algoritmos de clasificación donde se muestran diferentes medidas de rendimiento de cada clasificador.

METODO	AUC	CA	F1	PRECISIÓN	SENSIBILIDAD
ÁRBOL DE DECISIÓN	0.928	0.932	0.909	0.909	0.909
BOSQUE ALEATORIO	0.985	0.949	0.959	0.972	0.946
SVM	0.904	0.847	0.873	0.912	0.838
NAIVE BAYES	0.979	0.831	0.857	0.909	0.811

En la tabla también se puede ver que el algoritmo Bosque Aleatorio tiene un valor AUC más cercano a 1, lo que indica que la probabilidad de que clasifique correctamente a un par de niños (uno con autismo y un neurotípico) es muy alta.

Para tener una idea más clara de cómo clasifican los algoritmos a los dos grupos de niños, se puede analizar la matriz de confusión de cada algoritmo. En la Tabla 18 se puede observar que en el mejor de los resultados se logra clasificar correctamente al 95.5% de los niños con autismo y al 94.6% de los niños neurotípicos. Esto quiere decir que de los 22 niños con autismo, solo se clasifica de forma incorrecta a un niño. Mientras que de los 37 niños neurotípicos se clasifica incorrectamente a dos niños.

Estos resultados indican que el algoritmo de clasificación es más propenso a equivocarse con los niños neurotípicos. Para tratar de entender porque se equivocada más con niños neurotípicos, se analizaron los datos clasificados y se encontró que los casos que se clasificaron de forma incorrecta eran de niñas, esto podría deberse a que la población de niñas con autismo que participó en este estudio es muy poca, dado que la prevalencia de niñas con el diagnóstico de autismo es baja (Kirkovski et al., 2013). Además, de que la fuerza que usan las niñas puede ser diferente a la fuerza de los niños.

Otra razón por la cual se pudieron clasificar de forma incorrecta eso dos casos, es que durante el estudio se observó que a simple vista la mayoría de los niños tocaban con más fuerza la tela y eran más activos, por el contrario en el caso de los niño con autismo, tocaban con menos fuerza la tela y sus movimientos eran menos activos. Al revisar las observaciones que se tienen de los niños, se encontró que algunas niñas tocaban con menor fuerza la tela y hacían movimientos más lentos.

El resultado de este experimento muestra que es posible distinguir entre niños con autismo y niños neurotípicos, analizando los gestos que realizan en una superficie elástica con una alta precisión.

Tabla 18. Matriz de confusión de cada uno de los algoritmos. Árbol de decisión (arriba-derecha). Bosques Aleatorios (arriba-izquierda), SVM (abajo-derecha), Naive Bayes (abajo-izquierda).

Árbol de decisión				Bosques Aleatorios					
		Predicho					Predicho		
		nt	a	Σ			a	nt	Σ
Actual	nt	90.9%	9.1%	22	Actual	a	95.5%	4.5%	22
	a	5.4%	94.6%	37		nt	5.4%	94.6%	37
	Σ	22	37	59		Σ	23	36	59
SVM				Naive Bayes					
		Predicho					Predicho		
		a	nt	Σ			a	nt	Σ
Actual	a	86.4%	5.4.0%	22	Actual	a	86.4%	13.6%	22
	nt	16.2%	83.8%	37		nt	18.9%	81.1%	37
	Σ	25	34	59		Σ	26	33	59

Para entender cuáles son los patrones gestuales de los niños con autismo y los niños neurotípicos se obtuvieron las 10 características más relevantes que diferencian a los dos grupos (ver Tabla 19). - *i.e.*, las características con mayor ganancia de información. Estas características nos ayudan a entender que es lo que mayormente determina que un niño sea clasificado como niño con autismo o niño neurotípicos. Las características obtenidas se pueden agrupar en tres grupos:

Fuerza. Las características relacionadas con la fuerza, como fuerza mínima, máxima y promedio, indican que los niños con autismo aplican menos fuerza que los niños neurotípicos (Figura 4) –el valor de la fuerza promedio de ~75% de los niños con autismo es mayor que 0.16, mientras que la fuerza de solo ~25% de los niños neurotípicos es mayor a 0.15. Durante el estudio se notó que los niños neurotípicos usaban más fuerza al interactuar con la tela, los niños con autismo tocaban con mayor timidez. Cuando se les dio la instrucción de empuja fuerte, algunos niños neurotípicos corrían desde el otro extremo del salón para empujar con más fuerza, otros niños neurotípicos dieron unos pasos hacia atrás para empujar con más fuerza, pero en el caso de los niños con autismo no se notaba que empujaran de una forma diferente. Este resultado también puede deberse a los problemas de regulación de fuerza que presentan los niños con autismo (Kern *et al.*, 2011; Mosconi *et al.*, 2015).

Duración y número de gestos. Los niños con autismo realizan menos gestos que los niños neurotípicos y además los gestos son más duraderos en comparación con los niños neurotípicos. En promedio, el 50% de los niños neurotípicos realizan entre ~37 y ~60 gestos (Figura 5) mientras que el 50% de los niños con autismo realizan entre ~20 y ~36 gestos. La duración de cada gesto afecta de manera directa el número

de gestos que se pueden hacer en una sesión, si los gestos son más duraderos, el total de gestos será menor.

Desde que se contabilizó el total de gestos registrados (Figura 23) se notó que la mayoría de los gestos pertenecían a niños neurotípicos. Esto podría deberse a que durante el estudio se observó que los niños neurotípicos eran más activos y entendían más las instrucciones, por ejemplo, en la actividad de empuja el astronauta, los niños neurotípicos corrían de un lado a otro para llegar más rápido y empujar al astronauta, trataban de realizar la actividad de una forma rápida, lo que ocasionó que el astronauta cambiara más veces de lugar y que se generaran más gestos, por lo cual también sus gestos eran menos duraderos. En cambio los niños con autismo tocaban por más tiempo la tela, tenían gestos más delicados y prestaban atención a los colores y la textura de la tela. Además de que en algunos casos no entendían la instrucción y se les tenía que repetir hasta que tocaran la tela, lo que pudo ocasionar que realizaran menos gestos.

Otra razón de que los niños con autismo hagan gestos más duraderos es que dados los problemas motrices que presentan, algunos niños con autismo tienden a hacer movimientos más lentos (Ament et al., 2015).

Tamaño de los gestos. Se encontró que el 50% de los niños neurotípicos hacen gestos más anchos (0.16 - 0.26) que el 50% de los niños con autismo (0.11-0.18). Esto también podría ser consecuencia de la agilidad y movilidad que presentaban los niños neurotípicos en comparación con los niños con autismo. Por ejemplo, en la actividad de colorear algunos niños neurotípicos se movían para realizar los gestos, lo que pudo generar gestos más anchos. En cambio la mayoría de los niños con autismo permanecían en un mismo lugar. Además de que los niños neurotípicos presentaban mayor movilidad en los brazos.

En general los patrones encontrados en este experimento muestran que los problemas de motricidad que presentan los niños con autismo pueden afectar la forma en la que interactúan con una superficie elástica. Estos patrones podrían usarse como posibles indicadores de autismo, el control de fuerza así como el tamaño de los gestos son patrones que han sido propuestos en la literatura como indicadores de autismo (Anzulewicz *et al.*, 2016). La duración y cantidad de gestos es un patrón que podría ser propio de una superficie elástica, sin embargo, es necesario explorar más este patrón, ya que podría deberse al tipo de actividades que se usaron o las instrucciones que se dieron.

