

**UNIVERSIDAD RAFAEL LANDÍVAR**

FACULTAD DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA EN INFORMÁTICA Y SISTEMAS

**Aplicación del algoritmo de Random Forest  
Regression para la detección de los pasos  
requeridos de un movimiento válido mediante  
la utilización del dispositivo Kinect V2**

**PROYECTO DE INGENIERÍA**

DIEGO JOSÉ ORELLANA BOJORQUEZ

CARNÉ 10101-14

Guatemala, Enero de 2020

Campus Central



# **UNIVERSIDAD RAFAEL LANDÍVAR**

FACULTAD DE INGENIERÍA

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA EN INFORMÁTICA Y SISTEMAS

## **Aplicación del algoritmo de Random Forest Regression para la detección de los pasos requeridos de un movimiento válido mediante la utilización del dispositivo Kinect V2.**

**PROYECTO DE INGENIERÍA**

Presentada ante el Consejo de la Facultad de Ingeniería

Por:

**DIEGO JOSÉ ORELLANA BOJORQUEZ**

Previo a optar el título de:  
Ingeniero en Informática y Sistemas

En el grado académico de:  
Licenciado

Guatemala, Enero de 2020  
Campus Central





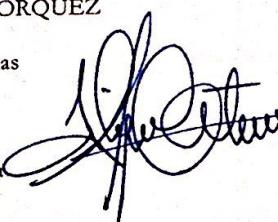
Reg. FI-20-2019

**NOTIFICACIÓN**

A ESTUDIANTE: DIEGO JOSÉ ORELLANA BOJORQUEZ  
Carné No. 10101-14  
Ingeniería en Informática y Sistemas

DE: Magister  
Marya Alejandra Ortiz Patzán  
Secretaría de Facultad de Ingeniería

Fecha: Guatemala, 11 de febrero de 2019



UNIVERSIDAD RAFAEL LANDÍVAR  
Facultad de Ingeniería  
Secretaría  
Guatemala, C.A.

De acuerdo a su solicitud presentada el día 1 de febrero de 2019, para la APROBACIÓN DEL TEMA y del Ing. Víctor Leonel Orozco López como asesor del Trabajo de Graduación denominado: "MÁQUINA DE APRENDIZAJE PARA LA DETECCIÓN DE LOS PASOS QUE SE REQUIERE PARA REALIZAR UN MOVIMIENTO FUNCIONAL MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE UNA CÁMARA CON SENSOR DE PROFUNDIDAD", para su conocimiento y efectos correspondientes notifico a usted que la Facultad de Ingeniería, a través de su Director de Carrera, resolvió ACCEDER a su solicitud.

Atentamente,





Universidad  
Rafael Landívar  
Tradición Jesuita en Guatemala

Facultad de Ingeniería  
Teléfono: (502) 24262626 ext. 3017  
Fax: (502) 24262609  
Campus Central, Vista Hermosa III, Zona 16  
Guatemala, Ciudad. 01016  
fac\_ing@url.edu.gt

Reg. FI-60-19

### NOTIFICACIÓN

A ESTUDIANTE: DIEGO JOSÉ ORELLANA BOJORQUEZ  
Carné No. 10101-14  
Ingeniería en Informática y Sistemas

DE: Magister  
Marya Alejandra Ortiz Patzán  
Secretaría de Facultad de Ingeniería

Fecha: Guatemala, 23 de septiembre de 2019

UNIVERSIDAD RAFAEL LANDÍVAR  
Facultad de Ingeniería  
Secretario  
Guatemala, C.A.

De acuerdo a su solicitud presentada el 12 de agosto de 2019, para la APROBACIÓN DE CAMBIO DE TEMA DEL TRABAJO DE GRADUACIÓN:

TEMA ANTERIOR: "MÁQUINA DE APRENDIZAJE PARA LA DETECCIÓN DE LOS PASOS QUE SE REQUIERE PARA REALIZAR UN MOVIMIENTO FUNCIONAL MEDIANTE LA UTILIZACIÓN DE UNA CÁMARA CON SENSOR DE PROFUNDIDAD".

TEMA ACTUAL: "ANÁLISIS DE LA INTERFAZ DE PROGRAMACIÓN DE APLICACIONES (API) DEL DISPOSITIVO KINECT V2 PARA LA DETECCIÓN DE LOS PASOS DE UN MOVIMIENTO".

Siendo el asesor del trabajo de Graduación el Ing. Victor Leonel Orozco López. Para su conocimiento y efectos correspondientes notifico a usted que la Facultad de Ingeniería, a través de su Director de Carrera, resolvió ACCEDER a su solicitud.

Atentamente



# Agradecimientos

- A Dios, por ser alguien que me escucha en todo momento.
- A mi mamá, gracias a ella he llegado tan lejos, además de estar siempre conmigo en las buenas y en las malas.
- A mis hermanos, por tenerme paciencia y confiar en mí en todo momento.
- A mi papá, por acompañarme siempre.
- A mis amigos de la universidad, por ser una gran promoción unida y apoyarnos en todo momento.
- A mis amigos del colegio, por mantener nuestra amistad y vernos crecer.
- Ingenieros Stanly Bolaños y Victor Orozco, por apoyarme en todo el proceso de trabajo de investigación.
- Departamento de deportes de la Universidad Rafael Landívar, por confiar en mi proyecto de ingeniería.

Diego Orellana.



# Índice general

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>1</b>
1.1	Lo escrito sobre el tema . . . . .	2
1.1.1	Sistema de detección y reconocimiento de la postura corporal basado en Kinect . . . . .	2
1.1.2	Reconstrucción de posturas en tiempo real . . . . .	2
1.1.3	Detección de posturas a la hora de sentarse para prevenir el síndrome de los trabajadores de oficina usando el Kinect . . . . .	3
1.1.4	Comparación de los métodos de máquina de aprendizaje para el propósito de la detección de la caída humana . . . . .	3
1.1.5	Sistema de monitoreo de sueño usando el sensor Kinect . . . . .	3
1.1.6	Entrenador personal virtual a través del sensor de Kinect . . . . .	4
1.1.7	Una comparación entre las técnicas heurísticas y de aprendizaje automático en la detección de caídas con Kinect v2 . . . . .	4
1.1.8	Sistema de detección de posiciones de un humano en tiempo real . . . . .	5
1.1.9	Sistema que detecta pasos de bailes K-Pop . . . . .	5
1.1.10	Comparación de trabajos relacionados . . . . .	6
1.2	Marco teórico . . . . .	8
1.2.1	Actividad física . . . . .	8
1.2.2	Sistema muscular . . . . .	8
1.2.2.1	Contracción de un músculo esquelético en su conjunto . . . . .	9
1.2.3	Movimiento deportivo . . . . .	11
1.2.3.1	Entrenamientos por intervalos controlados . . . . .	12
1.2.4	Cámara con sensor de profundidad . . . . .	13
1.2.4.1	Dispositivos en el mercado . . . . .	14
1.2.4.2	Microsoft Kinect V2 . . . . .	16
<b>2</b>	<b>Planteamiento del problema</b>	<b>29</b>
2.1	Objetivos . . . . .	30
2.1.1	Objetivo general . . . . .	30
2.1.2	Objetivos específicos . . . . .	30
2.2	Hipótesis . . . . .	30
2.3	Variables . . . . .	31
2.3.1	Variables dependientes . . . . .	31
2.3.2	Variables independientes . . . . .	32
2.4	Alcances y limitaciones . . . . .	32
2.5	Aportes . . . . .	33
<b>3</b>	<b>Metodología</b>	<b>35</b>

3.1	Sujetos . . . . .	35
3.1.1	Primer tipo . . . . .	36
3.1.1.1	Equipo de animación de la Universidad Rafael Landívar . . . . .	36
3.1.1.2	Equipo de tenis de mesa de la Universidad Rafael Landívar . . . . .	36
3.1.1.3	Equipo de taekwondo de la Universidad Rafael Landívar . . . . .	37
3.1.2	Segundo tipo . . . . .	37
3.1.3	Unidades de análisis . . . . .	37
3.2	Instrumentos . . . . .	37
3.2.1	Formulario de registro de movimiento . . . . .	38
3.2.2	Formulario de registro de rutina . . . . .	39
3.2.3	Interfaces de usuarios . . . . .	39
3.2.3.1	Windows presentation foundation (WPF) . . . . .	39
3.2.3.2	Web . . . . .	43
3.2.3.3	Consola (Windows) . . . . .	48
3.2.4	Kinect configuration verifier . . . . .	49
3.2.5	Kinect studio . . . . .	49
3.2.6	Visual Gesture Builder . . . . .	51
3.2.7	Herramienta para el análisis de datos . . . . .	53
3.3	Procedimiento . . . . .	53
3.3.1	Selección del movimiento . . . . .	53
3.3.2	Toma de datos . . . . .	53
3.3.3	Documentación del movimiento . . . . .	54
3.3.3.1	Formularios de entradas de tenis de mesa . . . . .	55
3.3.3.2	Formularios de entradas de animación . . . . .	57
3.3.3.3	Formularios de entradas de taekwondo . . . . .	59
3.3.4	Etiquetación de vídeos . . . . .	61
3.3.5	Construcción y pruebas del modelo . . . . .	61
3.3.6	Selección y aceptación del modelo . . . . .	62
3.3.7	Extracción de datos de los vídeos . . . . .	62
3.3.8	Validación del modelo en tiempo real . . . . .	63
3.4	Diseño de la metodología . . . . .	63
3.4.1	Asignación de valores de etiquetas y rangos de identificación . . . . .	63
3.4.2	Cálculo indirecto de la altura del usuario . . . . .	65
3.4.3	Cálculo de distancia de profundidad mínima y máxima . . . . .	65
3.4.4	Eventos del Kinect . . . . .	66
3.4.5	Captura de datos durante una rutina (normalización de datos) . . . . .	67
3.4.6	Validación del modelo de reconocimiento de movimiento . . . . .	68
3.4.7	Algoritmo clasificador de un movimiento válido . . . . .	72
3.4.8	Diseño de los resultados de una rutina tabata . . . . .	77
3.5	Criterios del proyecto . . . . .	81
3.5.1	Criterios de selección de movimiento . . . . .	81
3.5.2	Criterios de análisis de movimiento . . . . .	82
3.5.3	Criterios de etiquetación de movimiento . . . . .	82
3.5.4	Criterios de error del modelo . . . . .	82
3.5.5	Criterios de selección del submodelo . . . . .	82
3.5.6	Criterios de aceptación del modelo . . . . .	82
3.5.7	Criterios de aceptación del algoritmo clasificador . . . . .	82

<b>4 Presentación y análisis de resultados</b>	<b>83</b>
4.1 Distancias de profundidades recomendadas entre el atleta y el sensor . . . . .	83
4.2 Muestras de fotogramas del movimiento . . . . .	83
4.3 Razones de fallo del seguimiento del esqueleto . . . . .	87
4.4 Proceso de etiquetación de un movimiento . . . . .	88
4.5 Modelo de detección de los pasos requeridos . . . . .	90
4.6 Clasificaciones de movimiento válidos e inválidos . . . . .	92
4.7 Interpretación de recognition . . . . .	93
4.8 El modelo de detección detecta los pasos del movimiento analizado . . . . .	94
4.9 Muestras de regresiones de los movimientos aprobados . . . . .	96
4.10 Interfaz de reconocimiento de un movimiento válido . . . . .	97
4.11 Resultados de los sujetos de validación . . . . .	99
4.12 Validación del algoritmo clasificador, validados por los sujetos de validación . . . . .	102
<b>5 Discusión</b>	<b>105</b>
<b>6 Conclusiones finales del proyecto</b>	<b>109</b>
6.1 Conclusiones . . . . .	109
6.2 Recomendaciones . . . . .	109
<b>Referencias</b>	<b>111</b>
<b>Anexos</b>	<b>117</b>
A.1 Glosario y abreviaciones . . . . .	117
A.2 Formularios . . . . .	119
A.3 Ejercicios para calentamientos . . . . .	120
A.4 Hojas de observaciones . . . . .	122
A.5 Archivos de json de información . . . . .	123

# Índice de figuras

1.1 Movimientos corporales de los músculos esqueléticos . . . . .	10
1.2 Continuación de movimientos corporales de los músculos esqueléticos . . . . .	10
1.3 Análisis de habilidades físicas del movimiento: Press con mancuerna . . . . .	12
1.4 Captura de datos de una cámara con sensor de profundidad . . . . .	14
1.5 Especificaciones de una cámara con RGB-D . . . . .	15
1.6 Componentes del Kinect V2 . . . . .	17
1.7 Adaptador del Kinect V2 . . . . .	17
1.8 Interacción del software y hardware . . . . .	18
1.9 Arquitectura del software, Kinect-NUI . . . . .	19
1.10 Kinect v2 configuration verifier . . . . .	20
1.11 Diagrama de venn para la identificación del movimiento de un objeto . . . . .	21

1.12	Visualización del vídeo, Kinect Studio . . . . .	22
1.13	Técnica boosting . . . . .	23
1.14	Etiquetas de movimientos estáticos . . . . .	24
1.15	Algoritmo de Random Forest Regression . . . . .	25
1.16	Etiquetas de movimientos dinámicos . . . . .	25
1.17	Seguimiento de uniones del Kinect . . . . .	26
1.18	Arquitectura del seguimiento del esqueleto . . . . .	27
1.19	Sistema de coordenadas de la unión . . . . .	27
3.1	Organigrama del departamento de deportes de la Universidad Rafael Landívar . . . . .	37
3.2	Interfaz gráfica de detección de profundidad entre el usuario y el sensor . . . . .	40
3.3	Interfaz gráfica de evaluación de un movimiento . . . . .	41
3.4	Arquitectura web . . . . .	43
3.5	Vista de listado de movimientos . . . . .	44
3.6	Vista de crear un movimiento . . . . .	45
3.7	Vista de lectura del movimiento . . . . .	47
3.8	Resultados de la rutina tabata de un movimiento . . . . .	48
3.9	Aplicación de extracción de datos en los vídeos (xef) . . . . .	48
3.10	Canales por defecto para grabar un vídeo en Kinect studio . . . . .	50
3.11	Lectura de vídeo .xef . . . . .	51
3.12	Variables de configuración de Visual Gesture Builder . . . . .	52
3.13	Metodología de cascada . . . . .	53
3.14	Fotografías durante la toma de datos . . . . .	54
3.15	Formulario de movimiento de tenis de mesa . . . . .	55
3.16	Formulario de rutina de tenis de mesa . . . . .	56
3.17	Formulario de movimiento de animación . . . . .	57
3.18	Formulario de rutina de animación . . . . .	58
3.19	Formulario de movimiento taekwondo . . . . .	59
3.20	Formulario de rutina de taekwondo . . . . .	60
3.21	Proceso de etiquetación del movimiento derecha . . . . .	61
3.22	Obtención del valor real y pronosticado . . . . .	62
3.23	Segmentos de repeticiones de un vídeo . . . . .	63
3.24	Fotografías durante la validación del modelo . . . . .	63
3.25	Criterios de aceptación de un modelo de detección de los pasos requeridos de un movimiento	71
3.26	Algoritmo clasificador de repetición de un movimiento válido . . . . .	74
3.27	Clasificación de repeticiones de movimiento válido o inválido en un vídeo de testeo . . . . .	75
3.28	Porcentajes de referencias válidos e inválidos . . . . .	77
4.1	Fotogramas de 6 sujetos del equipo de tenis de mesa . . . . .	84
4.2	Fotogramas de 7 sujetos del equipo de animación . . . . .	85
4.3	Fotogramas de 7 sujetos del equipo de taekwondo . . . . .	86
4.4	Diagrama de ishikawa sobre el fallo del seguimiento del esqueleto . . . . .	87
4.5	Regresión distancia versus tiempo, del equipo animación . . . . .	96
4.6	Regresión distancia versus tiempo del equipo de tenis de mesa . . . . .	96
4.7	Reconocimiento del movimiento derecha . . . . .	98
4.8	Reconocimiento del movimiento jumping jacks . . . . .	98
A.2.1	Formulario de registro de movimiento (blanco) . . . . .	119

A.2.2	Formulario de registro de rutina (blanco) . . . . .	119
A.3.3	Ejercicios de calentamientos 1 . . . . .	120
A.3.4	Ejercicios de calentamientos 2 . . . . .	121
A.3.5	Ejercicios de calentamientos 3 . . . . .	122

# Índice de tablas

1.1	Comparación de trabajos relacionados con el sensor Kinect . . . . .	7
1.2	Comparación de especificaciones entre cámaras de RGB-D . . . . .	15
2.1	Definiciones de variables dependientes . . . . .	31
2.2	Definiciones de variables Independientes . . . . .	32
3.1	Muestra del equipo de animadoras . . . . .	36
3.2	Muestra del equipo de tenis de mesa . . . . .	36
3.3	Muestra del equipo de taekwondo . . . . .	37
3.4	Validación cruzada, 3-fold de tenis de mesa . . . . .	68
3.5	Validación cruzada, 3-fold de animación . . . . .	69
3.6	Validación cruzada, 3-fold de taekwondo . . . . .	69
4.1	Distancias de profundidades recomendadas para el funcionamiento del seguimiento del esqueleto . . . . .	83
4.2	Etiquetación de fotogramas del equipo de tenis de mesa . . . . .	88
4.3	Etiquetación de fotogramas del equipo de animación . . . . .	89
4.4	Etiquetación de fotogramas del equipo de taekwondo . . . . .	89
4.5	Modelos y pruebas del equipo de Taekwondo . . . . .	90
4.6	Modelos y pruebas del equipo de tenis de mesa . . . . .	91
4.7	Modelos y pruebas del equipo de animación . . . . .	91
4.8	Cálculo de movimientos válidos e inválidos del equipo de animación . . . . .	92
4.9	Cálculo de movimientos válidos e inválidos del equipo de tenis de mesa . . . . .	92
4.10	Aceptación del modelo de clasificación del equipo de animación . . . . .	93
4.11	Aceptación del modelo de clasificación del equipo de tenis de mesa . . . . .	93
4.12	Interpretación del valor de recognition del paso dos de un jumping jack . . . . .	94
4.13	Interpretación del valor de recognition del paso uno de un saque derecha . . . . .	94
4.14	Cuadro comparativo entre un jumping jack y saque derecha . . . . .	95
4.15	Detalle de la rutina tabata del equipo de tenis de mesa . . . . .	100
4.16	Detalle de la rutina tabata del equipo de animación . . . . .	101
4.17	Comparación del algoritmo clasificador del equipo de tenis de mesa, entre el valor pronósticado (dado por el tiempo más largo de un saque derecha) y los resultados de los atletas de validación (usuarios que validaron el algoritmo en tiempo real) . . . . .	103

4.18 Comparación del algoritmo clasificador del equipo de animación, entre el valor pronosticado (dado por el tiempo más largo de un jumping jack) y los resultados de los atletas de validación (usuarios que validaron el algoritmo en tiempo real) . . . . .	103
A.4.1 Ejemplo de observaciones de datos de profundidades entre el usuario y el Kinect . . . . .	122
A.4.2 Ejemplo de observaciones de los errores del modelo . . . . .	122
A.4.3 Ejemplo de extracción de los datos de vídeo . . . . .	122
A.4.4 Ejemplo de clasificar repeticiones válidas o invalidas del movimiento jumping jacks en un vídeo de testeо . . . . .	123

## Índice de Gráficos

1.1 Ejemplo de una actividad física de sentadillas . . . . .	8
1.2 Ejemplo del entrenamiento tabata del movimiento, press con mancuerna . . . . .	13
4.1 Resultados del tabata del equipo de tenis de mesa . . . . .	100
4.2 Resultados del tabata del equipo de animación . . . . .	101

## Índice de fórmulas

3.1 Offset de etiquetas . . . . .	64
3.2 Asignación de etiquetas . . . . .	64
3.3 Valor de identificación de pasos . . . . .	64
3.4 Rango máximo de identificación de un paso . . . . .	64
3.5 Altura del usuario . . . . .	65
3.6 Cálculo de altura promedio . . . . .	65
3.7 Cálculo de desviación estándar de la altura . . . . .	65
3.8 Cálculo de la profundidad máxima . . . . .	65
3.9 Cálculo de la profundidad mínima . . . . .	66
3.10 Matriz de eventos del Kinect . . . . .	66
3.11 Cálculo del tiempo de la repetición . . . . .	66
3.12 Desplazamiento de una articulación . . . . .	66
3.13 Matriz de datos capturados durante una rutina . . . . .	68
3.14 Cálculo del error medio pronosticado . . . . .	69
3.15 Cálculo de la desviación media absoluta . . . . .	70

3.16 Cálculo de la raíz del error cuadrático medio . . . . .	70
3.17 EMP de la muestra total . . . . .	70
3.18 MAD de la muestra total . . . . .	70
3.19 RECM de la muestra total . . . . .	70
3.20 Intervalos de confianza de reconocimiento de un paso . . . . .	72
3.21 Valor de recognition . . . . .	72
3.22 Porcentajes del modelo de clasificador . . . . .	76
3.23 Cálculo de la duración de tiempo de una rutina . . . . .	78

# Índice de códigos

3.1 Pseudocódigo para obtener las repeticiones totales de una rutina . . . . .	78
3.2 Pseudocódigo para crear la gráfica de resistencia . . . . .	79
3.3 Pseudocódigo para obtener la potencia . . . . .	80
3.4 Pseudocódigo para obtener las velocidades de las rutinas . . . . .	81
A.5.1Json de metadata del movimiento . . . . .	123
A.5.2Json de extracción de datos de los vídeos . . . . .	124
A.5.3Json de resultados de tabata . . . . .	125



# Capítulo 1

## Introducción

La Organización Mundial de la Salud define la actividad física como cualquier movimiento producido por los músculos esqueléticos, así mismo esta definición se relaciona al momento de que una persona realiza un ejercicio deportivo, debido que realiza una actividad física, planificada, estructurada y repetitiva con el fin de objetivo de mejorar sus habilidades físicas, entre ellas se pueden mencionar, la coordinación, la cual consta en combinar los pasos para ejecutar un movimiento válido.