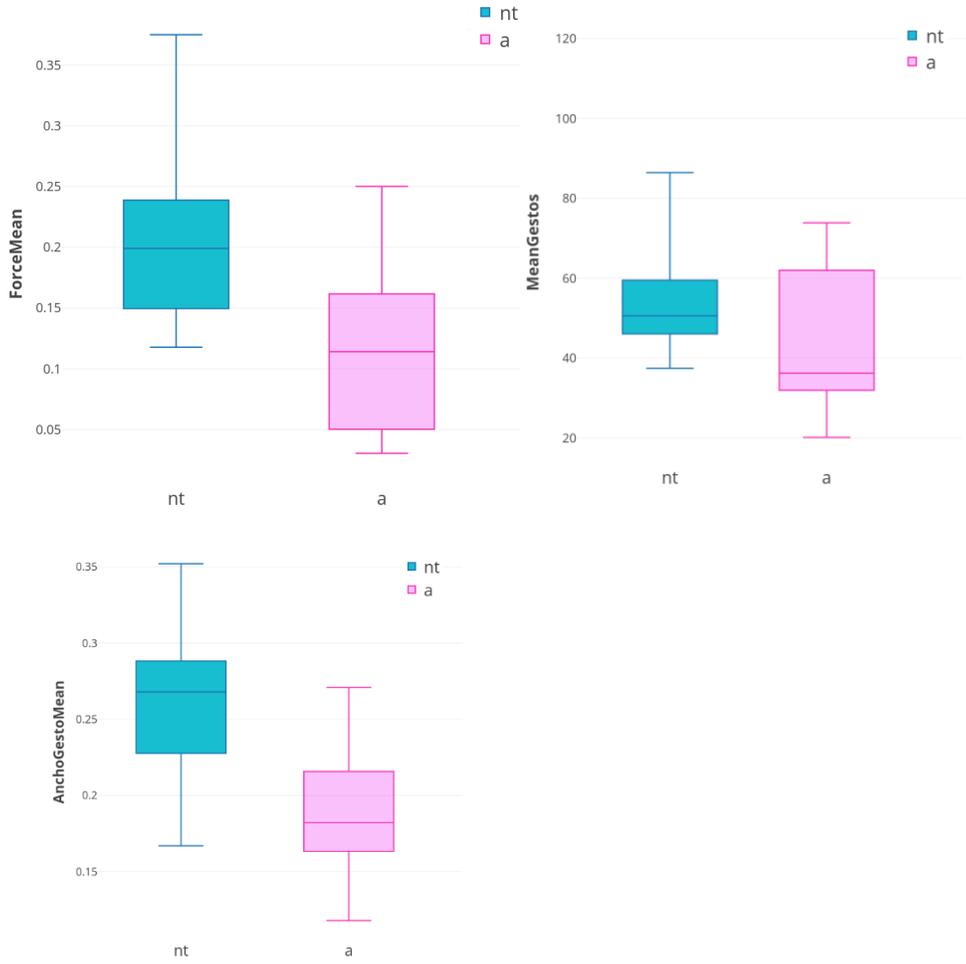


Figura 24. Gráfica de caja de la Fuerza Promedio (izquierda). Promedio de gestos (centro). Ancho promedio de los gestos (derecha). En cada una de las gráficas se muestra la dispersión de los datos pertenecientes a los niños neurotípicos (nt) del lado izquierda y de los niños con autismo (a) del lado derecho.

Tabla 19. Características que mejor distingue entre niños con autismo y niños neurotípicos.

	Característica	Descripción
Fuerza	<i>Force Min</i>	Fuerza mínima
	<i>Force Max</i>	Fuerza máxima
	<i>Force Mean</i>	Fuerza promedio
Duración y número de gestos	<i>Timing Min</i>	Tiempo mínimo de respuesta entre gesto y gesto
	<i>Min Duracion</i>	Duración mínima del gesto
	<i>Mean Gestos</i>	Promedio de gestos realizados
	<i>Mean Des</i>	Promedio de gestos de deslizamiento realizados
	<i>Ac Mean</i>	Aceleración promedio
Tamaño del gesto	<i>Ancho Gesto Max</i>	Valor máximo del ancho del gesto
	<i>Ancho Gesto Mean</i>	Promedio del ancho del gesto

5.3.2 Experimento por actividad

En general estos resultados muestran que es posible distinguir entre niños con autismo y niños neurotípicos evaluando una sola actividad (ver Tabla 20 y Tabla 21). Aunque de las siete actividades planteadas, la de colorear y empujar son las que mejor distinguen entre niños con autismo y niños neurotípicos (ver Tabla 20 y Tabla 21).

Esto pudiera deberse a que la actividad de colorear, es más libre y los niños pueden interactuar de una manera más natural, ya que para lograr el objetivo pueden interactuar de la manera que mejor les parezca. En la actividad de empuja el astronauta, la instrucción es sencilla y pudiera ser fácil de entender. En el caso de los niños neurotípicos al finalizar las actividades se les pregunto cuál había sido su actividad favorita y la mayoría dijo que la de empujar el astronauta y en segundo lugar la de colorear.

Por el contrario, la actividad con menor rendimiento fue deslizar. Esto podría deberse a que a los niños (tanto neurotípicos como niños con autismo) se les dificulta el realizar el gesto de deslizamiento, en especial, cuando el gesto tenía que ser largo como el deslizar el cohete desde un extremo hasta el otro.

Otro factor que pudo influir en que actividad discrimina mejor, es que la actividad de colorear y empujar fueron las primeras que realizaron los niños y estaban más emocionados. Tal vez para las últimas

actividades pudieron estar más cansados y por esta razón ya no interactuaron con Música Flexible de la misma manera ocasionando que los gestos fueran diferente. Lo anterior se notó en particular con los niños de 5 a 6 años, quienes llegaron a expresar que ya se habían cansado o que estaban aburridos en las últimas actividades de la sesión 1 y 2.

Estos resultados indican que es necesario trabajar en las actividades y crear acciones que sean más libres y con instrucciones simples. Se debe trabajar en el contenido de las actividades para que sean atractivas para todas las edades, o crear acciones enfocadas para diferentes rangos de edad. Además, es necesario replantear la duración y el número de actividades, los resultados de este experimento muestran que es posible usar una sola actividad, pero se debe explorar más este resultado, para saber si es mejor usar una sola actividad pero más larga para obtener suficientes datos o usar varias actividades con una duración más corta.

Tabla 20. Resultado de cada actividad con su mejor caso de clasificación y el algoritmo que tuvo un mejor rendimiento y las medidas de cada uno.

ACTIVIDAD	MÉTODO	AUC	CA	F1	PRECISIÓN	SENSIBILIDAD
COLOREAR	Bosques aleatorios	0.992	0.949	0.960	0.947	0.973
EMPUJA	SVM	0.988	0.898	0.923	0.878	0.973
DESLIZA	Árbol de decisión	0.777	0.763	0.811	0.811	0.811
EMPUJA SUAVE	Bosques aleatorios	0.948	0.898	0.919	0.919	0.919
EMPUJA FUERTE	Bosques aleatorios	0.979	0.932	0.949	0.902	1.000
EMPUJA LA ESTRELLA	Bosques aleatorios	0.929	0.864	0.889	0.914	0.865

Tabla 21. Comparación matriz de confusión del mejor resultado de cada actividad.

Dibuja					Empuja				
		Predicho					Predicho		
		nt	a	Σ			a	nt	Σ
Actual	nt	95.5%	4.5%	22	Actual	a	94.4%	12.2%	22
	a	16.2%	83.8%	37		nt	5.6%	87.8%	37
	Σ	27	32	59		Σ	20	39	59
Desliza					Empuja Suave				
		Predicho					Predicho		
		a	nt	Σ			a	nt	Σ
Actual	a	68.2%	31.8%	22	Actual	a	86.4%	13.6%	22
	nt	18.9%	81.1%	37		nt	8.1%	91.9%	37
	Σ	25	34	59		Σ	22	37	59
Empuja Fuerte					Empuja la estrella				
		Predicho					Predicho		
		nt	a	Σ			nt	a	Σ
Actual	nt	81.8%	18.2%	22	Actual	nt	86.4%	13.6%	22
	a	0.0%	100%	37		a	13.5%	86.5%	37
	Σ	18	41	59		Σ	24	35	59

5.3.3 Experimento por gesto

El análisis por gesto muestra que es posible distinguir entre los gestos de niños con autismo y niños neurotípicos (Tabla 22) con una precisión del 0.965 y una sensibilidad del .806 - *i.e.*, cuando predice si un niño tiene autismo acierta el 97.2% de las veces e identifica correctamente el 80.6% de los niños con autismo. Esto significa que hay gestos que se deben tomar en cuenta para crear mejores aplicaciones que puedan ayudar a discriminar mejor entre niños con autismo y niños neurotípicos.

Tabla 22. Análisis por gesto.

METODO	AUC	CA	F1	PRECISIÓN	SENSIBILIDAD
ÁRBOL DE DECISIÓN	0.848	0.891	0.846	0.857	0.836
BOSQUES ALEATORIOS	0.942	0.920	0.878	0.965	0.806
SVM	0.261	0.604	0.602	0.471	0.834
NAIVE BAYES	0.905	0.888	0.834	0.892	0.783

La matriz de confusión de cada algoritmo en la Tabla 23, muestra que para este experimento+, se cometen más errores al clasificar a niños con autismo. Solo existe un caso (SVM) en el que se comete más error al clasificar a niños neurotípicos, pero son más del 50% los gestos que están clasificados de manera incorrecta.

La matriz de confusión indica que se pueden distinguir más los gestos de los niños neurotípicos que de los niños con autismo, si se analizan de manera individual. Dado que cada gesto se toma como una instancia, no podemos asegurar que los gestos pertenecen a un participante en específico, o que los gestos de un participante son un porcentaje de autismo y otro porcentaje de neurotípicos. Lo que se puede aclarar, es que en algún punto un participante pudo usar menos o mayor fuerza o pudo hacer un gesto diferente.