Por otra parte, la coordinación ha creado la modalidad de conteos de repeticiones de movimientos válidos, la cual se ha utilizado en actividades deportivas, entre ellas están el calentamiento previamente al entrenamiento, que consiste en realizar series de repeticiones de varios movimientos de calentamiento para preparar al cuerpo humano y evitar lesiones durante la rutina deportiva. De tal modo que es importante conocer como ejecutar un movimiento válido.

Partiendo de conteos de repeticiones de movimientos válidos, se ha creado este proyecto de ingeniería, la cual consta en aplicar el algoritmo de Random Forest Regression por medio del software Visual Gesture Builder, que permite detectar los pasos de un movimiento válido a través de la etiquetación de fotogramas de vídeos grabados por el sensor, Kinect V2.

Los videos consistirán en grabar repeticiones de un movimiento válido ejecutados por atletas de un equipo deportivo de la Universidad Rafael Landívar, en donde se centrará en tres movimientos válidos: La patada lateral del equipo de taekwondo, el saque derecha del equipo de tenis de mesa y finalmente el jumping jack del equipo de animación.

En cuanto al modelo de detección de los pasos de un movimiento válido, proporcionará un valor que representa la transición del movimiento llamado factor del movimiento, esta variable ayudará a comparar los valores de etiquetas y los factores de movimientos de cada fotograma de un vídeo de prueba, con la finalidad de determinar el error del modelo y posteriormente utilizarla en los criterios de aceptación del modelo.

Si el modelo es aprobado, se crearán rangos de confianzas para detectar cada paso del movimiento a partir de la etiqueta y el error de cada paso. Posteriormente, el proyecto brindará un algoritmo que clasifica un movimiento válido, si durante una repetición del movimiento, se detecta todos los pasos de manera ordenada.

En resumen, este proyecto aportará en el área deportiva, con la finalidad de que diferentes deportes implemente su modelo de clasificación de los movimientos válidos.

## **1.1. Lo escrito sobre el tema**

A continuación se presentará trabajos relacionados que han trabajado con el dispositivo Kinect, para la detección de los movimientos estáticos o dinámicos.

### **1.1.1. Sistema de detección y reconocimiento de la postura corporal basado en Kinect**

Pisharady y Saerbeck (2013) mencionan que alrededor del 66 % de la población mundial utiliza la comunicación no verbal, dicha comunicación está conformado por posturas corporales, gestos, expresiones faciales y movimientos corporales. Por lo tanto, los autores proponen un sistema para detectar expresiones estáticas (posiciones que no cambian durante un período de expresión).

Dicho sistema detecta y reconoce posturas corporales de una persona con la ayuda del sensor del Kinect, ya que le proporciona la posición de las articulaciones del cuerpo humano (e.g. mano, codo, hombro, rodilla) en un espacio vectorial definido por el sensor. Posteriormente, se calcula las características angulares respecto a dos vectores de articulaciones, por ejemplo, para encontrar la característica angular del codo derecho se utiliza los vectores de la mano derecha y hombro derecho.

Por otro lado, Pisharady y Saerbeck (2013) analizaron un total de 11 componentes angulares para entrenar una máquina de soporte vectorial (SVM) de núcleo polinómico, con la finalidad de detectar un total de 10 movimientos estáticos (e.g. pararse, agacharse, hablar por teléfono), así mismo, el entrenamiento consistió en tomar 6000 muestras de posturas de 6 personas diferentes (cada persona realizó 100 muestras por postura).

Finalmente, Pisharady y Saerbeck (2013) recolectaron un total de 5000 muestras positivas (correspondiente a los 10 movimientos estáticos). Como resultados obtuvieron una falla de pronóstico de 1.46 %, debido a que el sensor Kinect no podría rastrear correctamente el seguimiento del esqueleto.

### **1.1.2. Reconstrucción de posturas en tiempo real**

H. P. Shum, Ho, Jiang, y Takagi (2013) determinaron que el sensor Kinect tiene un problema con el reconocimiento de postura a la hora de interactuar con objetos externos (e.g. baloncesto, levantamiento pesas), por lo tanto, algunos datos del seguimiento del esqueleto son incorrectos, de tal manera que los autores proponen un método para medir la confiabilidad de datos al momento de detectar una postura.

Para determinar el nivel de confiabilidad de datos, H. P. Shum y cols. (2013) construyeron una base de datos de 21590 posturas estáticas, la cual mide los ángulos entre articulaciones. Esto permite extraer las 30 posturas que se asemeja al movimiento real (30 vecinos más cercanos). Posteriormente, localizan cada postura en un nuevo espacio vectorial (Espacio diferente al Kinect), seleccionando así la postura que tenga la menor distancia entre los puntos vectoriales.

Finalmente, H. P. Shum y cols. (2013) realizaron las pruebas a 27 personas, dichas pruebas consistían en hacer actividades con objetos externos (caja, silla, lápiz, pelota), analizando la parte superior (arriba de las caderas) e inferior de cada persona. Como resultados a estas pruebas, encontraron una diferencia de distancia de 9 a 13 cm entre la postura real y de referencia, determinando así un nivel de confiabilidad del de 80 % respecto a dos sistemas de detección de movimiento en tiempo real (H. P. Shum, Komura, y Takagi, 2011; H. Shum y Ho, 2012).

### **1.1.3. Detección de posturas a la hora de sentarse para prevenir el síndrome de los trabajadores de oficina usando el Kinect**

Paliyawan, Nukoolkit, y Mongkolnam (2014) estudiaron el síndrome del trabajador de oficina, la cual consiste en un grupo de síntomas que tiene los trabajadores por los hábitos no saludables (e.g. la postura a la hora de sentarse), provocando en la persona distintos dolores corporales.

Con relación a los riesgos de salud de una persona, Paliyawan y cols. (2014) investigaron que una de las causas de una enfermedad no transmisible es debido al tiempo prolongado de está sentado, sin realizar ninguna actividad física. Por lo tanto, los autores proponen un sistema que detecta las posturas a la hora que está trabajando en una oficina.

Para realizar dicho sistema, Paliyawan y cols. (2014) estudiaron las posturas de 28 personas, las cuales realizaron un total de 1326 posturas. De igual manera, cada postura contenía un total de 31 atributos (tiempo y posición de 10 articulaciones). Posteriormente, el sistema procesa los datos y encuentra la distancia euclíadiana entre los datos consecutivos, permitiendo normalizar las distancias máximas y mínimas por persona y en forma general (conjunto de personas analizadas).

Finalmente, el sistema detecta una buena o mala posición a partir de cuatro métodos de clasificación: árbol de decisión, red neuronal, clasificador bayesiano y 5 vecinos más cercanos. Por lo tanto, para seleccionar el mejor método, los autores realizaron una prueba a 10 personas, de tal manera que el mejor clasificador es de los vecinos más cercanos (KNN), debido a que tuvo una precisión de 98.83 %.

### **1.1.4. Comparación de los métodos de máquina de aprendizaje para el propósito de la detección de la caída humana**

Strémy y Peterková (2014) estudiaron sobre la caída en persona mayores, la cual determinaron que la caída es el accidente más peligroso y frecuente que puede sufrir un anciano debido a que las personas de tercera edad se caen al menos una vez al año y es la causa principal de muerte accidental en personas mayores de 65 años. Por lo tanto, los autores proponen un sistema que permite monitorear a los humanos y detectar posibles caídas.

En lo que se refiere a los datos del entrenamiento del sistema, los autores recolectaron un total de 450 actividades realizadas por 5 personas. Así mismo, clasificaron las actividades en tres movimientos estáticos: Parado, sentado y acostado. En cada movimiento estático, obtiene la posición de 20 articulaciones del cuerpo (e.g. mano, codo, hombro). Luego normalizan los datos a partir de la distancia desde el piso (recta entre las articulaciones del pie) a cada punto de articulación, con el fin objetivo de entrenar tres métodos de clasificación: máquina de soporte vectorial, clasificador bayesiano y árbol de decisión.

Para seleccionar el algoritmo clasificador, los autores realizaron 120 pruebas (40 pruebas por cada movimiento estático), en donde determinaron que el árbol de decisión es la mejor opción para ese proyecto debido a que tiene una exactitud de 93.3 % para detectar caídas.

### **1.1.5. Sistema de monitoreo de sueño usando el sensor Kinect**

Lee, Hong, y Ryu (2015) indican que hoy en día la vida humana está intensamente ocupada debido al constante trabajo y actividad, provocando en las personas el insomnio (perdida del sueño). Así mismo este problema es conocido por discapacidades de aprendizaje y procesos inefficientes de trabajo, por lo tanto los autores presentan un sistema que recopila el movimiento y la postura durante el sueño.

Para calcular el movimiento de sueño, los autores tomaron la posición de 19 articulaciones por cada medio segundo, posteriormente el sistema calcula la distancia euclíadiana respecto a la posición actual y anterior, luego suma todas las distancias de articulaciones para encontrar la distancia total y finalmente normaliza los datos, sumando todos los valores del movimiento respecto a una hora.

En relación en la detección de posturas, Lee y cols. (2015) separan el plano cartesiano en 6 cuadrantes, respecto a 3 líneas guías: Línea media (articulaciones del cuello y base de la columna vertebral), línea superior (línea perpendicular a la articulación superior de la columna vertebral) y la línea inferior (línea perpendicular a la articulación base de la columna vertebral). Posteriormente localizan el cuadrante de las articulaciones de las manos y rodillas respecto a su ubicación, con el fin de objetivo de detectar 5 posiciones de sueño.

Finalmente para realizar las pruebas del sistema, reunieron a 20 estudiantes en donde realizaron un monitoreo del sueño alrededor de 7 horas. La cual concluyeron que la pérdida del sueño influye en el movimiento debido a que algunos estudiantes durmieron mal, ya que permanecieron en constante movimiento (alrededor del 60 % del movimiento de sueño).

### **1.1.6. Entrenador personal virtual a través del sensor de Kinect**

Jin y cols. (2015) mencionan que el ejercicio es una de las actividades que se han practicado durante mucho tiempo, sin embargo se ha ignorado debido al alto costo y el tiempo que se requiere (e.g. ir al gimnasio), además las aplicaciones o productos deportivos solo proporcionan una guía deportiva y no existen una interacción con los atletas. Por lo tanto los autores proporcionan un entrenador virtual que brinda una guía de entrenamiento y una evaluación en tiempo real durante la actividad física de los usuarios.

La guía de entrenamiento consiste en una base de datos que identifica las acciones estáticas, cada acción es analizada como un modelo discreto de la aplicación, Visual Gesture Builder, posteriormente analizan la trayectoria respecto a dos movimientos estáticos, en donde calcula las distancias euclidianas en relación a la posición actual y anterior (fotograma capturado un segundo antes) por cada articulación del cuerpo.

Posteriormente realizan una evaluación de tiempo real por medio del puntaje de salud, dicho puntaje consiste en asignar un peso y calcular la distancia de cada articulación del cuerpo con relación a la posición real y la posición guía (movimiento estático).

Finalmente para entrenar el sistema, Jin y cols. (2015) recopilan videos por cada movimiento de análisis, recolectando una muestra de movimientos realizados por un profesional o atleta.

### **1.1.7. Una comparación entre las técnicas heurísticas y de aprendizaje automático en la detección de caídas con Kinect v2**

En la comparación entre las técnicas heurísticas y de aprendizaje automático en la detección de caídas con Kinect v2 (Amini, Banitsas, y Cosmas, 2016), se comparan 2 métodos para detectar la posición, velocidad y aceleración de un usuario al momento de que un usuario sufre de una caída.

Según Amini y cols. (2016) determinan que el primer método se basa en la heurística que aprovecha la funcionalidad del seguimiento del esqueleto, la cual consiste en analizar la distancia entre la articulación de la cabeza y el suelo (recta respecto a las articulaciones de los pies), mientras que el segundo método consiste en una máquina de aprendizaje, usando la funcionalidad visual y constructor de gestos (Visual Gesture Builder del sensor Kinect), la cual analiza el escenario y le asigna un color a las posibles fallas de caídas.

Así mismo, Amini y cols. (2016) mencionan que para el primer método, los datos se fueron determinando a partir de la ecuación escalar de un plano, mientras que en el segundo método, se utilizó el algoritmo AdaBoostTrigger (modelo discreto de Visual Gesture Builder).

Finalmente, Amini y cols. (2016) realizaron una prueba con 11 personas, la cual concluyeron que para el primer método detectaba un 95.42 % de las caídas, mientras que para el segundo método fue de 88.33 %, por lo tanto seleccionaron el primer modelo.

### **1.1.8. Sistema de detección de posiciones de un humano en tiempo real**

En la publicación del aprendizaje automático para la clasificación de poses en tiempo real utilizando los datos del esqueleto de Kinect (Choubik y Mahmoudi, 2016), muestra el desarrollo de un sistema que reconoce 18 posiciones distintas del ser humano.

Para construir el sistema, Choubik y Mahmoudi (2016) comparan cuatro modelos matemáticos: El primer modelo consistía en una máquina de soporte vectorial que consiste en encontrar un margen óptimo dentro del espacio vectorial, con la finalidad de separar correctamente los datos. Dicho modelo se compara tres funciones del kernel: Lineal, polinomial y de base radial (RBF). Así mismo, el segundo modelo matemático era una red neuronal de dos funciones distintas: sigmoide y gaussiana. De igual manera, el tercer modelo consiste en implementar el modelo K vecinos próximos, que determina la distancia de cada punto vectorial con su respectiva etiqueta y se ajusta un valor K (según el entrenamiento de datos). Y finalmente el cuarto modelo consistía en un clasificador bayesiano la cual pronostica la posición dado el punto vectorial.

Igualmente, Choubik y Mahmoudi (2016) entrenaron el sistema con 1800 datos, por cada dato se determinó 20 distancias relativa entre dos puntos de articulación (e.g. la altura entre codo derecho y hombro derecho).

Como resultados de las pruebas, Choubik y Mahmoudi (2016) seleccionaron el algoritmo de la máquina de soporte vectorial lineal, debido a que tiene una mayor precisión (99.05 %) a comparado con los otros algoritmos.

### **1.1.9. Sistema que detecta pasos de bailes K-Pop**

En la clasificación de los movimientos de baile K-Pop basados en la información del esqueleto obtenida por un sensor Kinect (Kim, Kim, y Kwak, 2017), reconoce un total de 800 movimientos de bailes.

Así mismo, el sistema identifica los 6 principales ángulos de movimiento del cuerpo (componente principal para el análisis), posteriormente determina la matriz de covarianza, la cual determina el valor de variación respecto a cada componente de análisis, esto permite obtener un análisis discriminante lineal (qué tan dispersos se encuentran los valores).

Luego ingresa los datos de dispersión para entrenar una máquina de aprendizaje extremo (ELM), y obtener una mayor exactitud en las respuestas en tiempo real.

Finalmente, Kim y cols. (2017) recolectaron un total de 1656 datos de entrenamiento por cada movimiento de baile, dichos datos fueron utilizados para entrenar tres modelos matemáticos: el primer modelo consistía en un modelo de vecinos más cercanos, la cual reconocía entre 88 % a 92 % de los pasos de bailes. El segundo modelo consistía en una máquina de soporte vectorial, la cual detectaba entre 62 % a 84 % de los pasos de bailes y finalmente el tercer modelo consistía en una máquina de aprendizaje extremo, la cual reconocía entre 75 % a 95 % de los pasos de bailes.

Por lo cual, Kim y cols. (2017) seleccionaron el modelo de máquina de soporte vectorial, debido a que el modelo reconoce un porcentaje mayor de pasos de bailes, así mismo indican que el éxito de reconocimiento de bailes es debido la extracción principal de componentes de datos (ángulos del cuerpo), la reducción de los datos y finalmente el diseño clasificador.

### **1.1.10. Comparación de trabajos relacionados**

Tal como se muestra en la tabla de comparación de trabajos relacionados, el sensor Kinect se ha utilizado para controlar algunos problemas de salud, a partir de distintos métodos de clasificación, entrenados por movimientos estáticos. (e.g. árboles de decisiones, KNN, Adaptive Boosting). Por lo tanto para el presente proyecto, el movimiento fluido es analizado por varios movimientos estáticos (pasos del movimiento), la cual se etiqueta con un valor decimal establecido por el modelo bosques de regresiones aleatorios de Visual Gesture Builder, de modo que se obtenga un factor de movimiento (valor numérico que representa la transición que tiene el movimiento). Así mismo se utiliza este modelo de clasificación debido a que toma en consideración distintas variables del movimiento cinemático (e.g. Posición, velocidad, desplazamiento, ángulos del movimiento, fuerza, torque muscular), que son capturados por medio de vídeos de rutinas deportivas (atletas que realizan series de repeticiones del movimiento).

Igualmente los trabajos relacionados tiene en común el proceso de la recolección de los datos, debido a que seleccionan articulaciones de estudio, lo cual para el presente proyecto se elige la articulación de análisis, cuya función es medir la distancia de profundidad adecuada para ejecutar correctamente el seguimiento del esqueleto, además del conjunto de articulaciones que interviene para realizar un movimiento.

Por otro lado, este trabajo de investigación es distinto a los otros trabajos relacionados, debido a que es un proyecto que se enfoca a verificar si una persona está moviéndose para satisfacer la actividad física necesaria, por medio de repeticiones de un movimiento deportivo (e.g. saltos, patadas, sentadillas), con la ayuda de las librerías del sensor Kinect y herramientas complementarias que permiten crear modelos de detección de movimientos (e.g. Kinect studio, Visual Gesture Builder).

Tabla 1.1: Comparación de trabajos relacionados con el sensor Kinect

Trabajo	Año	Enfoque	Objetivo	Método de clasificación	Cantidad de datos
Sistema de detección y reconocimiento de la postura corporal basado en Kinect	2013	Social	Reconocimiento de comunicación no verbal	SVM: Lineal	600 por movimiento
Reconstrucción de posturas en tiempo real	2013	Tecnología	Reconocimiento de posturas con objetos externos.	30 vecinos más cercanos	3600 por movimiento
Detección de posturas a la hora de sentarse para prevenir el síndrome de los trabajadores de oficina usando el Kinect	2014	Salud	Prevención del síndrome de los trabajadores de oficina	5 vecinos más cercanos	1323 posturas
Comparación de los métodos de máquina de aprendizaje para el propósito de la detección de la caída humana	2014	Salud	Detección de caídas de persona de tercera edad	Adaptive Boosting	450 posturas
Sistema de monitoreo de sueño usando el sensor Kinect	2015	Salud	Monitoreo de posiciones y movimientos del sueño	Clasificación estática	8 horas por persona
Entrenador personal virtual a través del sensor de Kinect	2015	Deporte	Evaluación y guía deportiva	Adaptive Boosting	3 Movimientos dinámicos
Una comparación entre las técnicas heurísticas y de aprendizaje automático en la detección de caídas con Kinect v2	2016	Salud	Detección de caídas con objetos externos	Árboles de decisiones	29 minutos de vídeo
Sistema de detección de posiciones de un humano en tiempo real	2016	Tecnología	Mejora en las posiciones estáticas de una persona	SVM: Lineal	1800 movimientos
Sistema que detecta pasos de bailes K-Pop	2017	Deporte	Detección de movimientos de bailes	Máquina de aprendizaje extremo	1656 por baile

Fuente: Propia

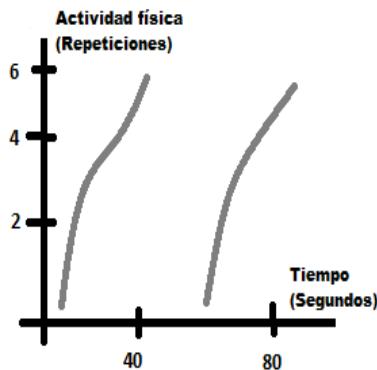
## 1.2. Marco teórico

### 1.2.1. Actividad física

La Organización Mundial de la Salud (de la Salud, 2019) define actividad física como cualquier movimiento corporal producido por los músculos esqueléticos que exijan gastos de energías. Así mismo esta organización lista algunas variables de estudios que se deben considerar al momento de realizar cualquier tipo de actividad física:

- **Duración:** Tiempo máximo que debe realizar la actividad física.
- **Frecuencia (repeticiones):** Número de veces que se realiza un ejercicio o actividad.
- **Ciclos (serie):** Cantidad de repeticiones en un lapso de tiempo continuo.
- **Volumen:** Cantidad total de repeticiones durante el tiempo de la actividad física.

Gráfico 1.1: Ejemplo de una actividad física de sentadillas



Fuente: Propia

Pongamos el caso de que un atleta realiza unas cantidades de repeticiones de sentadillas (actividad física) durante 80 segundos (duración) y un entrenador le está midiendo el tiempo acumulado por cada repetición que realiza el atleta a lo largo de dos series de 40 segundos de trabajo (ciclos). Al finalizar con la rutina, el entrenador realiza la gráfica 1.1, en donde muestra que en promedio realiza 6 sentadillas por serie (frecuencia), realizando un total de 12 sentadillas (volumen).

Dado el ejemplo, es importante conocer que la actividad física se realiza con la ayuda del sistema muscular, debido a que los músculos se pueden contraer para producir el movimiento de una persona (caminar, correr, nadar).

### 1.2.2. Sistema muscular

De acuerdo al libro de fisiología y anatomía (Marieb, 2008), los músculos se clasifican dependiendo de la ubicación en el cuerpo humano, entre ellos se encuentran los músculos que están unidos al esqueleto humano, la cual son sometidos al control de la persona (músculos voluntarios). Por lo tanto, la investigación se centra en el estudio de los músculos esqueléticos, ya que son los músculos responsables en la producción del movimiento, mantenimiento de la postura y estabilización de las articulaciones (Marieb, 2008, p. 4).

### 1.2.2.1. Contracción de un músculo esquelético en su conjunto

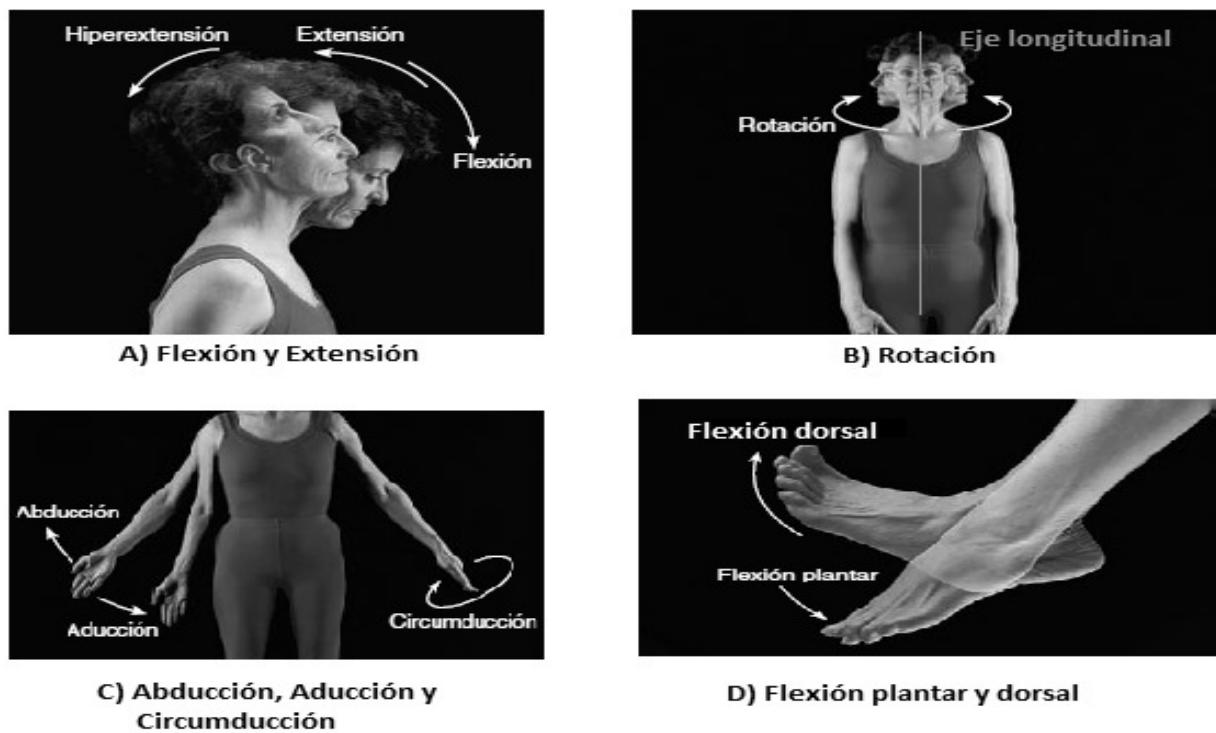
Durante la contracción muscular esquelética, se libera una molécula orgánica (nucleótido) llamada, adenosin trifosfato (ATP), este nucleótido es el principal donador de energía en los sistemas biológicos (Galindo y Flores, 2006), por lo tanto se considera como una fuente de energía que se puede usar directamente para alimentar la actividad muscular en tres formas distintas: (Marieb, 2008, p. 195):

1. **Fosforilación directa:** Se genera grandes cantidades de moléculas de energía al momento de realizar una actividad intensa. (e.g. correr).
2. **Respiración aeróbica:** Se genera una cantidad mínima de moléculas de energía al momento de que los músculos se encuentran en estado reposo o se realizan un ejercicio leve (e.g. caminar).
3. **Glucólisis anaeróbico y formación de ácido láctico:** Se genera la demanda necesaria de moléculas de energía al momento de que los músculos se encuentran en una actividad moderada (e.g. trotar).

Por otra parte, las producciones de energía están presente al momento de realizar los siguientes movimientos corporales (Marieb, 2008, p. 199):

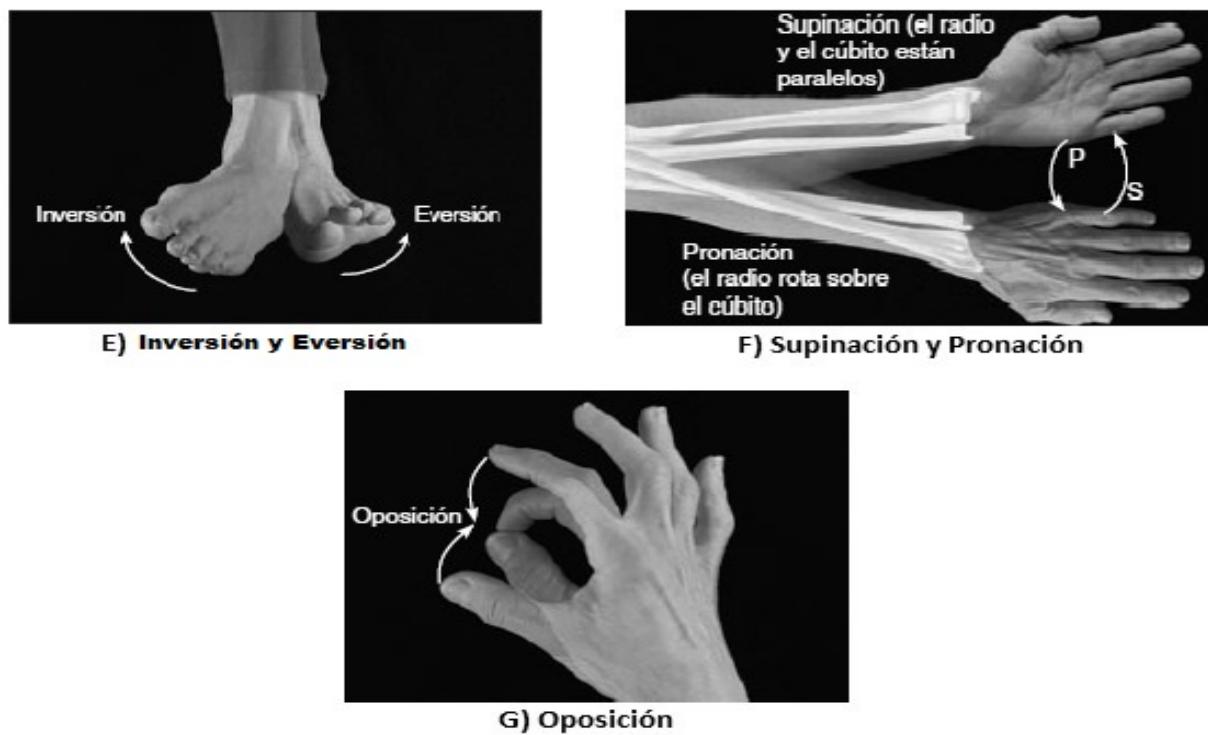
- **Flexión:** Reduce el ángulo de la articulación, permitiendo acercar dos huesos entre sí (figura 1.1.A).
- **Extensión:** Aumenta el ángulo de la articulación, permitiendo alejar dos huesos entre sí (figura 1.1.A).
- **Rotación:** Es el movimiento de un hueso alrededor de un eje que parte la simetría del cuerpo, llamado eje longitudinal (figura 1.1.B).
- **Abducción:** Consiste en mover una extremidad hacia fuera (figura 1.1.C).
- **Aducción:** Consiste en mover una extremidad hacia dentro (figura 1.1.C).
- **Circunducción:** Consiste en una combinación de movimientos de flexión, extensión, abducción y aducción, la cual permite mover una extremidad alrededor de todos los ejes, creando así movimientos circulares (figura 1.1.C).
- **Flexión dorsal y flexión plantar:** Se le domina flexión dorsal cuándo se flexiona el pie sobre los talones mientras que la flexión plantar es lo opuesto al dorsal, debido que se flexiona el pie a partir de las puntas de los dedos. (figura 1.1.D).
- **Inversión y eversión:** El movimiento inversión del pie consiste en mostrar la palma del pie al lado opuesto (e.g. la inversión del pie derecho conlleva mostrar la planta del pie derecho al lado izquierdo), mientras la eversión se muestra la palma del pie en lado correspondiente (figura 1.2.E).
- **Supinación y pronación:** Movimiento de rotación del radio y cúbito (huesos correspondiente al antebrazo), en donde la supinación consiste en mostrar la palma de la mano al lado opuesto (e.g. la supinación de la mano derecha conlleva mostrar la planta de la mano derecha al lado izquierdo), mientras la pronación se muestra la palma de la mano en lado correspondiente (figura 1.2.F).
- **Oposición:** Movimiento de los dedos de las manos, la cual permiten que el dedo gordo permita tocar las puntas de los otros dedos de la misma mano (figura 1.2.G).

Figura 1.1: Movimientos corporales de los músculos esqueléticos



Fuente: Marieb (2008, p. 200)

Figura 1.2: Continuación de movimientos corporales de los músculos esqueléticos



Fuente: Marieb (2008, p. 200)

Finalmente, los movimientos corporales de los músculos esqueléticos se pueden aplicar al área deportiva al momento de realizar un movimiento deportivo.

### 1.2.3. Movimiento deportivo

De acuerdo a una guía de entrenamientos para distintos ejercicios (CrossFit, 2019), el movimiento deportivo busca utilizar todas las extremidades del cuerpo humano de manera eficiente y natural.

Por otra parte el estudio de posturas y deporte (Pomés, 2008), menciona que cada profesional deportivo ayuda al atleta a aprender correctamente el gesto deportivo para prevenir lesiones en el cuerpo y además de tener un movimiento deportivo correcto a partir de las posiciones correctas de los pasos de un movimiento.

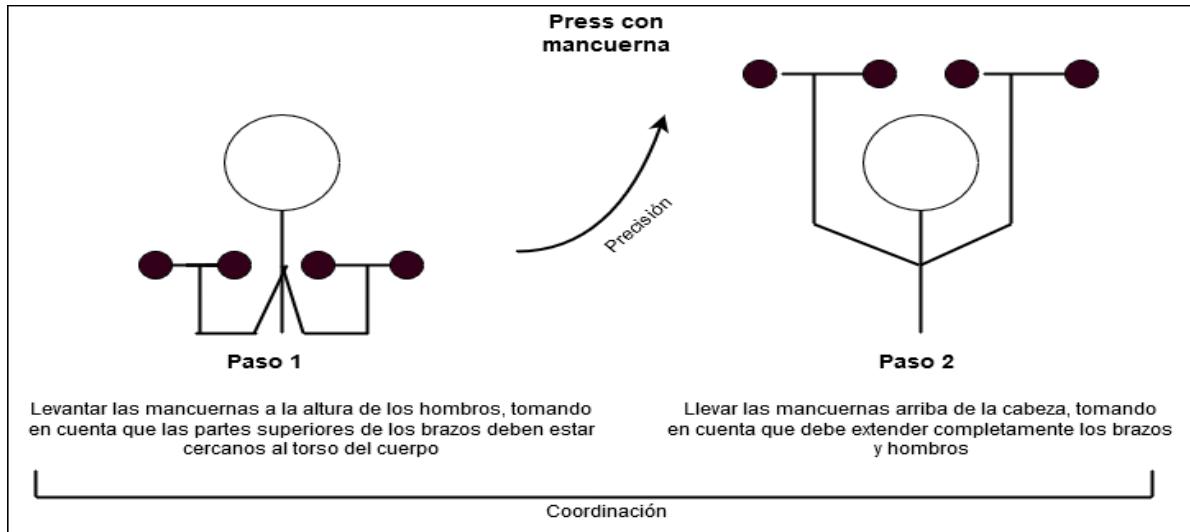
En cuanto a la ejecución de un movimiento deportivo, es importante realizar el calentamiento previamente, la cual consta en realizar movimientos corporales (flexiones, rotaciones, extensiones), con el fin de objetivo de preparar el cuerpo para rendir al máximo y prevenir futuras lesiones (Sancho, 2019).

Además el movimiento deportivo lo ha utilizado médicos, entrenadores, deportistas y otros profesionales, con la finalidad de realizar distintos estudios, un ejemplo claro son los doctores Bruce Evans y Jim Cawley, fundadores del entrenamiento con una pelota medicinal (Medicine ball, 2019), la cual propusieron analizar al atleta por las siguientes habilidades físicas:

- **Resistencia cardiovascular o respiratoria:** Capacidad que tiene el cuerpo humano de procesar y entregar oxígeno.
- **Resistencia muscular:** Procesamiento y almacenamiento de energía en el cuerpo humano.
- **Fuerza:** Unidad muscular para mover una carga.
- **Flexibilidad:** Rango del movimiento muscular.
- **Velocidad:** Tiempo de un ciclo de un movimiento.
- **Coordinación:** Habilidad de combinar varios pasos de un movimiento.
- **Agilidad:** Tiempo de transición entre dos pasos de un movimiento.
- **Balance:** Centro de apoyo para realizar el movimiento.
- **Precisión:** Dirección recomendada para realizar los pasos de un movimiento.

Al mismo tiempo, las habilidades físicas se pueden analizar para cualquier tipo de movimiento, como por ejemplo, press con mancuerna, la cual consta en levantar un peso por arriba de la cabeza:

Figura 1.3: Análisis de habilidades físicas del movimiento: Press con mancuerna



**Fuente:** Propia

En la figura de análisis de habilidades físicas del movimiento: Press con mancuerna, se muestra los pasos requeridos para realizar el movimiento (coordinación), y al mismo tiempo se dibuja una flecha guía que muestra la dirección recomendada para ejecutar las transiciones de los pasos 1 al 2 (precisión), cabe resaltar que las restantes habilidades físicas se pueden analizar a partir de entrenamientos por intervalos controlados.

#### 1.2.3.1. Entrenamientos por intervalos controlados

Según la Real Academia Española define rutina como una costumbre o hábito adquirido por la práctica, por otro lado la definición en el área deportiva es muy similar, ya que en una rutina deportiva se centra en mejorar las habilidades físicas del atleta (CrossFit, 2019) a partir de intervalos de movimientos, tomando en cuenta las capacidades físicas de la persona para realizar ejercicios de alta intensidad llamados, entrenamientos por intervalos de alta intensidad (HIIT).

Por otro lado, los investigadores Cofré-Bolados, Zafra-Santos, Sanchez-Aguilera, y Espinoza-Salinas (2016), realizaron un artículo científico del entrenamiento de alta intensidad, en ella describe que estos entrenamientos son desarrollados por los entrenadores debido que conocen las habilidades físicas de sus atletas, un ejemplo claro son los entrenadores olímpicos estadounidenses, Lawson Robertson y Dean Cronwell, que efectuaron entrenamientos divididos en tramos de alta velocidad y otros tramos para obtener la recuperación de sus atletas durante las juegos olímpicos de 1928. Así mismo en los años 1910 a 1912, el entrenador, Lauri Pihkala, desarrolló un sistema finlandés de entrenamiento, la cual constaba en que un atleta realizaba hasta 5 repeticiones de un movimiento y en cada repetición recorría una distancia de 200 metros con tiempos de descanso.

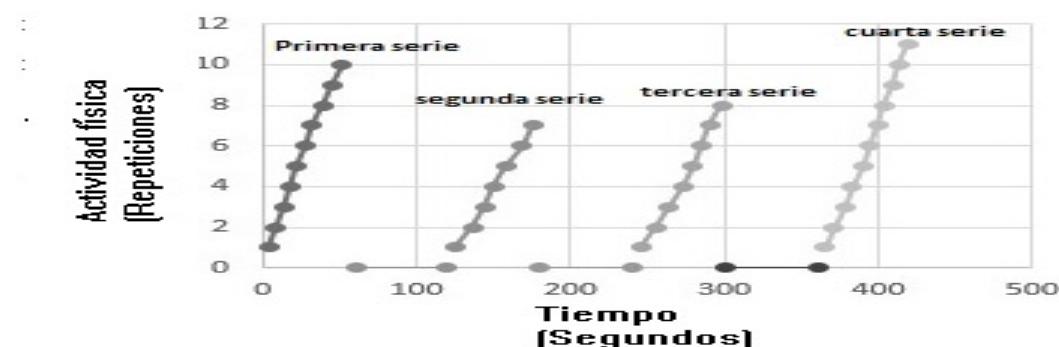
Por lo tanto se puede concluir que los entrenamientos por intervalos se pueden realizar de distinta forma para buscar la intensidad del atleta, entre ellos se pueden encontrar (de Diego Moreno, 2014):

- **Por tiempo:** Entrenamiento donde el atleta debe realizar las repeticiones que le sea posible hacer en el tiempo asignado (e.g. durante 2 minutos hacer sentadillas).
- **Por repeticiones:** Entrenamiento donde el atleta debe realizar las repeticiones asignadas (e.g. realizar un total de 50 sentadillas).

- **Tabata:** Entrenamiento que consta de tiempos de trabajos y de descansos, la cual el atleta debe realizar la cantidad de repeticiones que es posible hacer durante el tiempo de trabajo y posteriormente debe recuperarse durante un tiempo corto de descanso (e.g. tabata de sentadillas durante 1 minuto con tiempo de descanso de 20 segundos).