Una posible explicación de por qué en este caso hay más errores al clasificar cada gesto, puede ser que debido a que la marcación de los gestos se hace de forma manual, algunos gestos pudieron haberse registrado antes de ser marcados como no válido o al contrario que después de marcar un gesto como no valido el participante realizara otro gesto no valido y no diera el tiempo suficiente para marcarlo como no valido.

En el caso de los niños neurotípicos no fue necesario marcar gestos no válidos, posiblemente porque entendían la instrucción de solo usar las manos o no encontraron conveniente usar otra parte de su cuerpo. Pero en el caso de los niños con autismo si llegaron a usar la cabeza o la espalda para interactuar con Música Flexible. Además, los niños con autismo realizaron menos gestos que los niños neurotípicos lo que pudo ocasionar que los algoritmos no pudieran distinguir algunos gestos de niños con autismo por falta de muestras.

Tabla 23. Matriz de confusión de cada uno de los algoritmos. Árbol de decisión (arriba-derecha), Bosques aleatorios (arriba-izquierda), SVM (abajo-derecha), Naive Bayes (abajo-izquierda).

Árbol					Bosques Aleatorios				
		Predicho					Predicho		
		a	nt	Σ			a	nt	Σ
Actual	a	83.6%	16.4%	6651	Actual	a	80.6%	19.4%	6651
	nt	7.8%	92.2%	11886		nt	1.7%	98.3%	11886
	Σ	6484	12053	18537		Σ	5560	12977	18537
SVM					NaiveBayes				
		Predicho					Predicho		
		a	nt	Σ			a	nt	Σ
Actual	a	83.4%	16.6%	6651	Actual	a	78.3%	21.7%	6651
	nt	52.4%	47.6%	11886		nt	5.3%	94.7%	11886
	Σ	11773	6764	18537		Σ	5832	12705	18537

Para entender qué hace diferentes a los gestos de niños neurotípicos de los gestos de niños con autismo, se obtuvieron las 10 características más relevantes –i.e., Aquellas características con mayor ganancia de información. Al igual que en el primer experimento, las características obtenidas fueron agrupadas según su relación para entender de mejor manera los patrones gestuales. Se tienen tres grupos de características:

Profundidad y Fuerza. Los resultados indican que ~75% de los gestos de niños con autismo llegan a una profundidad máxima igual a 0.3, mientras que ~50% de los gestos de niños neurotípicos llegan a una profundidad máxima mayor que 0.3 (ver Figura 25). Esto indica que los gestos de los niños neurotípicos son más profundos que los gestos de los niños con autismo. Esto está relacionado con el patrón de fuerza encontrado en el primer experimento, los niños neurotípicos ejercen más fuerza sobre la superficie elástica que los niños con autismo. Al ejercer más fuerza sobre la superficie elástica provoca que la profundidad detectada por TSPS sea mayor. Encones a mayor fuerza aplicada mayor es la profundidad de los gestos.

Duración y Velocidad, (ver Figura 25). Los resultados indican que los gestos que realizan los niños con autismo son más lentos (Figura 8) que los gestos de los niños neurotípicos –más del ~50% de los niños con autismo realizan gestos con una duración mayor a 0.3s, mientras que el ~75% de los niños neurotípicos realizan gestos con una duración menor a 0.3s. Los niños con autismo pueden tener movimientos más lentos (Ament *et al.*, 2015) y por lo tanto la velocidad de sus gestos será menor que la de los niños neurotípicos. Además, en el primer experimento también se encontró que la duración de los gestos es mayor en los niños con autismo debido a que podrían sentirse más atraídos por la textura y colores de Música Flexible y que los niños neurotípicos eran más activos.

Tamaño. También se encontró que los niños con autismo terminan sus gestos en un punto menos alto que los niños neurotípicos.

Los patrones encontrados en este experimento podrían tomarse como un complemento de los patrones registrados en el primer experimento. Los patrones del primer experimento dan una idea en general de cómo son en promedio los gestos que realizan los niños con autismo, y dado que en este experimento se tomó cada gesto como una instancia diferente, la información que proporciona da una idea más específica de cómo son los gestos de los niños con autismo. Sin importar cómo se analicen los datos, se puede decir que los patrones gestuales que identifican a los niños con autismo son: (1) fuerza y profundidad, (2) duración de los gestos y (3) tamaño de los gestos.

Este experimento muestra que si se analiza gesto por gesto es posible distinguir si un gesto pertenece a un niño con autismo, sin embargo, no sería recomendable para identificar autismo. Podría darse el caso de que el resultado sea que una persona tiene 50% de gestos de autismo y 50% de gestos neurotípicos, lo cual no proporcionaría información. Es mejor analizar una actividad o una sesión completa, en esos casos si se puede identificar si un niño tiene autismo.

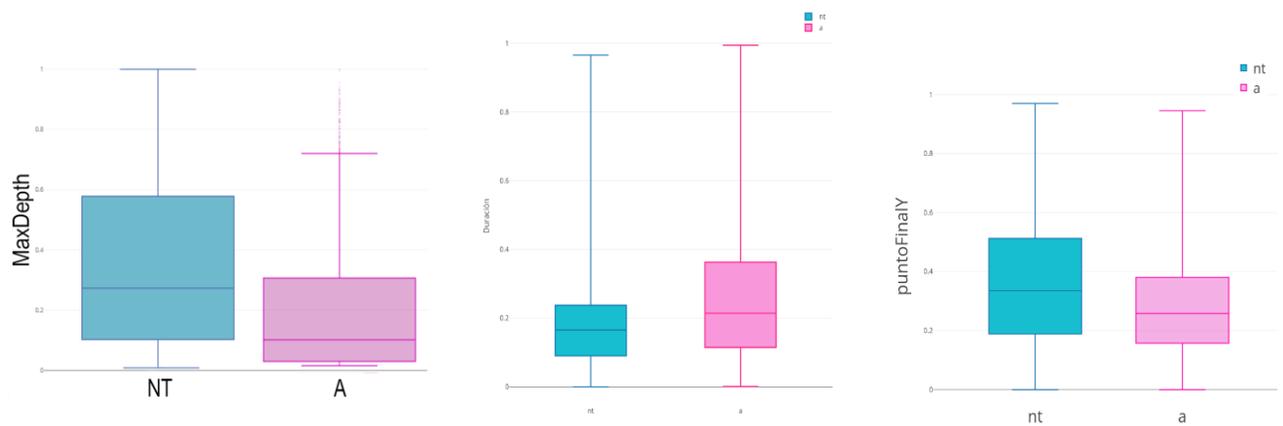


Figura 25. Gráfica de caja de la Profundidad máxima (derecha), duración (centro) y punto final (izquierda).

Tabla 24. Características que mejor distinguen entre gestos de niños neurotípicos y niños con autismo.

	Característica	Descripción
Profundidad y Fuerza	<i>Min Depth</i>	Profundidad mínima del gesto
	<i>Max Depht</i>	Profundidad máxima del gesto
	<i>Area Max</i>	Área del rectángulo que enmarca el gesto.
	<i>Punto FinalZ</i>	Coordenada en Z de donde termina el gesto
	<i>Force Max</i>	Fuerza máxima
Duración y Velocidad	<i>Duración</i>	Duración del gesto
	<i>Mean VelocityY</i>	Promedio de la velocidad del gesto en el eje y
	<i>Mean VelocityX</i>	Promedio de la velocidad del gesto en el eje x
Tamaño	<i>Alto Gesto</i>	Alto del gesto
	<i>Punto FinalY</i>	Coordenada en Y de dónde termina el gesto

5.4 Discusión

Los resultados indican que es posible distinguir entre niños con autismo de niños neurotípicos utilizando la fuerza como variable de control cuando interactúan con una superficie elástica. Se encontró que se puede identificar a los niños con autismo analizando su interacción con una superficie elástica por sesión completa o actividad. Sin embargo, el análisis por sesión proporciona una mejor precisión (97.2%) y sensibilidad (94.6%) al identificar niños con autismo. En el mejor de los casos de 22 niños con autismo se identificaron correctamente a 21 como autismo y de 37 niños neurotípicos se identificaron correctamente a 35, con un error de 1 y 2 niños respectivamente.

Los errores de clasificación pudieron ser cometidos por diferentes factores. Analizando los casos de equivocación de los niños neurotípicos se encontró que correspondían a niñas. Al revisar las observaciones se encontró que en los dos casos las niñas habían sido menos activas y realizaban gestos más lentos, además de que las niñas usan menos fuerza. Al ser poca la población de niñas con autismo, los algoritmos no tuvieron suficientes casos de niñas para aprender a distinguir entre niñas con autismo y niñas neurotípicas.