Estas rutinas permiten trabajar las habilidades físicas del atleta durante un período corto, además de controlar y medir distintas variables deportivas, como las repeticiones de un movimiento deportivo (Hennig, 2019), tal como se observa en el ejemplo del entrenamiento tabata del movimiento, press con mancuerna:

Gráfico 1.2: Ejemplo del entrenamiento tabata del movimiento, press con mancuerna



Fuente: Propia

Pongamos el caso que un entrenador le programa a su atleta un tabata de 60 segundos de trabajo y de descanso, durante 4 series del movimiento, press con mancuerna, así mismo a lo largo de las series de trabajo, el entrenador contabiliza las repeticiones del movimiento del atleta y al finalizar la rutina, realiza la gráfica 1.2, la cual se puede concluir que el atleta puede realizar un máximo de 11 repeticiones del movimiento en un lapso de un minuto (velocidad por serie) y en promedio tarda 6 segundos en realizar un press con mancuerna (velocidad por repetición). Finalmente se puede ver la resistencia muscular, debido que durante la primera y cuarta serie, la persona procesa un alto consumo de energía ya que realiza una mayor cantidad de repeticiones por minuto, en comparación con las series intermedias.

#### 1.2.4. Cámara con sensor de profundidad

De acuerdo con Carfagni y cols. (2017) y su estudio enfocado en el rendimiento de la cámara Intel SR300, las principales funciones de las cámaras con sensor de profundidad (RGB-D cameras) son la adquisición y procesamientos de datos en tercera dimensión (3D), utilizándose tanto en el sector industrial como académico (e.g. reconocimiento de posiciones, gestos y objetos).

Por otro lado los autores, Henry, Krainin, Herbst, Ren, y Fox (2012), investigaron las variables necesarias para realizar un mapeo del ambiente (RGB-D mapping), siendo analizadas por medio de píxeles de información de imágenes a color y de profundidad, tal como se muestra en la figura 1.4:

Figura 1.4: Captura de datos de una cámara con sensor de profundidad



**Fuente:** Propia

La figura 1.4, fue capturada por el dispositivo Kinect de XBox One, a una velocidad de 28 fotogramas por segundo (FPS), por otro lado en la figura de la izquierda se tiene una vista a escalas de grises, mientras que del lado derecho se tiene una vista de datos de profundidad, por lo tanto en ambas imágenes se pueden capturar distintas variables de análisis (e.g. distancia, seguimiento y color de objetos).

#### 1.2.4.1. Dispositivos en el mercado

A continuación se presentará una lista de cámaras con sensor de profundidad, que se encuentran en el mercado hoy en día:

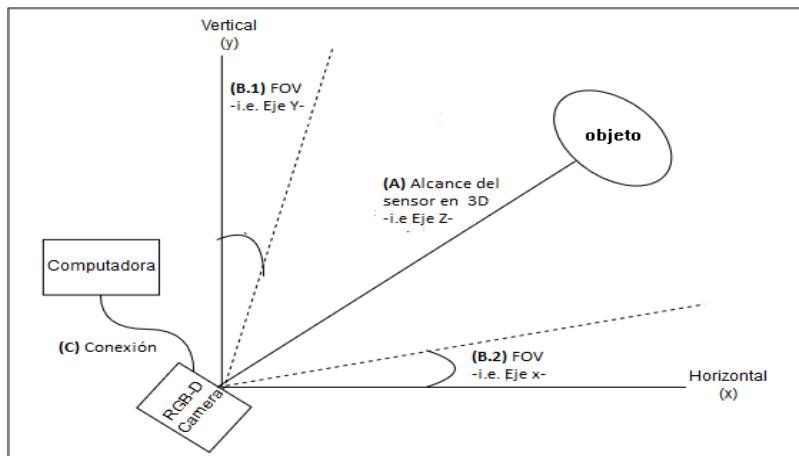
- **ASUS XtionPro Live:** La corporación, Asustek Computer (Asus, 2019), desarrolló una cámara con sensor de profundidad e infrarrojo, que permite detectar profundidad adaptativa, imagen a color y flujo de audio.
- **Structure Sensor:** La empresa, Occipital Inc (Occipital, 2019), implementó un sensor de estructura, que permite escanear las personas, los espacios y los objetos en 3D.
- **Intel RealSense cameras:** La empresa Intel (2019), desarrolló un producto de cámaras que permite detectar una alta velocidad de fotogramas, color de calidad y una resolución de profundidad. De igual manera las cámaras de Intel se han utilizado en soluciones innovadoras (e.g. robótica, drones, realidad virtual).
- **Microsoft Kinect:** De acuerdo con el autor Zhang (2012) y su análisis de los componentes del Kinect, se conforma por un sensor de profundidad, una cámara a color y una matriz de micrófonos que permite capturar movimientos, reconocer características faciales, construir un modelo del cuerpo en 3D y reconocer sonidos.

Como se observa en el listado, todas las cámaras con RGB-D tienen características similares que permite detectar elementos en el ambiente, sin embargo a la hora de escoger una cámara se debe tomar en cuenta las siguientes especificaciones (Zhang, 2012):

- **Alcance del sensor 3D:** Distancia de profundidad máxima que puede detectar un objeto (Figura 1.5.A).

- **Campo de visión:** Ángulo máximo de visión respecto al eje horizontal (H, figura 1.5.B.1), y al eje vertical (V, figura 1.5.B.2).
- **Resolución de la imagen:** Cantidad de detalle que puede observarse en las imágenes de infrarrojo o de color (e.g. figura 1.4).
- **Conexión:** Canal de comunicación entre la cámara y el dispositivo electrónico (figura 1.5.C).

Figura 1.5: Especificaciones de una cámara con RGB-D



**Fuente:** Propia

A continuación se presentará una comparación de las especificaciones entre las cámaras de RGB-D, mencionadas anteriormente:

Tabla 1.2: Comparación de especificaciones entre cámaras de RGB-D

Características	ASUS XtionPro Live	Structure Sensor	Intel RealSense SR300	Microsoft Kinect Live	Microsoft Kinect v2
<b>Alcance del sensor 3D</b>	0.8 a 3.5 m	0.4 a 3.5m	0.2 a 1.5m	1.8 a 3.5m	1.3 a 3.5m
<b>3D Resolución</b>	640x480 30fps	640x480 30fps	640x480 60fps	320x240 30fps	512x424 30fps
<b>RGB Resolución</b>	1280x1024 30fps	640x480 30fps	1920x1080 30fps	640x480 30fps	1920x1080 30fps
<b>FOV</b>	58°H, 45°V	58°H, 45°V	73°H, 59°V	57°H, 43°V	70°H, 60°V
<b>Conexión</b>	USB 2.0	USB 2.0	USB 3.0	USB 2.0	USB 3.0

**Fuente:** Desarrollo de una aplicación interactiva con Intel RealSense (MOLERO FERNÁNDEZ-CALVILLO, 2018) y la evaluación de la precisión de resolución espacial del sistema de seguimiento facial para Kinect para windows v1 y v2 (Amon, Fuhrmann, y Graf, 2014)

En la tabla 1.2, se puede determinar que las cámaras: Intel RealSense SR300 y Microsoft Kinect V2, destacan de las demás cámaras, debido que tienen una mayor resolución del sensor RGB y un campo

de visión más amplio, por lo cual para el presente proyecto se seleccionará la cámara Microsoft Kinect V2, debido que satisface todos los requisitos del proyecto (e.g. seguimiento del esqueleto, campo visión aceptable y resolución de imagen aceptable), además de ser un producto de fácil adquisición en la ciudad de Guatemala.

#### 1.2.4.2. Microsoft Kinect V2

En la guía de programación de Kinect para Windows SDK (Jana, 2012), da a conocer características del sensor Kinect, entre ellas se pueden mencionar que el sensor Kinect se desarrolló para la consola de videojuegos, Xbox 360, además proporcionan una interfaz de usuario natural (NUI) (tecnología con control de manos libres), que permite interactuar con el dispositivo a partir de movimientos, gestos y sonidos.

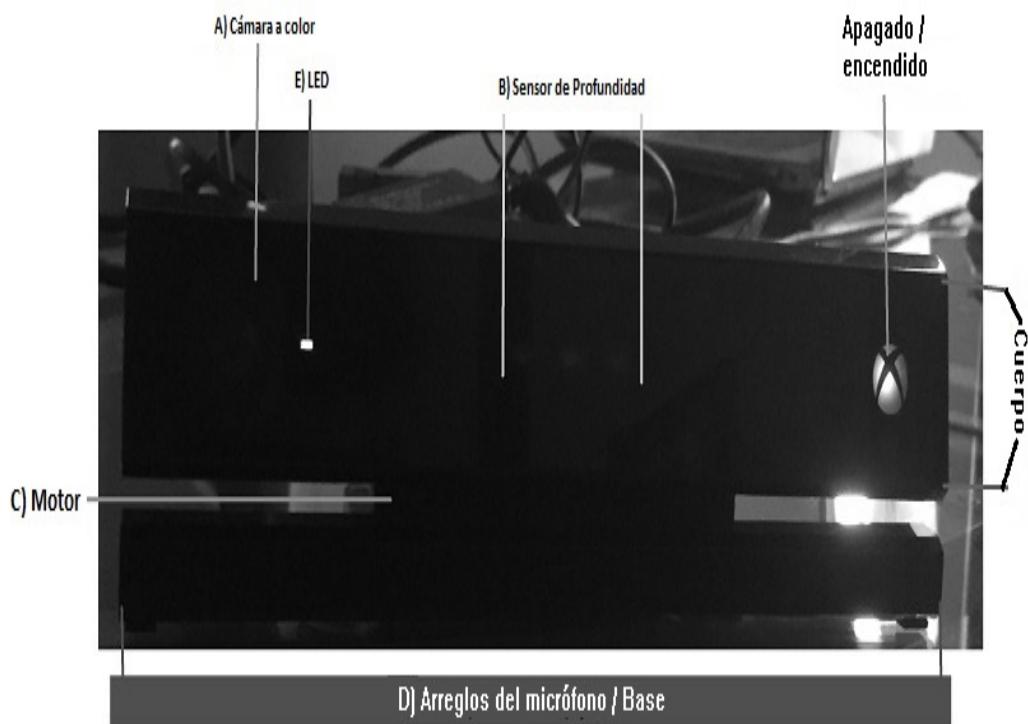
Por otra parte Jana (2012) describe el kit de desarrollo de software (SDK) del Kinect, desarrollado para distintos lenguajes de programación (C++, c#, python), siendo necesario conocer la arquitectura del Kinect para su uso e implementación.

#### A. Componentes

Jana (2012) menciona los principales componentes del sensor Kinect:

- **Cámara a color:** Permite capturar y transmitir los datos de vídeo en color (Figura 1.6.A).
- **Sensor de profundidad:** Este sensor está conformado por un emisor de infrarrojo, que se encarga de escanear el ambiente constantemente y convertirlo en información a partir del sensor de profundidad infrarroja (Figura 1.6.B).
- **Motor:** Rota la imagen en tiempo real (Figura 1.6.C).
- **Matriz de micrófonos:** Captura e identifica la dirección del sonido en el ambiente (Figura 1.6.D).
- **Diodo de emisor de luz (LED) de controladores:** Identifica si los controladores del Kinect (Seguimiento de objeto, RGB o sonido) están funcionando correctamente (Figura 1.6.E).

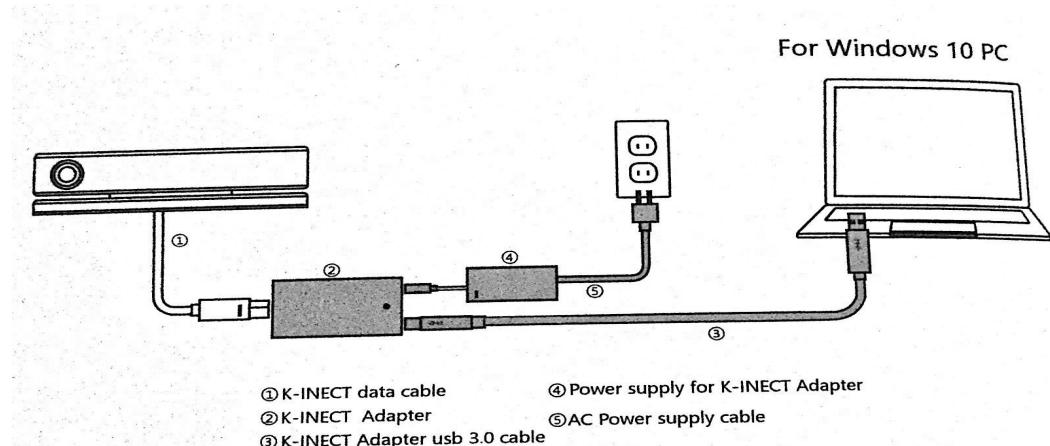
Figura 1.6: Componentes del Kinect V2



Fuente: Propia

## B. Conexión a la computadora

Figura 1.7: Adaptador del Kinect V2



Fuente: “Manual de usuario del adaptador K-inect” (2019)

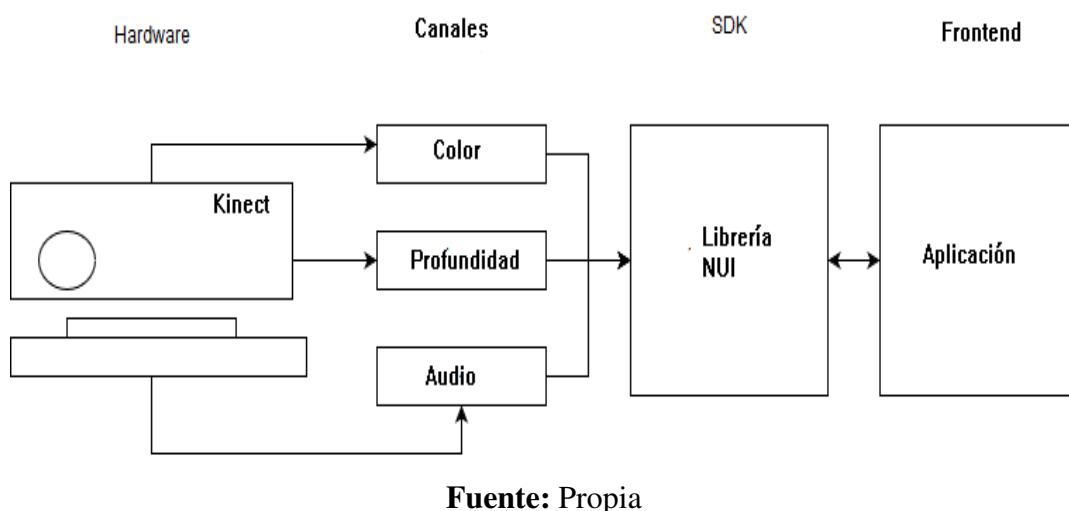
Tal como se observa en la figura 1.7, el cable de conexión está conformado por 5 partes: (1) el cable de datos del Kinect que se encarga de recibir los datos de entradas y salidas del sensor, así mismo esta (2) el adaptador del Kinect, que permite administrar los datos de entradas y salidas de la computadora y el

sensor, a partir del (3) cable de USB 3. Igualmente el adaptador funciona con un voltaje de 12 voltios y una corriente de 3 amperios que son administrado de una (4-5) fuente de alimentación que regula una entrada de 100 a 240 voltios y una corriente de 1.6 amperios.

### C. Kit de desarrollo de Software (SDK)

Para el presente proyecto se utilizará el SDK de la empresa Microsoft (2014b), este SDK permite crear aplicaciones de reconocimientos de gestos y de voz con el sensor Kinect. Cabe destacar que para realizar estas aplicaciones, es necesario entender la interacción del software y del hardware:

Figura 1.8: Interacción del software y hardware

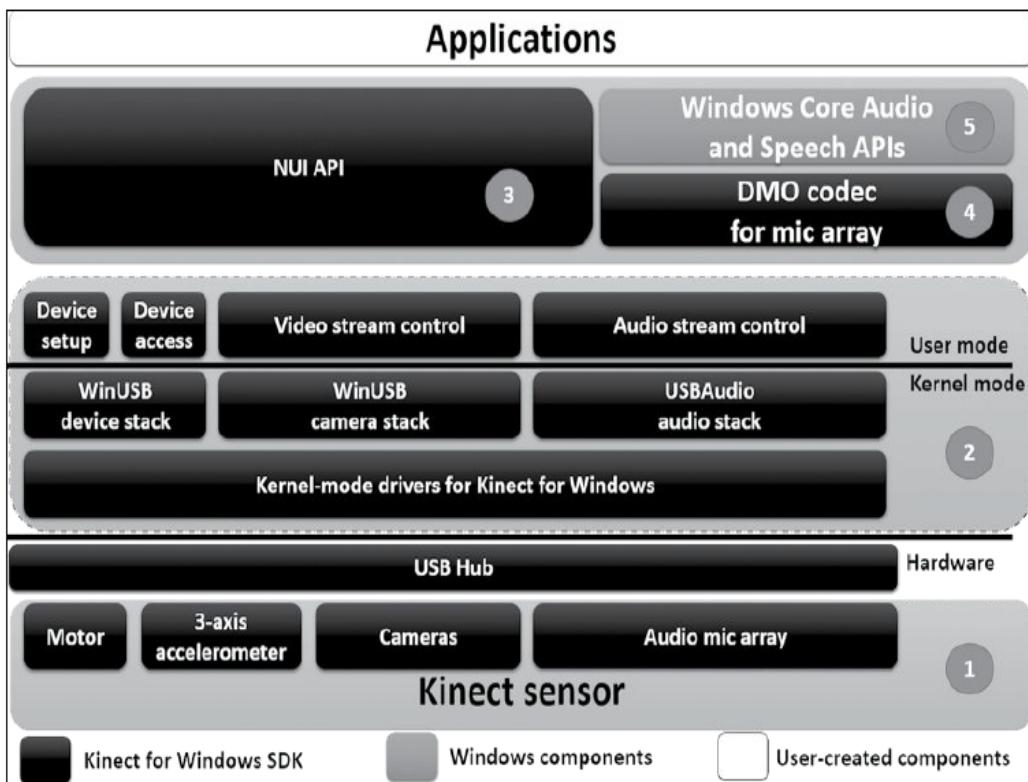


En la figura 1.8, se puede observar que el sensor Kinect maneja 3 transmisiones de datos de salidas:

- **Datos de la imagen a color:** Según el estudio de los códigos de fuentes del SDK del Kinect (Hernández Toala y Herrera Rodríguez, 2013), mencionan que los datos de imagen a color trabajan con un nivel de calidad que determina la velocidad en que los datos son transferidos (fotogramas por segundos), por otro lado permiten conocer el formato en que está enviando dicha información: RGB (mapa de bits a color de 32 bits) o YUV (mapa de bits a color de 16 bits con corrección de transparencia de imagen).
- **Datos de cámara de profundidad:** Hernández Toala y Herrera Rodríguez (2013), explican que el sensor de profundidad almacena una escala de grises de todo el campo visible en un conjunto de píxeles que representan una distancia de cercanía con la cámara (base, altura y profundidad), también la información es almacenada en 2 bytes, la cual un byte corresponde al emisor de IR y el otro byte corresponde al sensor de profundidad IR.
- **Datos del sonido:** Según el libro de detección de movimiento y profundidad para NUI (Rahman, 2017), habla sobre la transmisión del sonido, en donde se captura en un rango máximo de 180 grados, así mismo la información es almacenada en un vector de byte (e.g. Waveformat, estructura básica de 16 bytes).

Al mismo tiempo las transmisiones interactúan a través del recurso, NUI, dicho recurso está compuesto por los siguientes elementos:

Figura 1.9: Arquitectura del software, Kinect-NUI



Fuente: Giori (2013, p. 14)

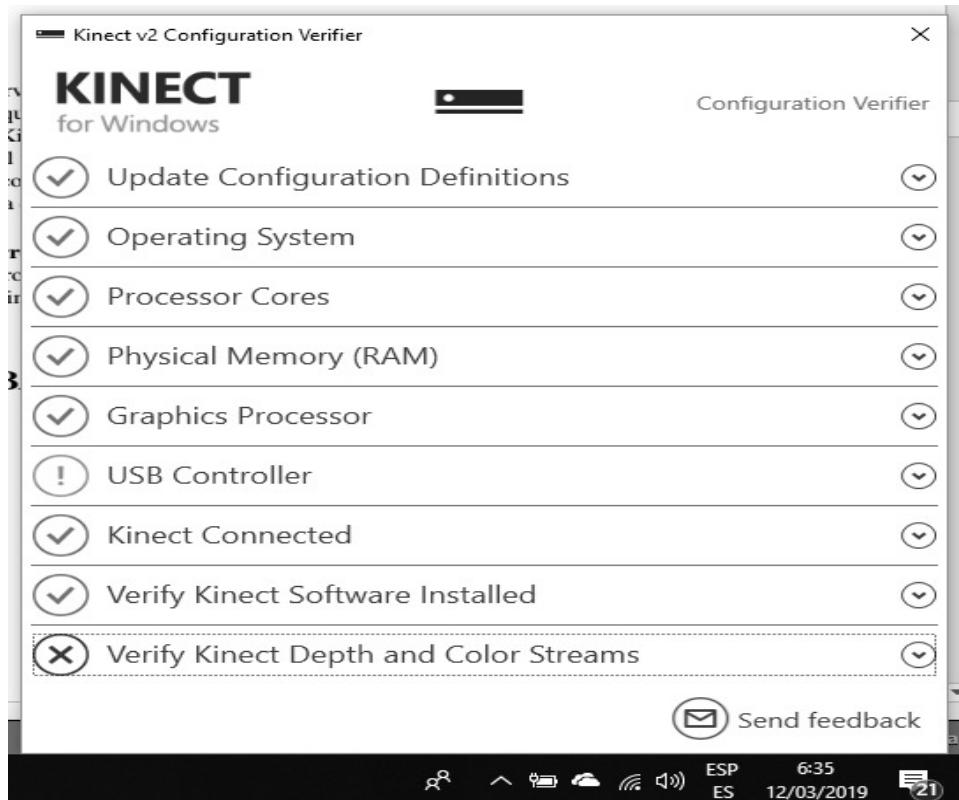
En el Libro, Kinect en movimiento (Giori, 2013), da a conocer los elementos que trabajan en el NUI (figura 1.8):

1. **Kinect sensor:** Administra la conexión y los componentes del hardware.
2. **Kinect drivers:** Gestiona los controladores necesarios para el funcionamiento del Kinect (e.g. arreglos de audio, cámaras, dispositivos y seguridad), además los controladores son accesible en el directorio de controladores dentro de la carpeta "kinectsensor.inf".
3. **NUI API:** Administra los componentes de SDK (Rastreo de esqueleto, audio, imagen de profundidad y de color), igualmente los componentes son accesible en el directorio del Kinect (Ubicado en el directorio de archivos de programas del sistema operativo).
4. **Directx media object (DMO):** Se encarga del funcionamiento de la matriz del audio (e.g. Identificar y analizar el origen de la fuente del audio).
5. **Windows standar API:** Proporciona componentes complementarios del funcionamiento del sensor(e.g. Microsoft.speech, system.media).

#### C.A. Kinect v2 configuration verifier

Dicha aplicación verifica y analiza el dispositivo que se encuentra conectado al sensor Kinect, tomando en cuenta las compatibilidades del hardware y la comunicación del dispositivo al sensor:

Figura 1.10: Kinect v2 configuration verifier



Fuente: Propia

En la figura 1.10, se observa las siguientes validaciones:

- **Update configuration definitions:** Verifica que tenga la última versión del SDK (V.2).
- **Operating system:** Comprueba si el sistema operativo es compatible (Windows 8 o superior).
- **Processor cores:** Detecta si el procesador tiene los suficientes números de núcleos.
- **Physical memory (RAM):** Chequea si el dispositivo tiene la suficiente memoria (mínimo 4GB de RAM).
- **Graphics processor:** Revisa si el procesador gráfico es compatible con el SDK.
- **USB controller:** Verifica si el dispositivo reconoce el puerto de entrada.
- **Kinect connected:** Examina si el Sensor Kinect se encuentra conectado con el dispositivo.
- **Verify kinect software installed:** Reconoce los controladores (drives) del sistema y el sensor.
- **Verify kinect depth and color streams:** Muestran el funcionamiento de los sensores de profundidad y de color.

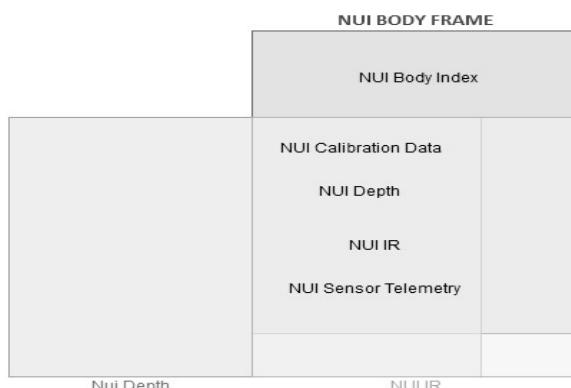
## C.B. Kinect Studio

En el libro de detección de movimiento y profundidad para NUI (Rahman, 2017), trabaja con algunas aplicaciones ya implementadas en el SDK, entre ellas se pueden mencionar, Kinect Studio, aplicación que permite capturar y reproducir datos del sensor en formato de vídeo, además los datos son administrados por los siguientes monitores:

- **Monitor NUI body frame:** Contiene un espacio de almacenamiento para trabajar los datos de articulaciones del cuerpo.
- **Monitor NUI body index:** Se encarga de asignar un identificador a cada cuerpo que reconoce el Monitor NUI body frame.
- **Monitor NUI depth:** Organiza los datos de profundidad (eje z).
- **Monitor NUI IR:** Administra la imagen infrarroja a partir de la técnica de tiempo de vuelo.
- **Monitor NUI title audio:** Suministra el audio capturado en todas las direcciones.
- **Monitor NUI uncompressed color:** Proporciona los datos de color.

Estos datos son almacenados en un formato de archivos de eventos extendidos (XEF), dicho formato genera un vídeo de gran tamaño debido a la cantidad de datos que son capturados por los monitores, por lo cual se recomienda realizar varias repeticiones del movimiento en el menor tiempo posible y de igual manera capturar los siguientes datos para el análisis del movimiento:

Figura 1.11: Diagrama de venn para la identificación del movimiento de un objeto

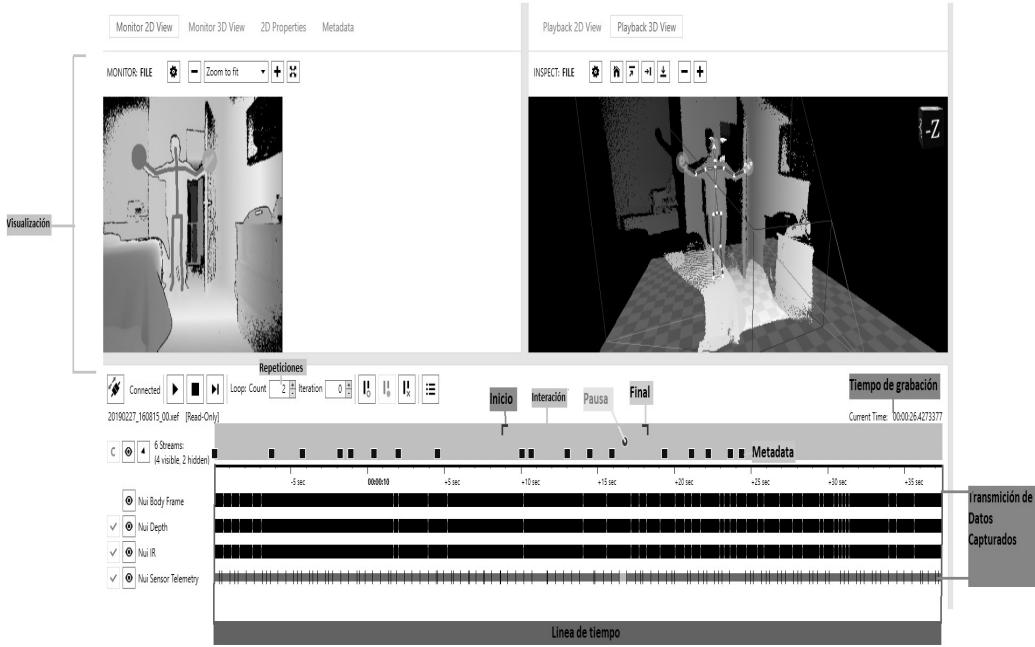


**Fuente:** Propia

En la figura 1.11, se puede observar que los monitores: Body frame, depth e IR, trabajan conjuntamente para reconocer el seguimiento del esqueleto, así mismo es importante obtener los datos correctos por medio de la calibración de datos y disponibilidad de la información en todo momento (Telemetría).

Finalmente en la figura 1.12, se observa el resultado de un vídeo tomado por la aplicación Kinect studio, así mismo la aplicación proporciona varias herramientas para analizar el vídeo, tales como: puntos de interrupciones (pausa, inicio y fin de un segmento), por otro lado se puede indicar el número de repeticiones de una interacción (cantidad de veces que se desea ver un segmento del vídeo), además de agregar los metadatos de un fotograma, cuya función es almacenar información adicional en un punto específico del vídeo.

Figura 1.12: Visualización del vídeo, Kinect Studio



**Fuente:** Propia

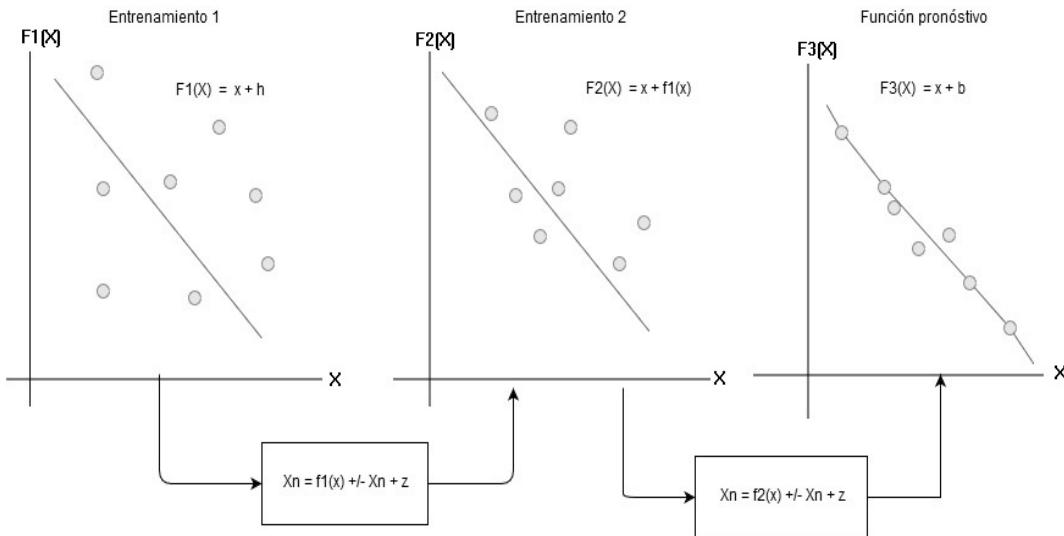
### C.C. Visual Gesture Builder

El libro de detección de movimiento y profundidad para NUI (Rahman, 2017), trabaja con una aplicación de aprendizaje automático llamada: Visual Gesture Builder (VGB), que permite crear una base de datos que reconocen los gestos en tiempo de ejecución llamado, gesture data base (GDB), con respecto a esta herramienta se utiliza dos algoritmos para la detección de movimiento, Random Forest Regression (RFR) para modelos continuos, y Adaptive Boosting (AdaBoost) para modelos discretos. Se debe tomar en cuenta que estos algoritmos analizan las variables de un movimiento cinematográfico (McGinnis, 2013):

- **Posición:** Localización de articulaciones en el espacio definido por el sensor Kinect.
- **Desplazamiento:** Distancia recorrida de una articulación respecto a una posición inicial y final.
- **Ángulos de articulaciones y de movimientos:** Flexibilidad de movimiento que tiene una articulación.
- **Velocidad lineal y angular:** Desplazamiento y arco de movimiento de una articulación dividido el tiempo que tomó para desplazarse.
- **Aceleración lineal y angular:** Tasa de cambio de velocidad de una articulación.
- **Fuerza muscular:** Empuje o tirón que deforma el músculo al momento que se contrae.
- **Torque muscular:** Analiza la fuerza de un músculo respecto a la distancia del tendón.

Por lo que se refiere al modelo AdaBoost el autor, D'Souza (2018), realizó un artículo científico sobre la técnica de boosting, la cual consta en mejorar las predicciones del modelo, a partir de un número de entrenamientos secuenciales:

Figura 1.13: Técnica boosting

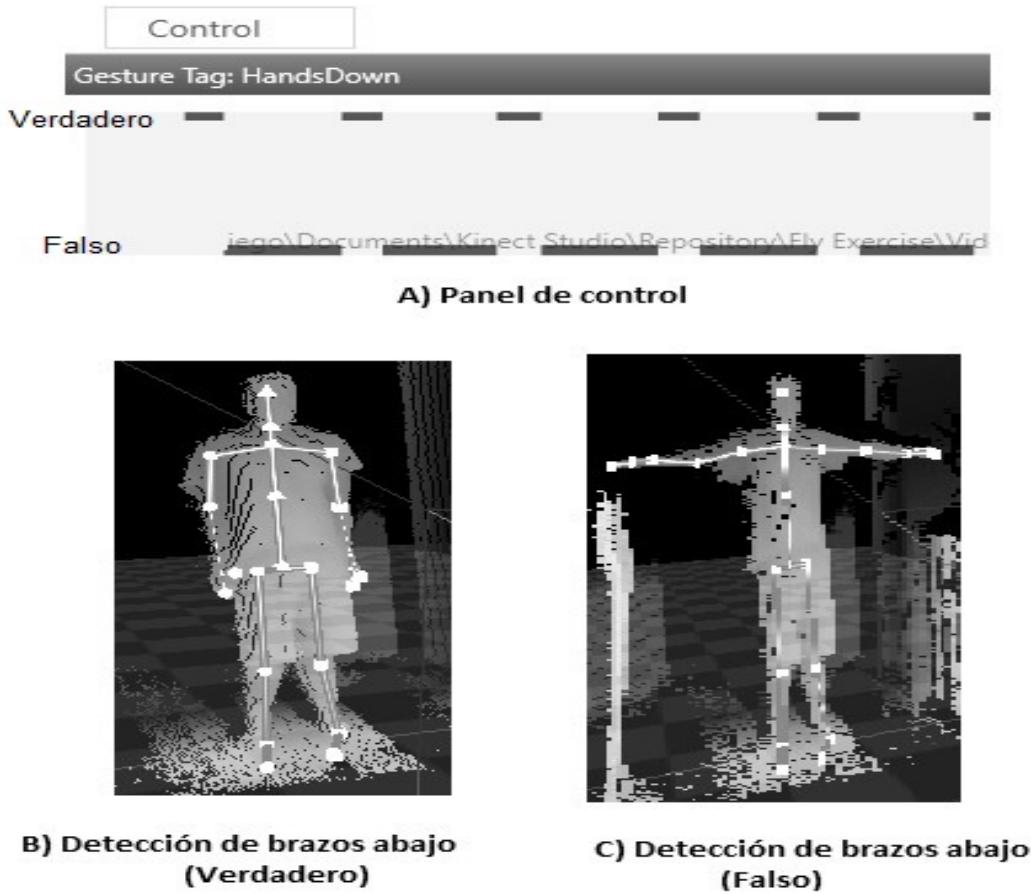


**Fuente:** Propia

En la figura 1.13, se observa que en el entrenamiento No. 1, los datos de entradas se encuentran muy dispersos, por lo tanto, cada dato de entrada se debe entrenar a partir de un algoritmo de aprendizaje, que permite obtener una nueva función, tal como se observa el entrenamiento No. 2, los datos de entradas están más cercanos. De igual forma se debe establecer los números de entrenamientos y los algoritmos de aprendizajes que se utilizarán por cada entrenamiento, siguiendo con el ejemplo de la figura 1.13, tiene un total de 2 entrenamientos, y cada entrenamiento consta de operar el dato de entrada por su respectiva regresión lineal y una constante.

En efecto el modelo discreto es recomendable utilizarlo para identificar movimientos estáticos (e.g. de pie, sentado, acostado), por lo que el software, Visual Gesture Builder, permite analizar el vídeo (.xf) y posteriormente etiqueta los momentos que se encuentran realizando los movimientos estáticos:

Figura 1.14: Etiquetas de movimientos estáticos

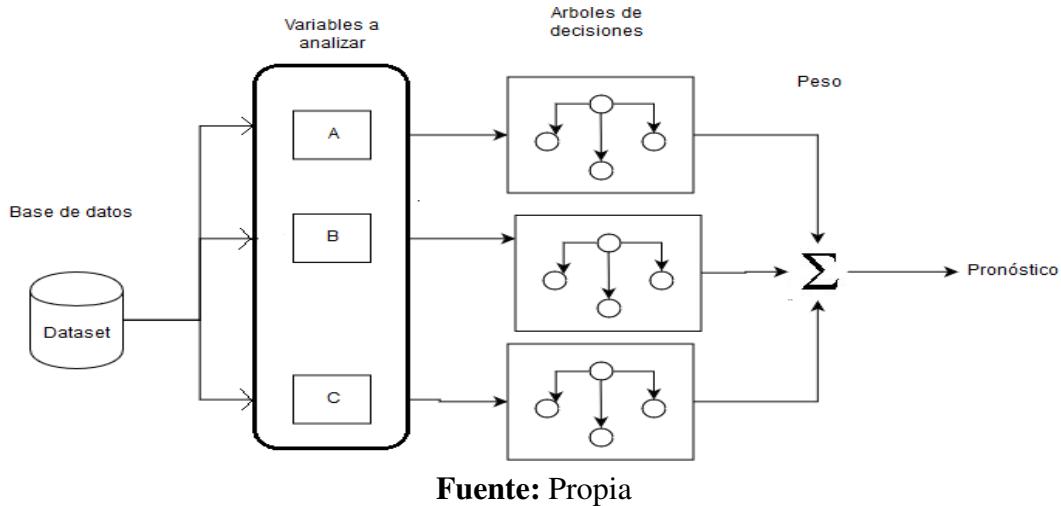


Fuente: Propia

En la figura 1.14, se puede observar que en el panel de control (figura 1.14.A) puede etiquetar los valores: Verdaderos (barra arriba) y falsos (barra abajo). Así mismo se observa el movimiento estático, manos abajo, que consta en identificar que ambas manos y brazos estén tocando la parte dorsal del (figura 1.14.B), en caso que esté realizando otro movimiento, el valor de la etiqueta será falso (i.e. Figura 1.14.C).