En este experimento los errores que más se cometen son falso positivo- *i.e.*, se identifica como autismo cuando es neurotípico. Para algunas personas tener este tipo de errores podría considerarse mejor que

tener más errores del tipo falso negativo –i.e., se identifica sin autismo cuando si tiene autismo. Si un niño al usar Música Flexible es identificado como niño con autismo, se recomendaría a los padres realizar pruebas complementarias para tener un diagnóstico más certero, en caso de ser un falso positivo, con otras pruebas se podría llegar a la conclusión de que fue un error y no tiene autismo. Por el lado contrario, si un niño con autismo es identificado como niño neurotípico, podría ser un caso peor ya que al no ser identificado como autismo no se le aplicaría pruebas complementarias y el inicio de un tratamiento podría atrasarse. Aunque esto parece indicar que es mejor tener errores del tipo falso negativo, para algunos padres podría ser alarmante este resultado. Es importante explorar más acerca de cómo disminuir los errores, para no alarmar a los padres, sin embargo, es importante aclarar que incluso en la medicina existen pruebas que no son 100% confiables y que cualquier prueba puede estar propensa a cometer un error¹⁵, por eso la importancia de realizar pruebas complementarias.

Los resultados de este experimento indican que si se puede identificar si un niño tiene autismo, pero se recomienda realizar pruebas complementarias. La ventaja de usar herramientas de este tipo para diagnosticar autismo es que pueden ser más objetivas y al consumir menos tiempo pueden acelerar el proceso de diagnóstico. Además, es necesario aumentar la población y realizar más experimentos para poder generalizar los resultados de la presente investigación.

Los resultados también indican que existen actividades que pueden diferenciar de una mejor manera a niños con autismo de niños neurotípicos. Las actividades que mejores resultados presentan son la de colorear y empujar y la actividad con menor desempeño es la deslizar. Esto puede deberse a que la libertad de interacción y el objetivo claro y simple que ofrece la actividad de colorear y a la instrucción simple que se da en la actividad de empujar, además de que estas actividades resultaron ser las favoritas de los niños neurotípicos. En cambio la actividad de deslizar resulto difícil de realizar para la mayoría de los niños, los niños neurotípicos al no poder deslizar la nave se sentían frustrados y en alguno casos dejaban de hacer la actividad porque decían que no podían, los niños con autismo no mostraron signos de frustración pero se notó que no entendían la instrucción de “deslizar”.

Algunos de los resultados pudieron ser afectados por las instrucciones que se dieron, se notó que los niños neurotípicos entendían mejor las instrucciones que los niños con autismo. Aunque a ambos grupos se les dio un entrenamiento y se les explico cómo hacer las actividades, en el caso de los niños con autismo se les tenía que repetir la instrucción durante toda la actividad y dar más ayuda verbal. En cambio los niños

¹⁵https://www.bbc.com/mundo/noticias/2015/12/151120_diccionario_medico_falso_positivo_negativo_finde_dv

neurotípicos entendían más las instrucciones y no era necesario estar repitiendo, por ejemplo, ellos entendían que empujar fuerte implicaba tocar la tela con más fuerza y para tener más fuerza algunos corrían desde el otro extremo del salón, pero los niños con autismo no necesariamente empujaban con más fuerza.

Los resultados de cada actividad también pudieron estar influenciados por el número de actividad que representan, al inicio los niños podían estar más sorprendidos y motivados para realizar las actividades, pero conforme iban pasando de actividad, se sentían menos atraídos, especialmente los niños neurotípicos de 5 a 6 años de edad. Algunos expresaron que se sentían aburridos o que ya estaban cansados.

Si se quiere usar estas actividades como una herramienta de diagnóstico de autismo, es necesario replantear el contenido, la duración y el número de actividades necesarias. Se deben crear actividades que estén enfocadas a cada grupo de edad, ya que las actividades que son entretenidas para un niño de 3 años podrían no ser tan entretenidas para un niño de 6 años. Las actividades deben ser más libres para que los niños interactúen de la manera que mejor les parezca y se deben dar instrucciones claras y sencillas.

En el último experimento se encontró que es posible distinguir entre los gestos de niños con autismo y niños neurotípicos con una precisión de 96.5% y una sensibilidad del 80.6%. Esto significa que hay gestos que se deben tomar en cuenta para crear mejores aplicaciones que puedan ayudar a discriminar mejor entre niños con autismo y niños neurotípicos.

A diferencia del primer experimento, en este ensayo se cometen más errores del tipo falso negativo –*i.e.*, se identifica sin autismo cuando si tiene autismo- que falsos positivos - *i.e.*, se identifica como autismo cuando es neurotípico. Una posible explicación a este resultado es que al ser analizados los gestos de forma individual, y al ser menos los gestos de niños con autismo los algoritmos tuvieron menos casos para aprender. Además algunos gestos no validos pudieron haber sido registrados como válidos, debido a que el proceso de marcación es manual. En algunos casos los niños con autismo empujaban usando su cabeza y espalda y esto generaba gestos con más fuerza. También existe la posibilidad de que dado los problemas de control de fuerza que presentan los niños con autismo (Kern et al., 2011; Mosconi et al., 2015), en algún momento pudieron llegar a generar gestos con mayor fuerza.

Los resultados de este experimento muestran que no es muy recomendable analizar los gestos de manera individual, no se puede decir que lo gestos de un niño son mayormente neurotípicos y que por esa razón

es neurotípico. Es mejor tomarlos como un conjunto y obtener características que digan en forma general como son sus gestos, tal como se realizó en el primer experimento. Estos resultados muestran que es necesario mejorar el filtrado de datos, así como la marcación de gestos no válidos.

Con la finalidad de entender cuáles son los patrones gestuales que identifican a los niños con autismo al interactuar con una superficie elástica, se obtuvieron las 10 características con mayor relevancia al discriminar entre niños con autismo y niños con autismo, del experimento 1 y 3.

Las características del primer experimento ayudaron a entender de manera general como son los gestos de los niños con autismo, las características del tercer experimento sirvieron como complemento para entender de forma más específica como son los gestos de los niños con autismo. Analizando las características se llegó a la conclusión de que los patrones gestuales de los niños con autismo son:

Menor uso de fuerza y gestos poco profundos. Los niños con autismo usan menos fuerza que los niños neurotípicos. La fuerza ejercida sobre la superficie elástica afecta de manera directa la profundidad de los gestos, al usar menos fuerza la profundidad de los gestos también es menor. Existe evidencia de que los niños con autismo presentan problemas de control de fuerza (Kern et al., 2011; Mosconi et al., 2015), por lo cual es entendible que este sea un patrón distintivo de los niños con autismo. Además, durante el estudio se notó a simple vista que los niños neurotípicos usaban más fuerza que los niños con autismo.

Gestos pequeños: Los datos indican que los niños con autismo realizaron gestos con una altura y anchura menor que los niños neurotípicos, lo que representa que sus gestos son más pequeños. Durante el estudio se observó que los niños neurotípicos eran más activos, se movían más y presentaban mayor movilidad en los brazos, esta podría ser la razón de porque los niños neurotípicos realizaron gestos más grandes.

Gestos de mayor duración y menor número de gestos: Los niños con autismo realizan gestos más lentos-*i.e.*, les tomaba más tiempo realizar un gesto en algunos casos empujaban por más tiempo que los niños neurotípicos. Al ser más activos los niños neurotípicos les tomaba menos tiempo realizar un gesto. Al ser más lentos los gestos, la cantidad de gestos que pueden realizar durante una actividad se ve reducida. Aunque esto también pudo deberse a que algunos niños con autismo no entendían la instrucción y se les tenía que repetir en diferentes ocasiones hasta que respondieran de forma correcta.

Los patrones encontrados en este estudio podrían usarse como indicadores de autismo. Al tener un patrón que pueda ser medido de forma computacional podría ayudar a que el diagnóstico sea más objetivo. La

fuerza y el tamaño de los gestos son patrones que ya han sido propuestos en la literatura como posibles indicadores de autismo (Anzulewicz et al., 2016), sin embargo, es necesario explorar más acerca de estos patrones ya que los resultados de este estudio difieren de los reportados en la literatura. En un estudio donde se exploró el control de fuerza al interactuar con una tableta (Anzulewicz et al., 2016), se encontró que los niños con autismo usan más fuerza y realizan gestos más grandes que los niños neurotípicos. En cambio, los resultados de la presente investigación muestran que los niños con autismo usan menos fuerza y realizan gestos más pequeños que los niños neurotípicos, aunque esto puede deberse al tipo de superficie que se usó, en este caso es una superficie elástica y en el otro estudio una superficie rígida. El tipo de superficie y el tamaño son factores que influyen en cómo interactúan los niños.

En general los patrones encontrados están relacionados con los problemas de motricidad que presentan los niños con autismo, como el control de fuerza. Dados estos resultados y los encontrados en la literatura se puede concluir que el control de fuerza es un distintivo de los niños con autismo, dependiendo del tipo de superficie pueden aplicar más o menor fuerza

Los resultados encontrados en este estudio indican que una superficie elástica puede usarse como herramienta para identificar autismo, evaluando los gestos que los niños realizan al interactuar con ella. La forma de interacción de los niños con autismo difiere de los niños neurotípicos en cuanto a la fuerza, el tamaño y duración de los gestos.