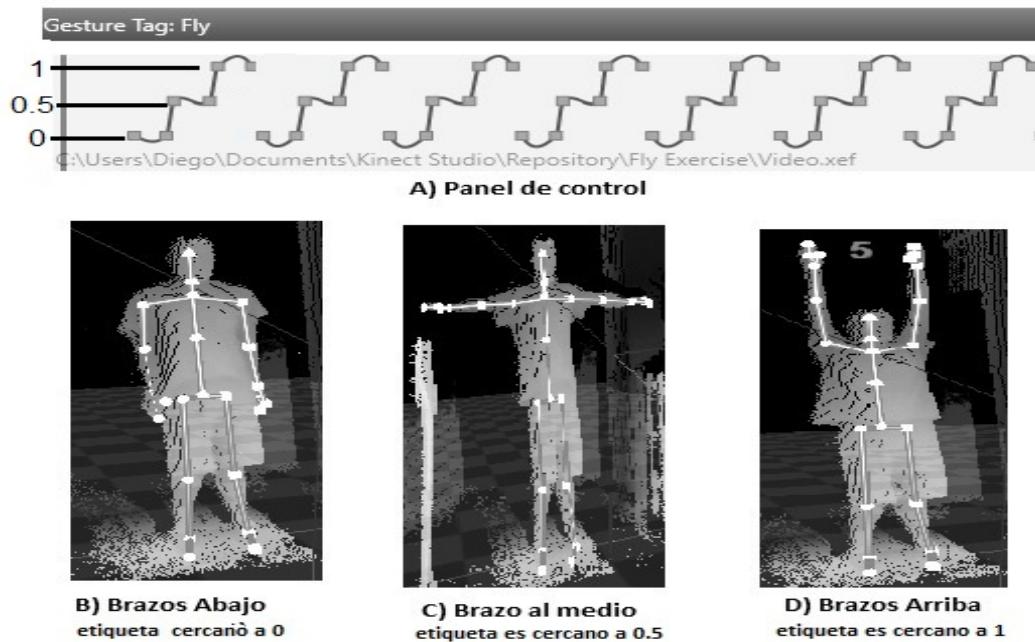
Por lo que se refiere al modelo de Random Forest Regression, Krishni (2018) realizó un artículo científico sobre este algoritmo, la cual separa el procedimiento en dos partes, la primera parte consta de la aleatoriedad, que permite que una variable de entrada pueda estar presente o no (creando distintas combinaciones de sets de entradas). La segunda parte consta de un conjunto de árboles de decisiones que son entrenados de acuerdo a la aleatoriedad de cada set de entradas, posteriormente hay una función de activación que recolecta la regresión de cada árbol, para obtener el resultado del pronóstico :

Figura 1.15: Algoritmo de Random Forest Regression



Finalmente, el modelo continuo es recomendable utilizarlo para identificar movimientos continuos (e.g. sentadillas, abdominales, saltos), tal como se observa en la figura de etiquetado de un movimiento dinámico:

Figura 1.16: Etiquetas de movimientos dinámicos



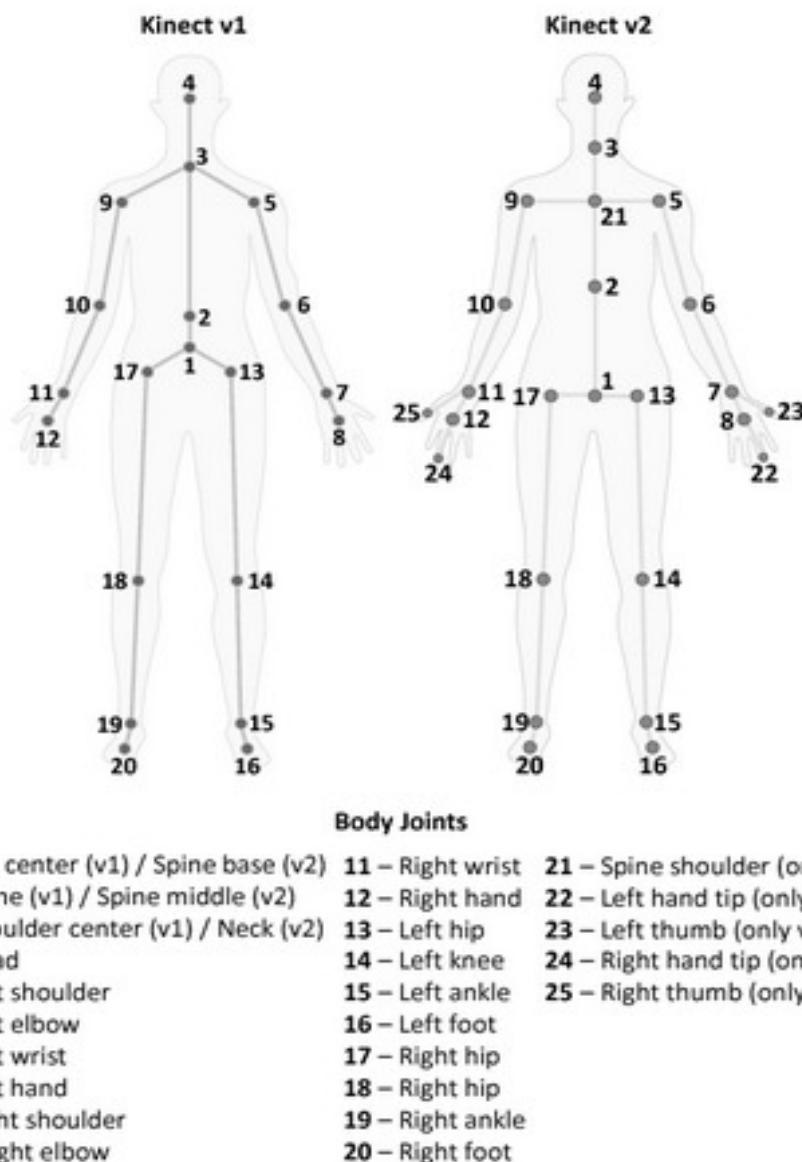
**Fuente:** Propia

En la figura 1.16, está analizando el movimiento de vuelo, la cual se conforma de tres movimientos estáticos: Brazos abajo (figura 1.16.B), brazos al medio (figura 1.16.C) y brazos arriba (figura 1.16.D), por lo tanto para analizar y detectar el movimiento dinámico, se etiqueta con un valor decimal a cada movimiento estático, tal como se observa en el panel de control (figura 1.16.A), las etiquetas del primer paso tiene un valor de 0 (todos los puntos de abajo), las etiquetas del segundo paso tiene un valor de 0.5 (todos los puntos del medio), y finalmente las etiquetas del tercer paso tiene un valor de 1 (todos los puntos de arriba).

## C.D. Seguimiento del esqueleto

De acuerdo al análisis y estudio de los códigos de fuentes de SDK del Kinect (Hernández Toala y Herrera Rodríguez, 2013), menciona el funcionamiento del seguimiento del esqueleto, en donde se genera la figura humana a través de 25 puntos que representan las principales articulaciones del cuerpo, tal como se muestra en la figura 1.17:

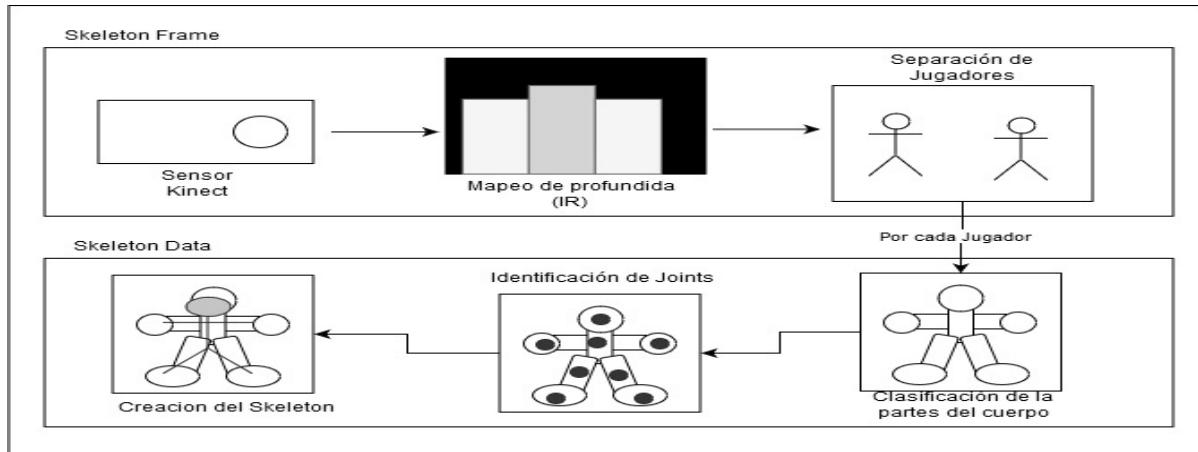
Figura 1.17: Seguimiento de uniones del Kinect



Fuente: Rocha y cols. (2015)

Hernández Toala y Herrera Rodríguez (2013), señalan que el funcionamiento del seguimiento del esqueleto debe asociar los parámetros del cuerpo humano (e.g. Extremidades superiores, articulaciones o gestos), dichos parámetros son utilizado por un fotograma del esqueleto, cuya finalidad es reconocer el borde del cuerpo humano y posteriormente detectar cada parte del esqueleto humano a partir de los datos del esqueleto:

Figura 1.18: Arquitectura del seguimiento del esqueleto



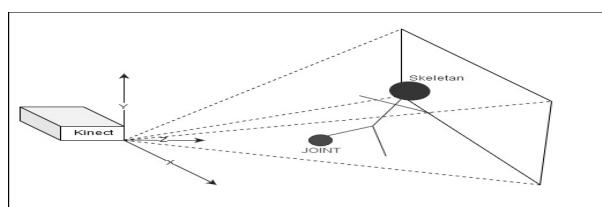
**Fuente:** Propia

En la figura 1.18 se observa que el seguimiento del esqueleto está conformado por 6 pasos:

1. Como primer paso el Kinect escanea el ambiente constantemente.
2. Posteriormente se crea el mapa de profundidad.
3. Luego se detecta el suelo, se separa los objetos e identifica el contorno de cada jugador.
4. Por cada jugador se le asigna un identificador y después se clasifica las partes del cuerpo humano (e.g. cabeza, brazos, manos, piernas).
5. Seguidamente a cada parte del cuerpo humano se le asigna una unión.
6. Finalmente unifica cada unión en el orden correspondiente, tal como se observa en la figura 1.17.

En cuanto a las uniones, Hernández Toala y Herrera Rodríguez (2013) mencionan que cada unión se encuentra en un sistema diestro de coordenadas en donde cada eje (ejes X, Y y Z) representa la distancia (en metros) del Kinect a la unión, tal como se representa en la figura 1.19:

Figura 1.19: Sistema de coordenadas de la unión



**Fuente:** Propia

De acuerdo a la documentación de Microsoft (2014a), el seguimiento del esqueleto puede mapearse en una imagen de 2 dimensiones (ancho de 511 píxeles y una altura de 423 píxeles), a partir de una función llamada, map camera point to depth, la cual se encarga de transformar los puntos de altura y ancho de cada articulación (estructura del espacio del objeto), con la ayuda de la distancia de profundidad.



# Capítulo 2

## Planteamiento del problema

Dentro del área deportiva, las personas realizan entrenamiento de alta intensidad de un movimiento, con el fin objetivo de mejorar las habilidades físicas. Sin embargo, al momento de que una persona está realizando un movimiento, se está desarrollando su coordinación (habilidad física), la cual consta en combinar varios pasos de manera ordenada para ejecutar el movimiento, sin embargo esta habilidad física puede llegar a presentar 2 problemas:

- El primer problema consta de un usuario nuevo que desconoce como ejecutar el movimiento.
- El segundo problema se compone de un usuario que conoce el movimiento, pero lo ejecuta de distinta manera.

La primera problemática se resuelve si los atletas y los entrenadores le enseñan al nuevo usuario los pasos requeridos para ejecutar un movimiento válido, con la finalidad de que el nuevo usuario lo aprenda y lo entrene constantemente.

El segundo problema surge cuando el usuario cambia de lugar de entrenamiento, debido que puede presentar nuevos criterios para ejecutar los movimientos que ha aprendido hacer, y esto puede conllevar a crear una discusión: ¿Es válido el movimiento que se conoce?

Así mismo el segundo problema se ha encontrado en eventos deportivos en Guatemala, por ejemplo el evento Unleash Your Fitness (Prime, 2019), competencia que presenta la modalidad de conteos de repeticiones de movimientos, en donde ha surgido conflictos de contabilizaciones de repeticiones de movimientos válidos entre jueces y atletas.

En resumen, el presente proyecto implementa la tecnología de Visual Gesture Builder (etiquetador de fotogramas del seguimiento del esqueleto) con la finalidad de aplicar el algoritmo Random Forest Regression, para determinar la coordinación en un valor numérico llamado factor del movimiento y al mismo tiempo responder la siguiente pregunta:

**¿Es posible clasificar el movimiento de una persona durante una actividad física como válido o inválido?**

## **2.1. Objetivos**

### **2.1.1. Objetivo general**

Implementar un algoritmo clasificador de movimiento válido o inválido a partir del modelo de detección de los pasos requeridos del movimiento, con la ayuda del algoritmo de Random Forest Regression y la utilización del dispositivo Kinect V2.

### **2.1.2. Objetivos específicos**

1. Definir el movimiento a analizar, estableciendo los pasos requeridos para realizar un movimiento válido.
2. Grabar los vídeos de atletas realizando repeticiones del movimiento válido a partir de la herramienta, Kinect studio.
3. Crear el modelo de detección de los pasos requeridos de un movimiento válido, aplicando el algoritmo de Random Forest Regression y la etiquetación de fotogramas de los vídeos.
4. Crear un algoritmo clasificador que clasifique la repetición de un movimiento válido o inválido.

## **2.2. Hipótesis**

La clasificación de movimiento válido contabiliza la actividad física de un atleta.

## 2.3. Variables

### 2.3.1. Variables dependientes

Tabla 2.1: Definiciones de variables dependientes

Nombre	Definiciones	
	Operacional	Conceptual
Articulaciones del movimiento	Son aquellas articulaciones que interviene para realizar el movimiento.	Conjunto de índices enteros que representa las articulaciones y arcos de movilidad del seguimiento del esqueleto
Números de pasos	Cantidad de pasos de análisis que tiene el movimiento	De acuerdo a las variables del movimiento, los pasos ayudan en la coordinación del movimiento
Articulación de análisis	Articulación que ayuda a determinar las distancias máximas y mínimas de profundidad	Articulación del seguimiento del esqueleto
Altura del usuario	Variable calculada a partir del seguimiento del esqueleto	Variable que puede afectar en los movimientos cinemáticos, dado que altera en las dimensiones del seguimiento del esqueleto
Altura del Kinect respecto al suelo	Variable que permanece constante por movimiento, además de ser el punto central de captura de datos del Kinect	La transmisión de datos del Kinect reduce el error del seguimiento del esqueleto, dado que mejora el campo de visión del sensor
Tiempo de trabajo	Unidad de tiempo donde se realiza la actividad física	Variable utilizada en los entrenamientos de alta intensidad
Etiqueta	Valor que identifica el paso de un movimiento.	Identifica la coordinación de un movimiento

Fuente: Propia

### **2.3.2. Variables independientes**

Tabla 2.2: Definiciones de variables Independientes

Nombre	Definiciones	
	Operacional	Conceptual
Distancia mínima y máxima de profundidad	Rango ideal para detectar el seguimiento del esqueleto	Variables que se determinan a partir del campo de visión y alcance de profundidad del sensor Kinect
Factor del movimiento	Valor que identifica la transición de un movimiento	Variable calculada a partir del algoritmo Random Forest Regression
Repetición	Variable que contabiliza un movimiento válido	Variable de la Organización Mundial de la Salud que se utiliza para contabilizar la actividad física

**Fuente:** Propia

### **2.4. Alcances y limitaciones**

- Se trabajará con los equipos deportivos que entran dentro de la Universidad Rafael Landívar.
- Se instalará el prototipo de toma de datos del proyecto, en los lugares de entrenamiento de cada equipo deportivo.
- En cada lugar de entrenamiento debe haber una fuente de energía para conectar la computadora portátil y el sensor Kinect.
- Cada deporte de la Universidad Rafael Landívar, trabajan 3 días de entrenamiento competitivo (combates, partidos, rutinas) y un día de entrenamiento de aprendizaje (e.g. técnicas, movimientos, dominio). Por lo tanto, se recolectará los datos durante el entrenamiento de aprendizaje de cada deporte.
- Se utilizará un sensor Kinect, la cual se posicionará de manera que genere completamente el seguimiento del esqueleto.
- Por cada deporte seleccionado, se analizará un movimiento que no salga del campo de visión del sensor Kinect.
- Antes de la captura de datos, el atleta debe realizar el calentamiento que realiza constantemente.
- Durante todas las etapas, el atleta debe estar en un entorno adecuado y así mismo con la vestimenta correcta (e.g. Ropa deportiva).
- Debe estar presente el entrenador o profesional, durante la captura de datos.
- La captura de datos se realizará de manera individual (Atleta por atleta).

- La recolección de datos se centra en el seguimiento del esqueleto del atleta.
- La validación de datos se realizará con los atletas que no participarán en la etapa de recolección de datos.
- La actividad física se contabilizará por medio de las repeticiones de un movimiento, ejecutados durante una rutina tabata.
- Las rutinas tabata serán realizadas conjuntamente por el entrenador y el investigador.
- Las aplicaciones que implemente el seguimiento del esqueleto serán desarrolladas para el sistema operativo windows 10.
- Únicamente se visualizará los resultados de la rutina actual (no se llevarán los registros históricos de resultado de un atleta).

## 2.5. Aportes

El presente proyecto aporta un software que identifica si una persona está en movimiento, con la ayuda de dos áreas de estudios:

- **Visión artificial:** La investigación brinda información sobre el sensor Kinect y sus respectivas herramientas, las cuales ayudan a crear una base de datos de reconocimiento de gesturas y posturas a partir del algoritmo Random Forest Regression, con la finalidad de detectar los pasos de un movimiento válido.
- **Deporte:** La investigación aporta tres movimientos válidos (validados por cada profesional del deporte estudiado) que se pueden ejecutar en rutinas de alta intensidad.



# Capítulo 3

## Metodología

La investigación se trabajó con un enfoque mixto debido que integra dos métodos:

- **Cualitativo:** Dentro de la investigación se utilizó el método de observación para seleccionar el movimiento de análisis por cada equipo deportivo, así mismo el investigador realizó grupos focales con los entrenadores y atletas de cada equipo deportivo, con la finalidad de documentar los pasos correctos para realizar un movimiento válido.
- **Cuantitativo:** En este proyecto de ingeniería se utilizó el Kinect para grabar videos de atletas realizando el movimiento válido, posteriormente por cada video se etiquetó los fotogramas con un valor decimal, seguidamente se utiliza estos valores para entrenar el algoritmo Random Forest Regression, con la finalidad de detectar los pasos de un movimiento válido. Por otra parte, se creó un algoritmo clasificador que clasifica si un movimiento es válido o inválido a partir de la detección de los pasos.

### 3.1. Sujetos

El departamento de deportes de la Universidad Rafael Landívar le proporcionó al investigador, la colaboración de todos los deportes (fútbol, voleibol, baloncesto, tenis, banda, zumba, atletismo, natación, taekwondo, tenis de mesa y animación).

El investigador tuvo que realizar filtros para seleccionar la población, descartando aquellos deportes que entrenaban en las federaciones nacionales de Guatemala (lugares externos a la Universidad Rafael Landívar), entre ellos estaban: Atletismo, natación y tenis.

Por otro lado, el investigador apartó los deportes que se ejercitaban dentro de una cancha deportiva debido a la dificultad de colocar todos los materiales necesarios del proyecto para la toma de datos, por lo cual se eliminó los deportes de: fútbol, voleibol y baloncesto.

Finalmente, el investigador ignoró los deportes de banda y zumba, ya que son actividades que se trabajan en conjunto con otros departamentos de la Universidad Rafael Landívar (Unidad de artes Landívar). De modo que el investigador seleccionó los siguientes deportes:

- **Tenis de mesa:** Deporte de raqueta que se juega sobre una mesa rectangular de manera individual o en parejas, con el fin objetivo de golpear una pequeña pelota.
- **Animación:** Deporte grupal que combina la música y gimnasia, a partir de rutinas de baile que entusiasma un público o evento deportivo.

- **Taekwondo:** Deporte individual basado en el arte marcial coreano moderno, que consiste en el uso de los pies, brazos y puños dentro de un combate.

### 3.1.1. Primer tipo

Define la cantidad de sujetos que participaron en la colecta de los datos para la creación del modelo de reconocimiento del movimiento, a partir de tres fases distintas:

- **Construcción:** Atletas que construyeron el modelo de detección de los pasos requerido de un movimiento válido.
- **Pruebas:** Muestra de usuarios que se empleó para el cálculo de los márgenes de errores del modelo.
- **Validación:** Conjunto de deportistas que realizaron las pruebas al modelo en tiempo real.

#### 3.1.1.1. Equipo de animación de la Universidad Rafael Landívar

Tabla 3.1: Muestra del equipo de animadoras

Descripción	Cantidad
Atletas para la construcción del modelo	6
Atletas para las pruebas del modelo	1
Atletas para la validación del modelo	2
Total de atletas	9

**Fuente:** Propia.

#### 3.1.1.2. Equipo de tenis de mesa de la Universidad Rafael Landívar

Tabla 3.2: Muestra del equipo de tenis de mesa

Descripción	Cantidad
Atletas para la construcción del modelo	5
Atletas para las pruebas del modelo	1
Atletas para la validación del modelo	3
Total de atletas	9

**Fuente:** Propia.

### 3.1.1.3. Equipo de taekwondo de la Universidad Rafael Landívar

Tabla 3.3: Muestra del equipo de taekwondo

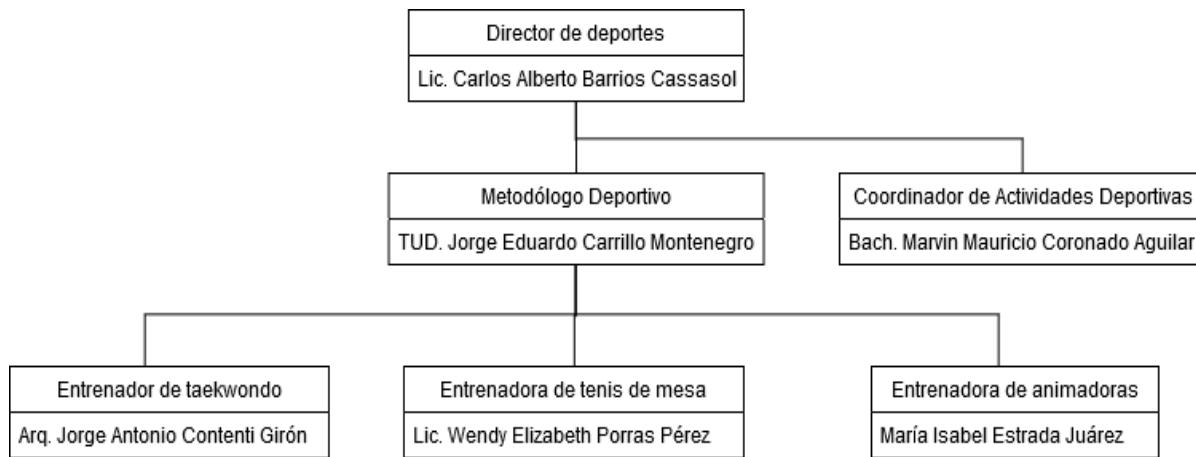
Descripción	Cantidad
Atletas para la construcción del modelo	15
Atletas para las pruebas del modelo	1
Total de atletas	16

Fuente: Propia.