Aunque las superficies elásticas parecen ser una buena alternativa para identificar autismo, podrían existir otro tipo de superficies que puedan medir los patrones encontrados en este estudio. Una de las desventajas de las superficies elásticas como Música Flexible es que dada su estructura física es difícil llevarla de un lugar a otro, además de que por su tamaño podría no haber espacio suficiente para instalarla. También se necesitaría dar capacitación para su instalación y calibración.

Se necesita explorar otro tipo de superficies o crear una versión más pequeña de Música Flexible que pueda ser trasladada de una manera más sencilla, y que pudiera adaptarse a los espacios con los que cuentan las instituciones.

Capítulo 6 Conclusiones y trabajo futuro

En esta tesis se evaluó si es posible identificar autismo en niños analizando los gestos que realizan en una superficie elástica. Para obtener información acerca de los gestos que realizan niños con autismo, así como niños neurotípicos en una superficie elástica, se llevó a cabo un estudio donde participaron 72 niños, 26 niños con autismo y 46 niños neurotípicos.

La superficie elástica que se utilizó fue Música Flexible, la cual es una superficie elástica que permite a los niños con autismo crear música y practicar patrones de movimiento. Se desarrollaron dos actividades que se incluyeron en Música Flexible. Las actividades incluyen deslizar una nave espacial, empujar una estrella, colorear y empujar un astronauta.

Todos los niños realizaron siete actividades con Música Flexible. Cada actividad con una duración de 2 minutos y medio. Las actividades se dividieron en dos sesiones: la primera sesión con cuatro actividades y la segunda con tres actividades. Adicionalmente a los niños neurotípicos se les aplicó una prueba de motricidad, para descartar a aquéllos que tuvieran un problema de coordinación y evitar afectar los resultados.

La información de los gestos que generaron los niños se guardó de manera automática y posteriormente se calcularon 224 de características (ver Anexo 2). Se utilizó un software llamado Orange, para analizar los datos. Se evaluaron los algoritmos de clasificación de Árbol de decisión, Bosques Aleatorios, SVM, Naive Bayes y se realizaron tres experimentos:

- Experimento 1: En el primer experimento se analizaron los gestos por sesión completa. En este experimento el algoritmo que mejor rendimiento tuvo fue Bosques Aleatorios, dando hasta un 97.2% de precisión y 94.6% de sensibilidad al identificar niños con autismo.
- Experimento 2: El segundo experimento consistió en analizar los gestos por actividad, en este experimento el algoritmo que mejor rendimiento tuvo fue Bosques aleatorios, dando hasta un 94.7% de precisión y 97.3% de sensibilidad al identificar niños con autismo. Además se encontró que las actividades que más distinguen entre niños con autismo y niños neurotípicos son la de Colorear y Empujar.

- Experimento 3: El experimento se realizó para analizar los gestos individualmente, en este experimento el algoritmo que mejor rendimiento tuvo fue Bosques aleatorios, dando hasta un 96.5% de precisión y 80.6% de sensibilidad al identificar niños con autismo.

6.1 Conclusiones

- Se puede identificar el autismo utilizando la fuerza como un marcador bio-conductual computacional al usar superficies elásticas.
- Los patrones gestuales que tienen los niños con autismo al interactuar con una superficie elástica, se pueden identificar mediante el aprendizaje automático en niños de entre 3 y 6 años de edad. Estos patrones están relacionados con la fuerza que aplican, el tamaño de sus gestos y el tiempo que necesitan para realizar un gesto.
- Se obtiene más información sobre los gestos que realizan los niños haciendo un análisis por sesión. Además, un análisis por sesión da una mejor evaluación que analizando gestos de manera individual.
- A pesar de que se encontraron patrones gestuales que identifican a los niños con autismo, es necesario realizar más pruebas para eliminar posibles factores de confusión y así asegurar que los patrones que se encontraron son marcadores bio-conductuales computacionales del autismo.
- Algunas actividades, como la de Colorear y Empujar pueden usarse de forma individual presentando buenos resultados al identificar niños con autismo. Esto podría deberse a que eran actividades donde había menos instrucciones y por lo tanto los niños eran más libres de interactuar de la manera que mejor les pareciera.

6.2 Aportaciones

Las principales aportaciones de esta tesis son las siguientes:

- Evidencia empírica de que la fuerza aplicada al usar una superficie elástica sirve como un marcador bio-conductual computacional para discriminar entre niños neurotípicos y niños con autismo.

- Una base de datos con información de los gestos que realizan en una superficie elástica los niños neurotípicos y los niños con autismo.
- Un conjunto de características que se pueden usar para procesar datos de los gestos de niños con autismo y niños neurotípicos de 3 y 6 años de edad al usar una superficie elástica.

6.3 Limitaciones

A continuación se presentan algunas de las limitaciones que surgieron en el desarrollo de este trabajo: aunque el estudio se realizó en tres instituciones, la población de niñas con autismo fue menor, y esto afectó a que los algoritmos de clasificación se equivocaran más al clasificar erróneamente a niñas. Es necesario ampliar la muestra de niñas para generalizar los resultados.

La estimación de la fuerza que aplican los niños al interactuar con Música Flexible se realizó mediante mediciones indirectas (Cibrian, Beltran, & Tentori, 2018). Por lo que se recomienda mejorar o corroborar con otro tipo de tecnología la fuerza que están aplicando los niños al interactuar con una superficie elástica.

El prototipo actual de Música Flexible solo permite detectar dos tipos de gestos: empujar y deslizar. Podrían existir otro tipo de gestos que pudieran brindar más información acerca de la fuerza que usan los niños, como jalar o pinchar.

6.4 Trabajo futuro

Como trabajo futuro se requiere realizar este estudio con una población más grande para poder generalizar los resultados encontrados. Además se requiere comparar con poblaciones con diferentes afecciones del neurodesarrollo (por ejemplo, trastorno de coordinación del desarrollo) para verificar que los resultados de este estudio son propios del autismo y no de un trastorno del neurodesarrollo en general.

También, es necesario mejorar las actividades, y crear acciones enfocadas a cada grupo de edad. Se debe explorar cuantas actividades son realmente necesarias para identificar autismo así como cuál es el tiempo que debería durar cada actividad.

A pesar de que las mediciones que se usaron en este estudio ayudaron a encontrar que los niños con autismo aplican menos fuerza al interactuar con una superficie elástica, es necesario mejorar dichas mediciones o usar otro tipo de tecnología que se pueda incorporar a Música Flexible para medir la fuerza de una manera más exacta.

Literatura citada

- (ADOS®-2) *Autism Diagnostic Observation Schedule, Second Edition* | WPS. (n.d.). Retrieved from <https://www.wpspublish.com/store/p/2648/ados-2-autism-diagnostic-observation-schedule-second-edition>
- Al-jumaily, A. (2016). Upper Limb Motor Coordination based Early Diagnosis in High Risk Subjects for Autism.
- Albinali, F., Goodwin, M. S., & Intille, S. S. (2009). Recognizing stereotypical motor movements in the laboratory and classroom. In *Proceedings of the 11th international conference on Ubiquitous computing - Ubicomp '09* (p. 71). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1620545.1620555>
- Ament, K., Mejia, A., Buhlman, R., Erklin, S., Caffo, B., Mostofsky, S., & Wodka, E. (2015). Evidence for Specificity of Motor Impairments in Catching and Balance in Children with Autism. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 45(3), 742–751. <https://doi.org/10.1007/s10803-014-2229-0>
- American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders* (5th ed.). Washington, DC.
- American Psychiatric Association. (2014). *GUÍA DE CONSULTA DE LOS CRITERIOS DIAGNÓSTICOS DEL DSM-5™*.
- American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders : DSM-5*. American Psychiatric Association.
- Anzulewicz, A., Sobota, K., & Delafield-butt, J. T. (2016). Toward the Autism Motor Signature : Gesture patterns during smart tablet gameplay identify children with autism. *Nature Publishing Group*, (August), 1–13. <https://doi.org/10.1038/srep31107>
- Barbaro, J., & Dissanayake, C. (2009). Autism Spectrum Disorders in Infancy and Toddlerhood: A Review of the Evidence on Early Signs, Early Identification Tools, and Early Diagnosis. *Journal of Developmental & Behavioral Pediatrics*, 30(5), 447–459. <https://doi.org/10.1097/DBP.0b013e3181ba0f9f>
- Bernas, A., Aldenkamp, A. P., & Zinger, S. (2018). Wavelet coherence-based classifier: A resting-state functional MRI study on neurodynamics in adolescents with high-functioning autism. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 154, 143–151. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2017.11.017>
- Bhat, A. N., Landa, R. J., Galloway, J. C. C., & Cole, J. C. (2011). Current Perspectives on Motor Functioning in Infants, Children, and Adults With Autism Spectrum Disorders. *Physical Therapy*, 91(7), 1116–1129. <https://doi.org/10.2522/ptj.20100294>
- Bidwell, J., Essa, I. A., Rozga, A., & Abowd, G. D. (2014). Measuring Child Visual Attention using Markerless Head Tracking from Color and Depth Sensing Cameras. In *Proceedings of the 16th International Conference on Multimodal Interaction - ICMI '14* (pp. 447–454). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2663204.2663235>