### 3.1.2. Segundo tipo

A continuación se muestra un organigrama de la estructura del departamento de deportes de la Universidad Rafael Landívar, en ella se muestra todos los profesionales que aportaron en la investigación:

Figura 3.1: Organigrama del departamento de deportes de la Universidad Rafael Landívar



Fuente: Propia.

### 3.1.3. Unidades de análisis

Para el presente proyecto se utilizó como referencia el manual de acondicionamiento de fuerza y prevención de lesiones (Arbour, 2006), la cual describe los movimientos ideales para el calentamiento y estiramiento de una rutina. (ver sección de anexos A.3).

## 3.2. Instrumentos

El conjunto de instrumentos se elaboró con los siguientes recursos:

- Humanos
  - Profesionales (entrenadores deportivos).
  - Atletas

- Investigador
- No humanos
  - Mesa de soporte con una altura de 0.70 metros.
  - Cable de extensión eléctrico de 2.00 metros.
  - Computadora portátil
    - Conector de carga de alimentación
  - Sensor Kinect
    - Adaptador del Kinect

### **3.2.1. Formulario de registro de movimiento**

Este formulario se adjunta en anexos (ver figura A.2.1), la cual tiene como objetivo describir el movimiento válido de cada equipo deportivo. Por otra parte, el formulario está compuesto por los siguientes incisos:

- **Nombre del movimiento:** Nombre que se identifica en guías deportivas o de salud.
- **Descripción del movimiento:** Contesta la pregunta: ¿Qué es el movimiento?
- **Movimiento unilateral:** Si es afirmativo, el movimiento trabaja con solo una parte del cuerpo (izquierda o derecha, ejemplo una patada), en caso contrario, se considera todas las partes del cuerpo (izquierda y derecha, ejemplo un salto).
- **Partes del cuerpo ignorada:** Múltiples respuestas que identifican las articulaciones ignoradas (debido que no es información relevante para el movimiento):
  - **Brazo derecho o izquierdo:** Ignora las siguientes articulaciones (según su lado): Pulgar, dedo del medio, mano, codo, hombro, centro de los hombros, cuello, cabeza y espalda.
  - **Cuerpo inferior:** Ignora las siguientes articulaciones (en ambos lados): Centro de cadera, caderas, rodillas, tobillos y pies.
- **Número de pasos:** Cantidad de pasos del movimiento.
- **Offset del paso:** Valor que separa las etiquetas por partes iguales.
- **Valor de identificación:** Valor que reconoce las etiquetas por partes iguales.
- **Detalle por paso:** Muestra los pasos establecidos por el profesional, para ejecutar un movimiento válido:
  - **Paso:** Número único que identifica el paso.
  - **Diagrama:** Imagen visual del paso (seguimiento del esqueleto).
  - **Descripción del paso:** Responde la pregunta: ¿Cuál es la postura del cuerpo durante ese paso?
  - **Etiqueta:** Número único que identifica el paso a partir de la probabilidad de movimiento.
  - **Rango de identificación:** Rango máximo que identifica el paso dentro de la probabilidad del movimiento.

### 3.2.2. Formulario de registro de rutina

Formulario adjuntado en anexos (Ver figura A.2.2), tiene como función identificar los ejercicios de calentamiento previamente a realizar el movimiento seleccionado por cada equipo deportivo, además de estandarizar el número de repeticiones del movimiento por cada atleta, a partir de los siguientes puntos:

- **Descripción del calentamiento:** Detalla el tipo de calentamiento (calentamiento con tu propio peso, calentamiento dentro de un ambiente, calentamiento a partir de objetos).
- **Movimientos:** Lista los movimientos que se realizan durante el calentamiento (Validado por el formulario de registro de movimiento).
- **Series:** Cantidad de veces que debe realizar un atleta, un conjunto de repeticiones del movimiento.
- **Repeticiones:** Cantidad de repeticiones del movimiento.
- **Tiempo:** Duración del calentamiento.
- **Imágenes:** Fotografías tomadas durante el entrenamiento de cada equipo deportivo.
- **Nombre del movimiento:** Movimiento seleccionado por cada equipo deportivo (validado por el formulario de registro de movimiento).
- **Rutina:** Describe el tipo de rutina para la captura de datos:
  - **Por tiempo:** Máxima cantidad de repeticiones del movimiento, durante un tiempo establecido.
  - **Escaleras:** Números de repeticiones establecidas, separadas por series.

### 3.2.3. Interfaces de usuarios

Aplicaciones que interactúan con el usuario para la recolección de datos, en donde se trabajan con tres tipos:

#### 3.2.3.1. Windows presentation foundation (WPF)

El desarrollador, del Valle Hernández (2016), menciona que este tipo de interfaz permite crear aplicaciones de escritorio con la tecnología .NET, la cual es soportado desde Windows XP hasta la última versión de Windows (Windows 10). Por lo tanto, en el presente proyecto se utilizó este tipo de interfaz para la construcción del seguimiento del esqueleto, generado por los siguientes kits de desarrollo de software:

- **Windows inputs:** Herramienta que permite crear elementos de un formulario (e.g. botones, cajas de textos) (of Windows Input, 2019).
- **Windows media:** Herramientas que permiten renderizar el seguimiento del esqueleto en tiempo real a partir de pinceles, colores, formas y dibujos (of Windows Media, 2019).
- **Windows threading:** Herramientas que permiten crear temporizadores para la renderización del seguimiento del esqueleto en un período de tiempo (of Windows Threading, 2019).
- **Kinect:** Herramientas que permiten acceder a las funcionalidades del sensor (of Windows Kinect, 2014), tales:

- **Body frame reader:** Obtiene la información del seguimiento del esqueleto.
- **Estado del sensor:** Activo, pausa, no detectado e inactivo.
- **Datos del Visual Gesture Builder:** Normalización de datos del sensor del Kinect para el uso del modelo de reconocimiento de movimiento.
- **Joint type:** Enumeradores que listan las articulaciones del seguimiento del esqueleto (e.g. manos, codos, hombros).
- **Visualización de los recursos de los fotogramas para Visual Gesture Builder:** Interpreta la base de datos de gesturas y posiciones de un movimiento (.gdb), a partir del algoritmo Random Forest Regression.

A partir de los kits de desarrollo se crearon 2 aplicaciones para la captura de información.

#### A. Detección de profundidad

Esta aplicación tiene como objetivo recolectar la distancia correcta de profundidad entre el atleta y el Kinect, tomando en cuenta una articulación de análisis, además de la altura del usuario medida desde la cabeza hasta los pies, tal como se presenta en la imagen de la interfaz gráfica de detección de profundidad:

Figura 3.2: Interfaz gráfica de detección de profundidad entre el usuario y el sensor



Fuente: Propia.

Esta interfaz se compone por 5 componentes:

- Selección de una articulación de análisis.
- Botón que empieza las funcionalidades del seguimiento del esqueleto.
- Botón que finaliza las funcionalidades del seguimiento del esqueleto.
- Conjunto de paneles de controles que muestran una imagen en tiempo real del seguimiento del esqueleto, además de la altura (en metros) del usuario y la distancia de profundidad (en metros) entre el atleta y el sensor.

- E. Botón que permite copiar a una hoja de observación (ver anexos, cuadro A.4.1) los siguientes datos respectivos: Número de identificación de la articulación, la distancia de profundidad y la altura del usuario.

## B. Evaluación del movimiento

Aplicación realizada por el autor del usuario, cuya funcionalidad es programar una rutina de tabata a partir del movimiento de cada equipo deportivo, mostrado en la interfaz gráfica de evaluación de un movimiento:

Figura 3.3: Interfaz gráfica de evaluación de un movimiento



**Fuente:** Propia.

Dicha interfaz se divide en 13 componentes:

- Botón que permite seleccionar el archivo de base de datos del reconocimiento del movimiento.
- Botón que permite seleccionar el archivo json que contiene toda la información respectiva del movimiento (ver anexos, código A.5.1).
- Botón que permite seleccionar la dirección del archivo de resultado de tabata.
- Botón que permite activar todas las funcionalidades del Kinect.
- Botón que permite detener todas las funcionalidades del Kinect.
- Botón que permite comenzar la rutina de tabata (en tiempo real).
- Caja de texto numérica que indica la cantidad de tiempos de trabajos y descansos del atleta durante su rutina de tabata.
- Caja de texto numérica que señala el tiempo de descanso durante una rutina.

- I. Caja de texto numérica que muestra el tiempo de trabajo durante una rutina (durante este tiempo, el atleta debe realizar la cantidad máxima de repeticiones).
- J. Etiqueta de articulación de análisis para medir la distancia de profundidad entre el atleta y el sensor.
- K. Etiqueta de la altura recomendada (en metros) del sensor y el suelo.
- L. Etiqueta de la distancia mínima y máxima de profundidad del atleta con respecto al sensor, y por otra parte indica la distancia profundidad actual del usuario y el sensor.
- M. Conjunto de paneles de controles que muestran:
  - El seguimiento del esqueleto en tiempo real.
  - Estado actual de la rutina: Inicio, trabajo, descanso y fin.
  - Temporizador de cuenta regresiva del tiempo de trabajo o descanso (en segundos).
  - Serie actual que está trabajando el atleta.
  - Contador de repeticiones de la serie actual.
  - Último paso ejecutado por el atleta (comenzando desde 0).
  - Valor de probabilidad del movimiento (factor del movimiento).
  - Temporizador que mide el tiempo empleado en la rutina (en segundos).

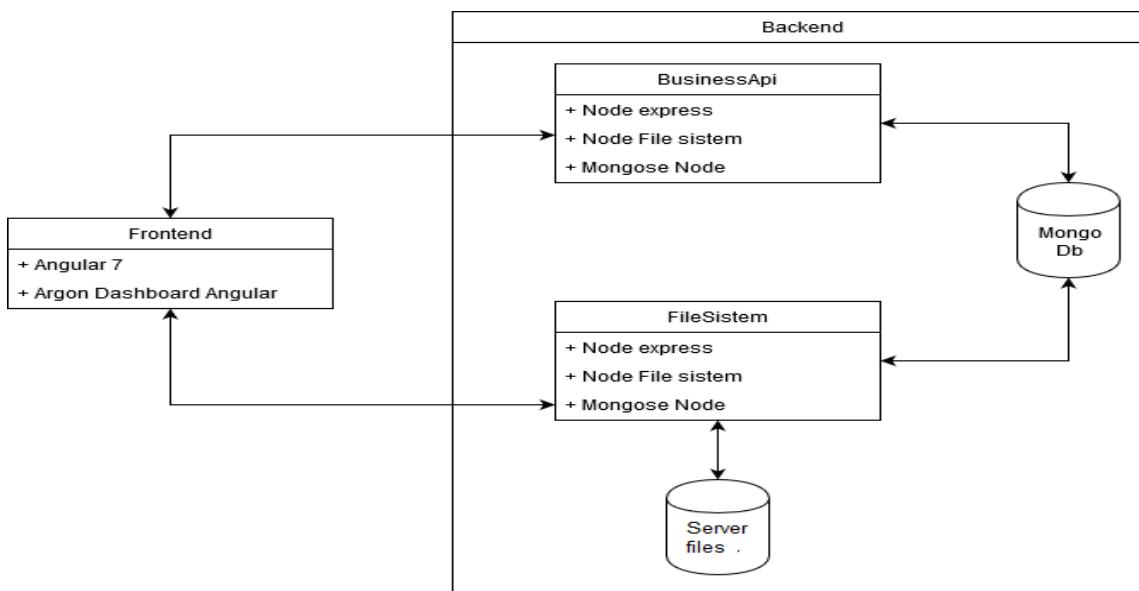
Ya definido los componentes de la interfaz, se debe tomar en cuenta que al finalizar cada rutina tabata el programa genera un archivo json (ver anexos, código A.5.3), con los siguientes resultados:

- **Analizador de variables:** Indica las variables que fueron configurado en un tabata: Tiempo de descanso, tiempo de trabajo y la cantidad de series.
- **Resultados generales:** Muestran los resultados del volumen de repeticiones y el tiempo total empleado en la rutina de tabata.
- **Resistencia:** Vector de información que permite construir la gráfica de la rutina tabata, a partir de los siguientes parámetros:
  - **Uid:** Código único de identificación de la gráfica.
  - **Label:** Nombre de la gráfica.
  - **Show line:** Condición que permite dibujar la línea de la tendencia de la gráfica.
  - **Data:** Vector de datos que conforma la gráfica, en donde los datos del eje x, representan el tiempo de rutina (en segundos), y los datos del eje y, significan las repeticiones acumulada durante ese tiempo de rutina.
- **Potencia:** Cantidad de repeticiones máxima del movimiento, en el menor tiempo posible.
- **Velocidad:** Se divide en dos resultados:
  - Cantidad promedio de repeticiones en una serie.
  - Tiempo promedio por una repetición

### 3.2.3.2. Web

Interfaz de usuario que permite capturar la información de los formularios de movimiento, a partir de la siguiente arquitectura:

Figura 3.4: Arquitectura web



Fuente: Propia.

#### ■ Frontend

- **Web:** Interfaz agradable para el usuario, cuya finalidad es realizar llamadas a las aplicaciones de negocio y servidor de archivos.

#### ■ Backend

- **Business api:** Maneja todas las funciones lógicas del giro de negocios (e.g. Insertar movimiento, leer movimiento, resultados de rutina).
- **File sistem:** Interfaz de programación de aplicaciones que se encarga de almacenar los archivos de metadata que define una base de datos del movimiento.
- **Server files:** Servidor encargado de almacenar los archivos de bases de datos del movimiento válido (.gdb) y sus respectivos videos (.xef).
- **Mongo DB:** Servidor de bases de datos no relacional, que se encarga de almacenar información de la metadata del movimiento.

#### ■ Entornos de trabajo

- **Angular 7:** Herramienta que facilita la creación y el mantenimiento de una aplicación web (A. developers, 2019).
- **Argon dashboard angular:** Herramienta que facilita realizar una aplicación responsive (adaptable a cualquier dispositivo a partir de un navegador web) (creative Tim, 2019).

- **Express js:** Herramienta encargada de realizar la comunicación entre aplicaciones, a partir del protocolo de transferencia de hipertexto (N. developers, 2019).
- **Mongoose:** Herramienta encargada de realizar cualquier operación de la base de datos de mongo (M. developers, 2019).

Así mismo la aplicación web está conformada por 4 vistas:

#### A. Vista del listado de movimientos

Vista principal que muestra al usuario todos los movimientos que se han insertado en la base de datos.

Figura 3.5: Vista de listado de movimientos

MOVIMIENTO FUNCIONAL	GDB	METADATA	ACCIONES
levantamiento de brazos	gdb	<b>Descargar</b>	Ver Reporte Eliminar
Derecha	Sin gdb	<b>Descargar</b>	Ver Reporte Eliminar
Jumping Crows	Sin gdb	<b>Descargar</b>	Ver Reporte Eliminar

© 2019 Creative Tim Creative Tim

Fuente: Propia.

- Botón que dirige al usuario a la pantalla de insertar un movimiento (Ver vista de creación de un movimiento).
- Etiqueta que indica el nombre del movimiento.
- Botón que descarga el archivo de base de datos de un movimiento.
- Botón que exporta el archivo de metadata de un movimiento (Ver anexos, código A.5.1), con los siguientes atributos:
  - **Steps:** Vector numérico que contiene las etiquetas de cada paso de un movimiento.
  - **Angles of movement:** Vector numérico que almacena los índices de cada articulación que interactúan en el movimiento.
  - **Recognition:** Valor que construye el rango de confiabilidad para detectar un paso de un movimiento.

- **Id:** Código único que identifica el movimiento en la base de datos.
  - **Height:** Altura del Kinect con respecto al suelo (medida en metros).
  - **Depth min:** Distancia mínima de profundidad del sensor y el atleta (medida en metros).
  - **Depth max:** Distancia máxima de profundidad del sensor y el atleta (medida en metros).
  - **Time stamp:** Fecha en la cual fue insertado el registro del movimiento.
  - **Focus join:** Articulación de análisis que permite medir la distancia de profundidad.
- E. Botón que dirige al usuario a la pantalla de detalle de un movimiento (ver vista de lectura de un movimiento).
- F. Botón que dirige al usuario a la pantalla de reporte de un movimiento (ver vista de resultados de un movimiento).
- G. Botón que elimina el registro del movimiento de la base de datos.

## B. Vista de creación de un movimiento

Vista que se encarga de insertar toda la información del movimiento, recuperada por los formularios.

Figura 3.6: Vista de crear un movimiento

Crear un movimiento funcional

A. Botón Regresar

B. Campo Nombre \*

C. Campo Descripción \*

D. Campo Punto de análisis \*

E. Campo Número de pesos \*

F. Campo Profundidad mínima de los datos tomado \*

G. Campo Profundidad máxima de los datos tomado \*

H. Campo Altura del Kinect \*

I. Campos Ángulos de análisis: Cuello, Hombro izquierdo, Hombro derecho, Codo izquierdo, Codo derecho, Muñeca izquierda, Muñeca derecha, Espalda, Cadera izquierda, Cadera derecha, Rodilla izquierda, Rodilla derecha, Pie izquierdo, Pie Derecho

J. Botón Ingresar movimiento funcional

**Fuente:** Propia.

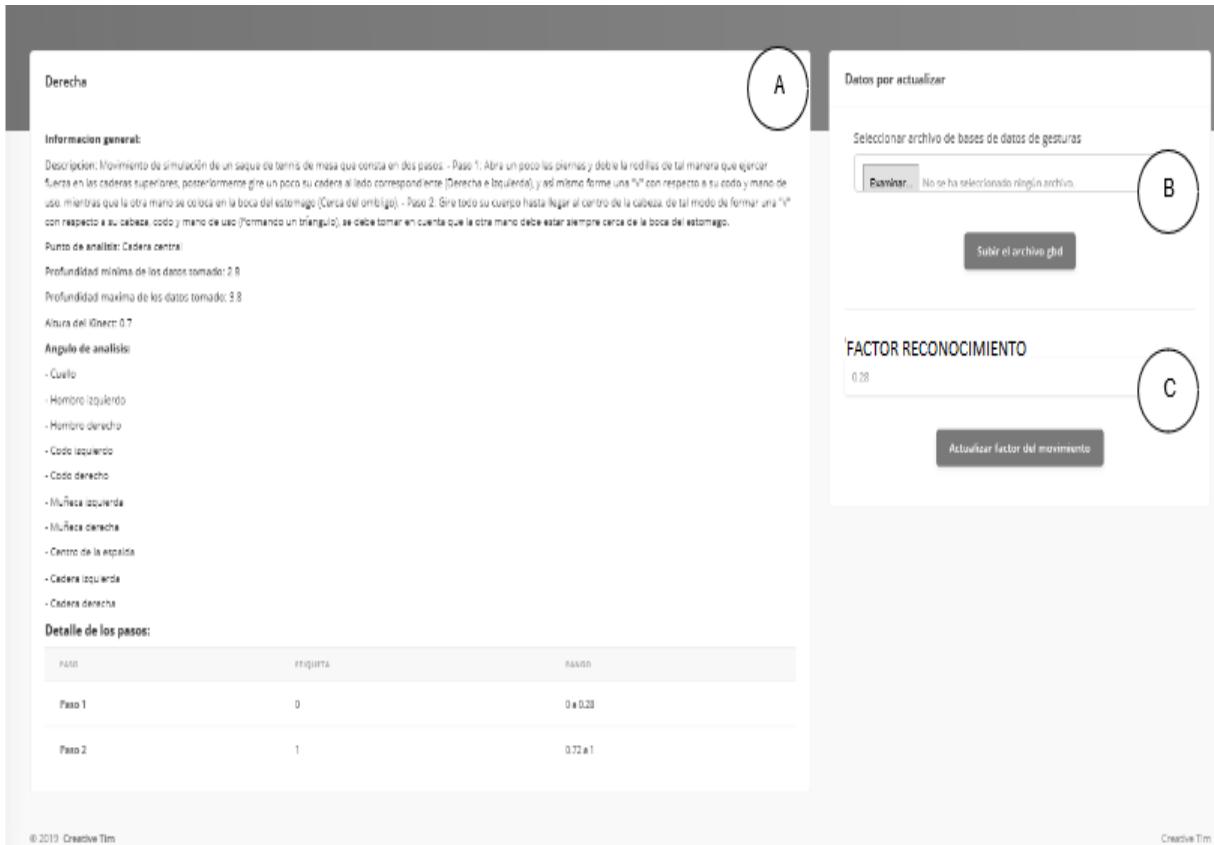
- A. Botón que dirige al usuario a la pantalla del listado de los movimientos (ver vista de listado de movimientos).