- Carette, R., Cilia, F., Dequen, G., Bosche, J., Guerin, J.-L., & Vandromme, L. (2018). Automatic Autism Spectrum Disorder Detection Thanks to Eye-Tracking and Neural Network-Based Approach (pp. 75–81). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-76213-5_11
- Cibrian, F. L., Beltran, J. A., & Tentori, M. (2018). Assessing the Force and Timing control of Children with Motor Problems using Elastic Displays. *Poster in: 12th EAI International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, 1–4.
- Cibrian, F. L., Peña, O., Ortega, D., & Tentori, M. (2017). BendableSound: An elastic multisensory surface using touch-based interactions to assist children with severe autism during music therapy. *International Journal of Human-Computer Studies*, 107, 22–37. <https://doi.org/10.1016/J.IJHCS.2017.05.003>
- Crippa, A., Salvatore, C., Perego, P., Forti, S., Nobile, M., Molteni, M., & Castiglioni, I. (2015). Use of Machine Learning to Identify Children with Autism and Their Motor Abnormalities. *Journal of Autism and Developmental Disorders*. <https://doi.org/10.1007/s10803-015-2379-8>
- Dongxin Xu, Gilkerson, J., Richards, J., Yapanel, U., & Gray, S. (2009). Child vocalization composition as discriminant information for automatic autism detection. In *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 2518–2522). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5334846>
- Donnellan, A. M., Hill, D. A., & Leary, M. R. (2013). Rethinking autism: implications of sensory and movement differences for understanding and support. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, 6, 124. <https://doi.org/10.3389/fnint.2012.00124>
- Elsabbagh, M., Divan, G., Koh, Y.-J., Kim, Y. S., Kauchali, S., Marcín, C., ... Fombonne, E. (2012). Global Prevalence of Autism and Other Pervasive Developmental Disorders. *Autism Research*, 5(3), 160–179. <https://doi.org/10.1002/aur.239>
- Falkmer, T., Anderson, K., Falkmer, M., & Horlin, C. (2013). Diagnostic procedures in autism spectrum disorders: a systematic literature review. *European Child & Adolescent Psychiatry*, 22(6), 329–340. <https://doi.org/10.1007/s00787-013-0375-0>
- Fombonne, E., Marcin, C., Manero, A. C., Bruno, R., Diaz, C., Villalobos, M., ... Nealy, B. (2016). Prevalence of Autism Spectrum Disorders in Guanajuato, Mexico: The Leon survey. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 46(5), 1669–1685. <https://doi.org/10.1007/s10803-016-2696-6>
- Goncalves, N., Rodrigues, J. L., Costa, S., & Soares, F. (2012). Automatic detection of stereotyped hand flapping movements: Two different approaches. *Proceedings - IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, 392–397. <https://doi.org/10.1109/ROMAN.2012.6343784>
- Goodwin, M. S., Intille, S. S., Velicer, W. F., & Groden, J. (2008). Sensor-enabled detection of stereotypical motor movements in persons with autism spectrum disorder. In *Proceedings of the 7th international conference on Interaction design and children - IDC '08* (p. 109). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1463689.1463733>
- Gowen, E., & Hamilton, A. (2012). Motor Abilities in Autism: A Review Using a Computational Context. <https://doi.org/10.1007/s10803-012-1574-0>

- Guthrie, W., Swineford, L. B., Nottke, C., & Wetherby, A. M. (2013). Early diagnosis of autism spectrum disorder: stability and change in clinical diagnosis and symptom presentation. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 54(5), 582–590. <https://doi.org/10.1111/jcpp.12008>
- Hallmayer, J. (2011). Genetic Heritability and Shared Environmental Factors Among Twin Pairs With Autism. *Archives of General Psychiatry*, 68(11), 1095. <https://doi.org/10.1001/archgenpsychiatry.2011.76>
- Hashemi, J., Spina, T. V., Tepper, M., Esler, A., Morellas, V., Papanikolopoulos, N., & Sapiro, G. (2012). A computer vision approach for the assessment of autism-related behavioral markers. *2012 IEEE International Conference on Development and Learning and Epigenetic Robotics, ICDL 2012*. <https://doi.org/10.1109/DevLrn.2012.6400865>
- J. Newborg, J. R. S. y L. W. (1998). *Inventario de Desarrollo Battelle*. Madrid, España: TEA Ediciones.
- Kern, J. K., Geier, D. A., Adams, J. B., Troutman, M. R., Davis, G., King, P. G., ... Geier, M. R. (2011). Autism severity and muscle strength: A correlation analysis. *Research in Autism Spectrum Disorders*, 5(3), 1011–1015. <https://doi.org/10.1016/j.rasd.2010.11.002>
- Kirkovski, M., Enticott, P. G., & Fitzgerald, P. B. (2013). A Review of the Role of Female Gender in Autism Spectrum Disorders. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 43(11), 2584–2603. <https://doi.org/10.1007/s10803-013-1811-1>
- Koegel, L. K., Koegel, R. L., Ashbaugh, K., & Bradshaw, J. (2014). The importance of early identification and intervention for children with or at risk for autism spectrum disorders. *International Journal of Speech-Language Pathology*, 16(1), 50–56. <https://doi.org/10.3109/17549507.2013.861511>
- Kotte, A., Joshi, G., Fried, R., Uchida, M., Spencer, A., Woodworth, K.Y., et. al. (2013). ¿Qué tratamientos hay para el trastorno del espectro autista? Retrieved from <https://www.nichd.nih.gov/espanol/salud/temas/autism/informacion/Pages/tratamientos.aspx>
- LaGasse, A. B., & Hardy, M. W. (2013). Considering rhythm for sensorimotor regulation in children with autism spectrum disorders. *Music Therapy Perspectives*, 31(1), 67–77. <https://doi.org/10.1093/mtp/31.1.67>
- MacNeil, L. K., & Mostofsky, S. H. (2012). Specificity of dyspraxia in children with autism. *Neuropsychology*, 26(2), 165–171. <https://doi.org/10.1037/a0026955>
- Matson, J. L., Wilkins, J., & González, M. (2008). Early identification and diagnosis in autism spectrum disorders in young children and infants: How early is too early? *Research in Autism Spectrum Disorders*, 2(1), 75–84. <https://doi.org/10.1016/J.RASD.2007.03.002>
- Moore, V., & Goodson, S. (2003). How Well Does Early Diagnosis of Autism Stand the Test of Time? *Autism*, 7(1), 47–63. <https://doi.org/10.1177/1362361303007001005>
- Mosconi, M. W., Mohanty, S., Greene, R. K., Cook, E. H., Vaillancourt, D. E., & Sweeney, J. A. (2015). Feedforward and Feedback Motor Control Abnormalities Implicate Cerebellar Dysfunctions in Autism Spectrum Disorder. *Journal of Neuroscience*, 35(5), 2015–2025. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.2731-14.2015>

- üller, M., Gründer, T., & Groh, R. (2015). Data exploration on elastic displays using physical metaphors. *xCoAx 2015: Proceedings of the Third Conference on Computation, Communication, Aesthetics and X*, 111–124.
- Ochs, E., Kremer-Sadlik, T., Sirota, K. G., & Solomon, O. (2004). Autism and the Social World: An Anthropological Perspective. *Discourse Studies*, 6(2), 147–183. <https://doi.org/10.1177/1461445604041766>
- Rogers, S. J. (2000). Diagnosis of autism before the age of 3. *International Review of Research in Mental Retardation*, 23, 1–31. [https://doi.org/10.1016/S0074-7750\(00\)80004-X](https://doi.org/10.1016/S0074-7750(00)80004-X)
- Santos, J. F., Brosh, N., Falk, T. H., Zwaigenbaum, L., Bryson, S. E., Roberts, W., ... Brian, J. A. (2013). Very early detection of Autism Spectrum Disorders based on acoustic analysis of pre-verbal vocalizations of 18-month old toddlers. In *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* (pp. 7567–7571). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6639134>
- Staples, K. L., & Reid, G. (2010). Fundamental Movement Skills and Autism Spectrum Disorders. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 40(2), 209–217. <https://doi.org/10.1007/s10803-009-0854-9>
- Tomchek, S. D., & Dunn, W. (2007). Sensory processing in children with and without autism: a comparative study using the short sensory profile. *American Journal of Occupational Therapy*, 61(2), 190–200. <https://doi.org/10.5014/ajot.61.2.190>
- Trevarthen, C., & Delafield-Butt, J. T. (2013). Autism as a developmental disorder in intentional movement and affective engagement. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, 7, 49. <https://doi.org/10.3389/fnint.2013.00049>
- Troiano, G. M., Pedersen, E. W., & Hornbaek, K. (2014). User-Defined Gestures for Elastic, Deformable Displays. <https://doi.org/10.1145/2598153.2598184>
- Vargas-Cuentas, N. I., Roman-Gonzalez, A., Gilman, R. H., Barrientos, F., Ting, J., Hidalgo, D., ... Zimic, M. (2017). Developing an eye-tracking algorithm as a potential tool for early diagnosis of autism spectrum disorder in children. *PLOS ONE*, 12(11), e0188826. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0188826>
- Westeyn, T., Vadas, K., Xuehai Bian, Starner, T., & Abowd, G. D. (2005). Recognizing Mimicked Autistic Self-Stimulatory Behaviors Using HMMs. In *Ninth IEEE International Symposium on Wearable Computers (ISWC'05)* (pp. 164–169). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISWC.2005.45>
- Whyatt, C. P., & Craig, C. M. (2012). Motor skills in children aged 7-10 years, diagnosed with autism spectrum disorder. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 42(9), 1799–1809. <https://doi.org/10.1007/s10803-011-1421-8>
- Yaneva, V. (2018). Detecting Autism Based on Eye-Tracking Data from Web Searching Tasks, (di).
- Zwaigenbaum, L., Bryson, S., Rogers, T., Roberts, W., Brian, J., & Szatmari, P. (2005). Behavioral manifestations of autism in the first year of life. *International Journal of Developmental Neuroscience*, 23(2–3), 143–152. <https://doi.org/10.1016/j.ijdevneu.2004.05.001>

Anexos

Anexo 1

Velocity	GesturesAreaRange	GesturesAccelerationStdDev
Acceleration	GesturesAreaStdDev	AvgGesturesAcceleration
Deceleration	AvgGesturesArea	GesturesDecelerationMedian
MovementAngle	GesturesHeightMedian	GesturesDecelerationMin
DirectDistance	GesturesHeightMin	GesturesDecelerationMax
MovementEfficiency	GesturesHeightMax	GesturesDecelerationRange
MovementUniformity	GesturesHeightRange	GesturesDecelerationStdDev
MovementTargeting	GesturesHeightStdDev	MultitouchGesturesCountMe dian
Skewness	AvgGesturesHeight	MultitouchGesturesCountMi n
MoveAndTapDelay	GesturesWidthMedian	MultitouchGesturesCountMa x
TapPrecision	GesturesWidthMin	MultitouchGesturesCountRa nge
MovementSpeed	GesturesWidthMax	MultitouchGesturesCountStd Dev
TapFrequency	GesturesWidthRange	AvgMultitouchGesturesCoun t
Jerk	GesturesWidthStdDev	TapNumberMedian
OvershotNumber	AvgGesturesWidth	TapNumberMin
OvershotLength	GestureVelocityMedian	TapNumberMax
TouchGestureCount	GestureVelocityMin	TapNumberRange
AvgDirectnessIndex	GestureVelocityMax	TapNumberStdDev
DirectnessIndexMin	GestureVelocityRange	AvgTapNumber
DirectnessIndexMax	GestureVelocityStdDev	MovementBreaksMedian
DirectnessIndexRange	AvgGestureVelocity	MovementBreaksMax
DirectnessIndexStdDev	TouchEventsPerGestureMedi an	MovementBreaksRange
DirectnessIndexMedian	TouchEventsPerGestureMin	MovementBreaksStdDev
GestureDurationMedian	TouchEventsPerGestureMax	AvgMovementBreaks
GestureDurationMin	TouchEventsPerGestureRang e	AvgGesturesJerk
GestureDurationMax	TouchEventsPerGestureRang e	GesturesJerkMin
GestureDurationRange	TouchEventsPerGestureStdD ev	GesturesJerkMax
GestureDurationStdDev	AvgTouchEventsPerGesture	GesturesJerkRange
AvgGestureDuration	GesturesAccelerationMedian	
GesturesAreaMedian	GesturesAccelerationMin	
GesturesAreaMin	GesturesAccelerationMax	
GesturesAreaMax	GesturesAccelerationRange	

GesturesJerkMedian	AccelerationStdDev_z	JerkRange_x
GesturesJerkStdDev	AccelerationZeroCrossing_x	JerkRange_y
AccelerationMean_x	AccelerationZeroCrossing_y	JerkRange_z
AccelerationMean_y	AccelerationZeroCrossing_z	JerkRMS_x
AccelerationMean_z	AccelerationZeroCrossingRat	JerkRMS_y
AccelerationCorrelation_0_0	e_x	JerkRMS_z
AccelerationCorrelation_0_1	AccelerationZeroCrossingRat	JerkStdDev_x
AccelerationCorrelation_0_2	e_y	JerkStdDev_y
AccelerationCorrelation_1_0	AccelerationZeroCrossingRat	JerkStdDev_z
AccelerationCorrelation_1_1	e_z	JerkZeroCrossing_x
AccelerationCorrelation_1_2	JerkMean_x	JerkZeroCrossing_y
AccelerationCorrelation_2_0	JerkMean_y	JerkZeroCrossing_z
AccelerationCorrelation_2_1	JerkMean_z	AttitudeMean_x
AccelerationCorrelation_2_2	JerkCorrelation_0_0	AttitudeMean_y
AccelerationMagnitudeMax	JerkCorrelation_0_1	AttitudeMean_z
AccelerationMagnitudeMin	JerkCorrelation_0_2	AttitudeCorrelation_0_0
AccelerationMax_x	JerkCorrelation_1_0	AttitudeCorrelation_0_1
AccelerationMax_y	JerkCorrelation_1_1	AttitudeCorrelation_0_2
AccelerationMax_z	JerkCorrelation_1_2	AttitudeCorrelation_1_0
AccelerationMeanMagnitude	JerkCorrelation_2_0	AttitudeCorrelation_1_1
AccelerationMedian_x	JerkCorrelation_2_1	AttitudeCorrelation_1_2
AccelerationMedian_y	JerkCorrelation_2_2	AttitudeCorrelation_2_0
AccelerationMedian_z	JerkMagnitudeMax	AttitudeCorrelation_2_1
AccelerationMin_x	JerkMagnitudeMin	AttitudeCorrelation_2_2
AccelerationMin_y	JerkMax_x	AttitudeMagnitudeMax
AccelerationMin_z	JerkMax_y	AttitudeMagnitudeMin
AccelerationRange_x	JerkMax_z	AttitudeMax_x
AccelerationRange_y	JerkMin_x	AttitudeMax_y
AccelerationRange_z	JerkMin_y	AttitudeMax_z
AccelerationRMS_x	JerkMin_z	AttitudeMeanMagnitude
AccelerationRMS_y	JerkMedian_x	AttitudeMedian_x
AccelerationRMS_z	JerkMedian_y	AttitudeMedian_y
AccelerationStdDev_x	JerkMedian_z	AttitudeMedian_z
AccelerationStdDev_y	JerkMeanMagnitude	AttitudeMin_x

AttitudeMin_y	RotationMeanMagnitude
AttitudeMin_z	RotationMedian_x
AttitudeRange_x	RotationMedian_y
AttitudeRange_y	RotationMedian_z
AttitudeRange_z	RotationMin_x
AttitudeRMS_x	RotationMin_y
AttitudeRMS_y	RotationMin_z
AttitudeRMS_z	RotationRange_x
AttitudeStdDev_x	RotationRange_y
AttitudeStdDev_y	RotationRange_z
AttitudeStdDev_z	RotationRMS_x
AttitudeZeroCrossing_x	RotationRMS_y
AttitudeZeroCrossing_y	RotationRMS_z
AttitudeZeroCrossing_z	RotationStdDev_x
AttitudeZeroCrossingRate_x	RotationStdDev_y
AttitudeZeroCrossingRate_y	RotationStdDev_z
AttitudeZeroCrossingRate_z	RotationZeroCrossing_x
RotationMean_x	RotationZeroCrossing_y
RotationMean_y	RotationZeroCrossing_z
RotationMean_z	RotationZeroCrossingRate_x
RotationCorrelation_0_0	RotationZeroCrossingRate_y
RotationCorrelation_0_1	RotationZeroCrossingRate_z
RotationCorrelation_0_2	
RotationCorrelation_1_0	
RotationCorrelation_1_1	
RotationCorrelation_1_2	
RotationCorrelation_2_0	
RotationCorrelation_2_1	
RotationCorrelation_2_2	
RotationMagnitudeMax	
RotationMagnitudeMin	
RotationMax_x	
RotationMax_y	
RotationMax_z	

Anexo 2

Características por gesto

Duracion

MeanVelocityX

MinVelocityX

MaxVelocityX

MeanvelocityY

MinVelocityY

MaxVelocityY

MeanDepth

MaxDepth

MinDepth

PuntoInicialX

PuntoInicialY

PuntoInicialZ

PuntoFinalX

PuntoFinalY

PuntoFinalZ

Distancia

Velocidad

Aceleracion

ForceMean

ForceMax

FoceMin

MaxDeptKG

MinDeptKG

MeanDepthKG

peak

maxDepthTimeax

AreaMax

AreaMin

areaMean

Movement

AreaGes

anchoGesto

altoGesto

Características por sesión

TotalGestos

MeanGestos

MaxGestos

MinGestos

MeanEmpuje

MaxEmpuje

MinEmpuje

MeanDes

MaxDes

MinDes

MeanDuracion

MaxDuracion

MinDuracion

MeanVelocityX

MaxVelocityX

MeanVelocityY

MaxVelocityY

MinVelocityY

MeanDepth

MaxDepth

MinDepth

PIMeanX

PIMaxX

PiMinX

PiMeanY

PIMaxY

PIMinY

PIMeanZ

PIMaxZ

PIMinZ

PFMinX

PFMeanX

PFMaxX

PFMeanY

Características por Actividad

DuracionPromedio

DuracionMax

DuracionMin

DuracionSD

MeanVelocityX

MinVelocityX

MaxVelocityX

SDVelocityX

MeanvelocityY

MinVelocityY

MaxVelocityY

SDVelocityY

MeanDepth

MaxDepth

MinDepth

SDDepth

PIMaxX

PiMinX

PIMeanX

PISDX

PIMaxY

PIMinY

PiMeanY

PISDY

PIMaxZ

PIMinZ

PIMeanZ

PISDZ

PFMaxX

PFMinX

PFMeanX

PFSDX

PFMaxY

PFMinY

ModaVelocityX	PfMaxY	PfMeanY
ModavelocityY	PfMinY	PfSDY
Modadepth	PfMeanZ	PfMaxZ
ModaX	PfMaxZ	PfMinZ
ModaY	PfMinZ	PfMeanZ
Gesto		
	DistanciaMean	PfSDZ
	DistanciaMax	DistanciaMax
	VelocidadMean	DistanciaMin
	VelocidadMax	DistanciaMean
	VelocidadMin	DistanciaSD
	ACMean	VelocidadMax
	AcMax	VelocidadMin
	AcMin	VelocidadMean
	ForceMean	AcMax
	ForceMax	AcMin
	FoceMin	ACMean
	peakMean	ACSD
	peakMax	ForceMean
	peakMin	ForceMax
	MeanDepthTime	FoceMin
	maxDepthTimeax	ForceSD
	AreaMax	peakMax
	AreaMin	peakMin
	movementMean	peakMean
	movementMax	peakSD
	movementMin	maxDepthTimeax
	AreaGesMax	minDepthTime
	AreaGesMin	MeanDepthTime
	timmingMean	SDDepthTime
	timmingMax	AreaMax
	timmingMin	AreaMin
	anchoGestoMean	movementMax
	anchoGestoMax	movementMin
	anchoGestoMin	movementMean
	altoGestoMean	movementSD
	altoGestoMax	AreaGesMax
	altoGestoMin	AreaGesMin
	ForceKMean	anchoGestoMax
	ForceKMax	anchoGestoMin
	ForceKMin	anchoGestoMean
	DurForceMean	altoGestoMax
	DurForceMax	altoGestoMin

DurForceMin
DIMean
DIMax
DIMin

altoGestoMean
TotalGestos
NumEmpuje
NumDes
hgstxMin
hgstxMax
hgstxMean
hgstyMin
hgstyMax
hgstyMean
timmingMax
timmingMin
timmingMean
timmingSD
ForceKMin
ForceKMax
ForceKMean
ForceKSD
DurForceMax
DurForceMin
DurForceMean
DurFoceSD
DIMax
DIMin
DIMean
DISD
ModaX
ModaY

Anexo 3

Aprendizaje de Maquina

El aprendizaje de maquina (*machine learning*) es un conjunto de algoritmos, modelos y procesos de inducción de conocimiento que tienen como objetivo desarrollar técnicas que permitan que las computadoras aprendan. El aprendizaje automático tiene una amplia gama de aplicaciones, incluyendo motores de búsqueda, diagnósticos médicos, reconocimiento del habla y del lenguaje escrito, juegos y robótica.

El esquema general que se sigue al utilizar técnicas de clasificación es el siguiente:

- Definición de la tarea de aprendizaje.
- Recolección y preparación de datos
- Experimentación
- Evaluación del modelo final sobre datos diferentes.

Existen diferentes técnicas de clasificación entre las que se encuentran:

Árboles de decisiones. Este tipo de aprendizaje usa un árbol de decisiones como modelo predictivo. Se mapean observaciones sobre un objeto con conclusiones sobre el valor final de dicho objeto.

Máquinas de vectores de soporte (MVS). Las máquinas de soporte son una serie de métodos de aprendizaje supervisado usados para clasificación y regresión. Los algoritmos de MVS usan un conjunto de ejemplos de entrenamiento clasificados en dos categorías para construir un modelo que prediga si un nuevo ejemplo pertenece a una u otra de dichas categorías.

Naive Bayes. Se trata de una técnica de clasificación y predicción supervisada que construye modelos que predicen la probabilidad de posibles resultados. Está basada en el Teorema de Bayes, también conocido como teorema de la probabilidad condicionada.

Bosques Aleatorios. Son una combinación de árboles de decisión, tal que cada árbol depende de los valores de un vector aleatorio probado independientemente y con la misma distribución para cada uno de estos.

Validación cruzada

La validación cruzada es una técnica para evaluar los resultados de un análisis estadístico y garantizar que son independientes de la partición entre datos de entrenamiento y prueba. Consiste en repetir y calcular particiones. Una de los tipos de validación cruzada es la validación cruzada de k iteraciones.

En la validación cruzada de K iteraciones los datos de muestra se dividen en K subconjuntos. Unos de los subconjuntos se utiliza como datos de prueba y el resto (K-1) como datos de entrenamiento. El proceso de validación cruzada es repetido durante k iteraciones, con cada uno de los posibles subconjuntos de datos de prueba. Finalmnete se realiza la media aritmética de los resultados de cada iteración para obtener un único resultado.

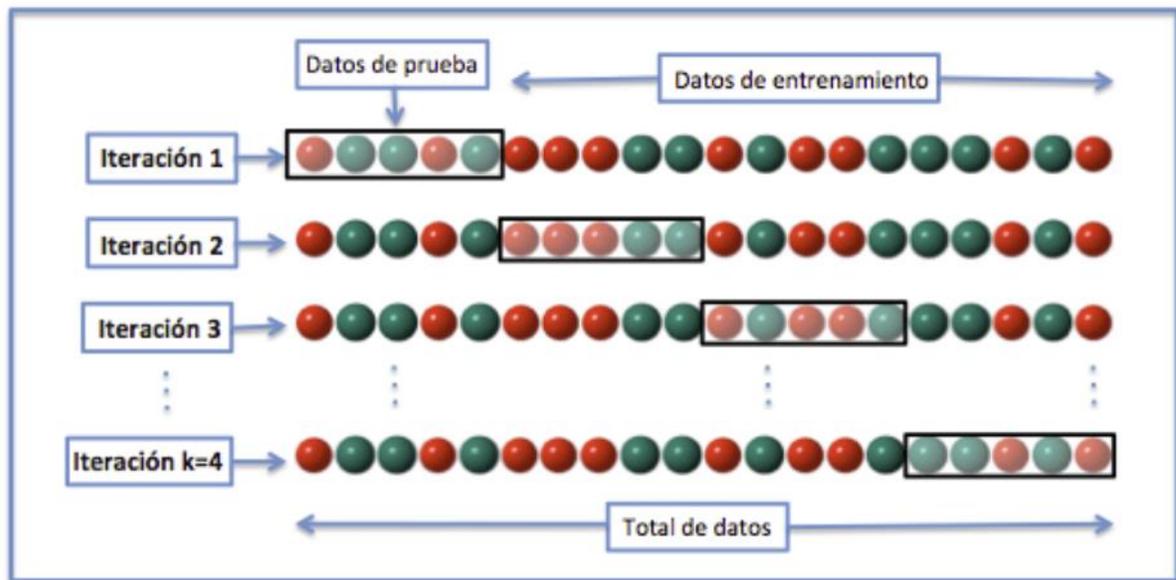


Figura 26 Representación de la validación cruzada