- B. Caja de texto para ingresar el nombre del movimiento (Recuperado del formulario de registro de movimiento, atributo de nombre).
- C. Caja de texto para ingresar el detalle del movimiento (Recuperado del formulario de registro de movimiento, atributo de descripción).
- D. Selección de la articulación de análisis (recuperado de la aplicación de detección de profundidad, atributo de articulación de análisis).
- E. Caja de texto numérica que ingresa la cantidad de pasos del movimiento (recuperado del formulario de registro de movimiento, atributo de número de pasos).
- F. Caja de texto numérica que ingresa la distancia mínima de profundidad (ver formula 3.8).
- G. Caja de texto numérica que ingresa la distancia máxima de profundidad (ver formula 3.9).
- H. Caja de texto numérica que ingresa la altura del Kinect con respecto al suelo (para el presente proyecto es de 0.70 metros, debido que es la altura de la mesa que daba soporte al sensor).
- I. Listados múltiples de articulaciones que intervienen en el movimiento (recuperado del formulario de registro de rutinas, atributo de articulaciones no ignoradas).
- J. Botón que almacena toda la información respectiva del formulario web.

### **C. Vista de lectura de un movimiento**

Vista que se encarga de mostrar toda la información del movimiento, además de insertar el archivo de base de datos de gesturas y modificar el rango de confiabilidad de reconocimiento de pasos.

Figura 3.7: Vista de lectura del movimiento



**Fuente:** Propia.

A. Ficha de información que detalla todas las características del movimiento (e.g. Nombre, descripción, etiquetas de los pasos, intervalos de confianza de los pasos, articulaciones del movimiento).

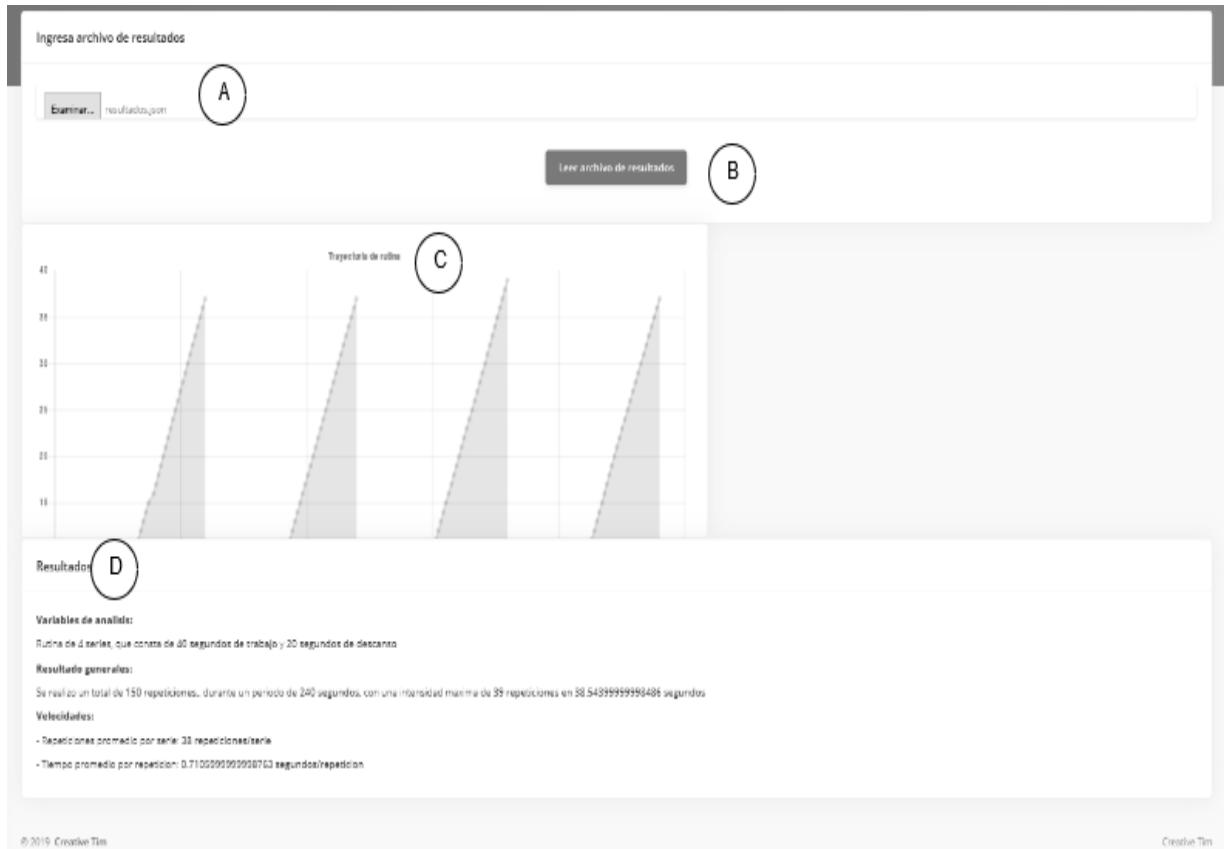
B. Conjuntos de controladores que permiten seleccionar un archivo de base de datos de gesturas y almacenarlo en el servidor de archivos.

C. Conjunto de controladores que permiten cambiar el valor del factor de reconocimiento (Ver ecuación 3.20).

#### D. Vista de resultados de un movimiento

Vista que expone los resultados de la aplicación de evaluación de un movimiento:

Figura 3.8: Resultados de la rutina tabata de un movimiento



**Fuente:** Propia.

- Conjuntos de controladores que seleccionan y leen un archivo de resultados de la rutina tabata (ver anexos, código A.5.3).
- Diagrama de dispersión de la rutina tabata, la cual muestra las repeticiones acumuladas durante tiempos de trabajos y de descansos.
- Ficha informativa que muestra los resultados de la rutina tabata (e.g. Variables que fueron configuradas en el tabata, volumen de repeticiones, duración de la rutina, repeticiones por serie de trabajo, tiempo promedio por repetición).

### 3.2.3.3. Consola (Windows)

Figura 3.9: Aplicación de extracción de datos en los videos (xef)

```
C:\Users\Diego\source\repos\readVideo\readVideo\bin\Debug\readVideo.exe
Por favor ingrese el path del json correcto del lector analizador
C:/Users/Diego/Documents/Kinect Studio/Repository/cheerleaders/data/sujeto6.json
fin
presione cualquier boton para cerrar la aplicacion
```

**Fuente:** Propia.

Aplicación de consola que permite extraer información de los vídeos (.xef) y generar una hoja de observaciones del seguimiento de esqueleto (ver anexo, tabla A.4.3), con la ayuda de las siguientes herramientas:

- **System console:** Permite utilizar todas las funcionalidades de consola de windows (developers of console at windows, 2019).
- **System io:** Proporciona todas las funcionalidades de manejo de archivos (developers of IO at windows, 2019).
- **Kinect xef tools:** Librería que extrae de los vídeos (xef), la posición de cada articulación del seguimiento del tiempo, durante un período del tiempo (Isaac-W, 2018).

Para el funcionamiento de la aplicación, es necesario un archivo de lector analizador (ver anexos, código A.5.2), en donde está conformado por los siguientes atributos:

- **Path video:** Dirección del archivo de vídeo a analizar (.xef).
- **Path write:** Dirección del archivo resultante (.csv).
- **Joints:** Vector numérico que muestra los índices de las articulaciones que se desean extraer la información.
- **Frame data:** Vector de vectores de cadenas, la cual por cada vector de cadena se indica el segmento de vídeo de extracción de datos (punto de inicio y punto final).

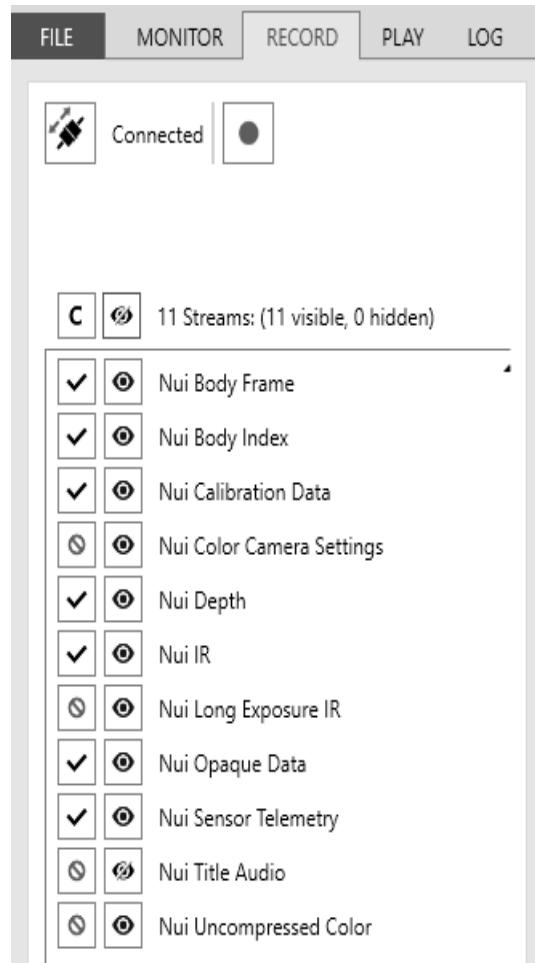
### 3.2.4. Kinect configuration verifier

Herramienta del kit de desarrollo de software del sensor del Kinect, que tiene como objetivo analizar la computadora que se encuentra conectado al sensor, verificando las compatibilidades del hardware (e.g. procesador, controlador de usb, sistema operativo, conexión del sensor), además de chequear la comunicación con la cámara (e.g. canales de color y de profundidad).

### 3.2.5. Kinect studio

Herramienta del kit de desarrollo de software del sensor del Kinect que se utiliza para monitorear, grabar (Vídeos .xef) y reproducir datos de la cámara (studio developers, 2014), a partir de los siguientes canales:

Figura 3.10: Canales por defecto para grabar un vídeo en Kinect studio



**Fuente:** Propia.

■ Activos:

- **NUI body frame:** Encargado de los datos con relación al seguimiento del esqueleto.
- **NUI body Index:** Identifica de 1 a 6 esqueletos con su respectivo índice.
- **NUI calibration data:** Responsable de obtener la mayor precisión de datos.
- **NUI depth:** Controla y obtiene los datos de profundidad.
- **NUI ir:** Monitoreo de los sensores de profundidad.
- **NUI opaque data:** Disminuye el ruido de la luz.
- **NUI sensor telemetry:** Encargado de actualizar y obtener nuevos datos en un período de tiempo.

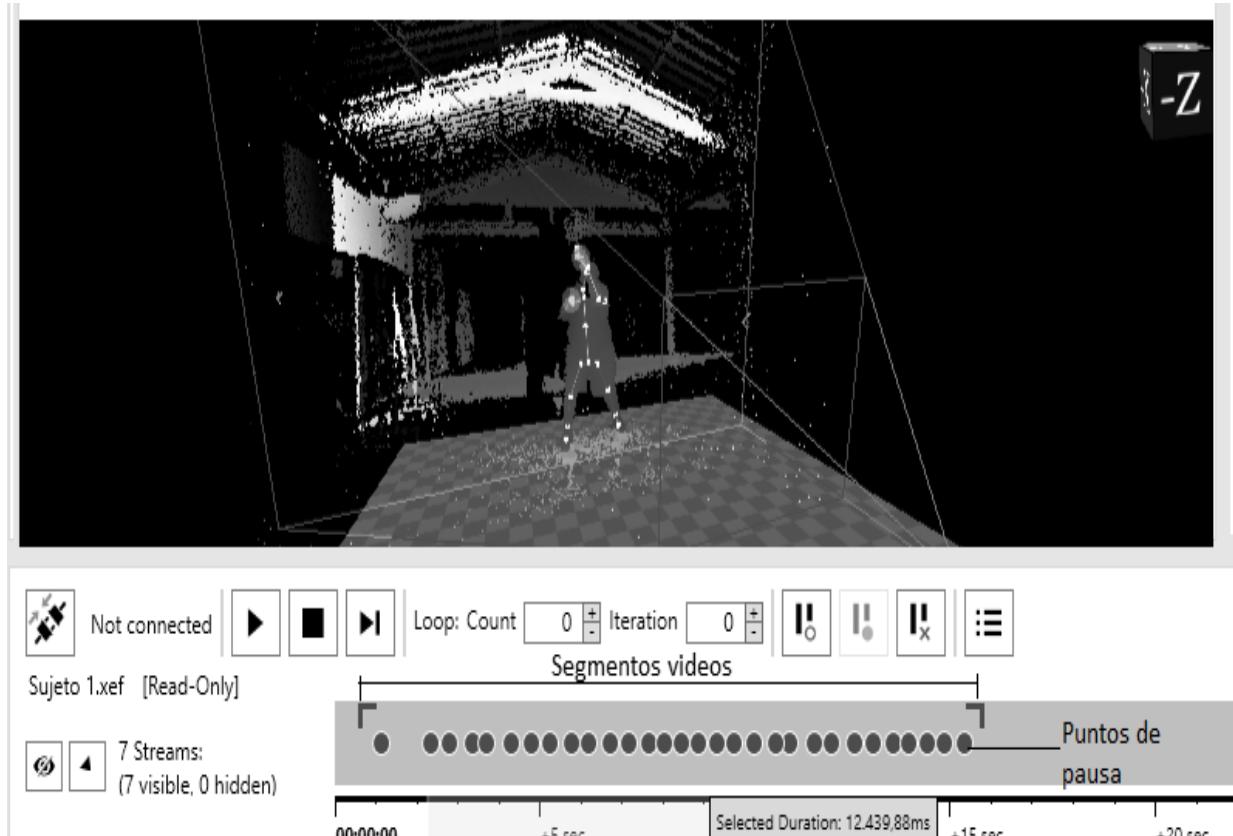
■ Inactivos:

- **NUI color camera settings:** Encargado de la conversión de colores (e.g. YUV o RGB)
- **NUI long exposure ir:** Identifica objetos externos al seguimiento del esqueleto (e.g. mesa, pelota, pesa).

- **NUI uncompressed color:** Responsable de obtener los datos de color (e.g. código de colores de un semáforo).

Así mismo esta herramienta proporciona una interfaz gráfica para ver y analizar los vídeos a partir de segmentos (parte de inicio y fin) y puntos de pausas.

Figura 3.11: Lectura de vídeo .xef

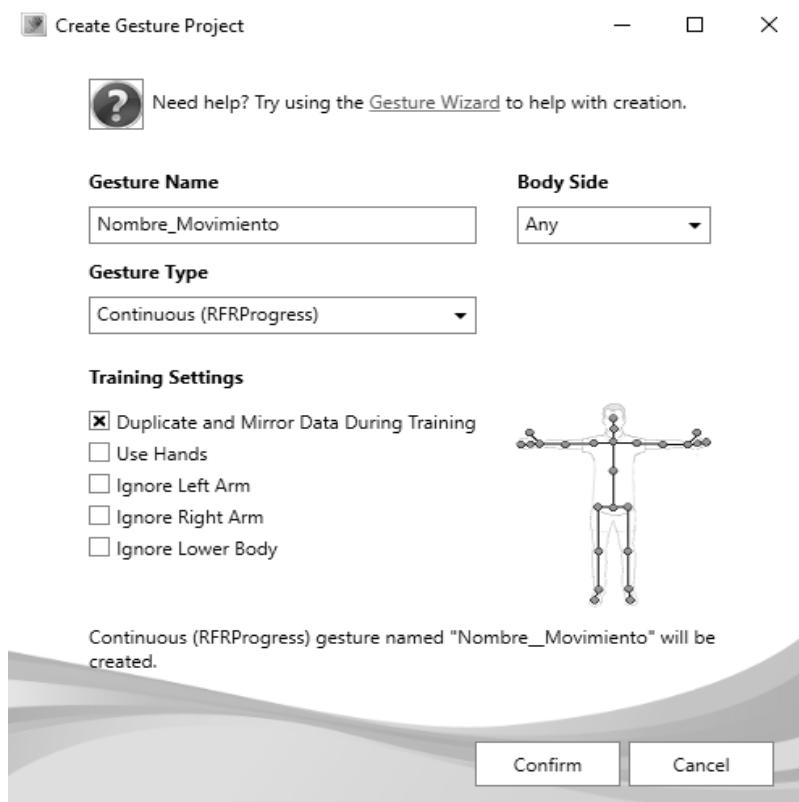


Fuente: Propia.

### 3.2.6. Visual Gesture Builder

Herramienta que genera datos para la detección de gestos en tiempo de ejecución, usando tecnologías de máquinas de aprendizaje (Random Forest Regression), con el fin objetivo de reconocer un gesto (e.g. saltar, bailar, sentarse) (K. G. B. developers, 2014), a través de la etiquetación de fotogramas y la configuración de las siguientes variables:

Figura 3.12: Variables de configuración de Visual Gesture Builder



**Fuente:** Propia.

- **Gesture name:** Nombre del movimiento (Recuperado del formulario de registro de movimiento, atributo de nombre).
- **Body side:** Valor por defecto es ninguno, debido que no importa el lado que se está ejecutando el movimiento, en caso de que sea un movimiento unilateral, el modelo replica un modelo espejo, por ejemplo una patada lateral derecha es la réplica de una patada lateral izquierda.
- **Gesture type:** El valor por defecto es RFRProgress (Algoritmo de Random Forest Regression), debido que está analizando movimientos continuos (e.g. salto, patada, saque).
- **Duplicate and mirror data during training:** Se selecciona, si no es un movimiento unilateral (Ver formulario de registro de movimiento, atributo unilateral), debido que replica datos de lado izquierdo al lado derecho y viceversa, por ejemplo en un salto.
- **User hand:** El valor de defecto es falso, debido que no se está analizando el agarre de la mano ante un objeto (e.g. balón, pesa, raqueta).
- **Ignore part body:** Se activan aquellas partes del cuerpo que se desean ignorar durante el movimiento (Ver formulario de registro de movimiento, articulaciones ignoradas).

Luego de configurar las variables globales, el proyecto creará una base de datos de gesturas vacío, la cual debe adjuntar todos los videos (.xf) y por cada video se debe etiquetar los valores de fotogramas (Según los pasos definido en el formulario de registro de movimiento), con el fin objetivo de:

- **Construir:** Acción que entrena y genera el modelo a partir de un archivo de base de datos de gesturas (.gbd).
- **Analizar:** Función que permite seleccionar archivos de base de datos de gesturas y posteriormente compararlo con vídeos previamente etiquetados, encontrando el valor real (valor de la etiqueta) y el valor pronosticado del modelo (estos valores son usado para completar la hoja de observación de errores modelo, ver anexos, tabla A.4.2).

### 3.2.7. Herramienta para el análisis de datos

Se utilizó el software Microsoft Excel, para la tabulación y organización de los datos.

## 3.3. Procedimiento

Para el presente proyecto, se implementó una metodología en cascada con las siguientes actividades:

Figura 3.13: Metodología de cascada



Fuente: Propia.

### 3.3.1. Selección del movimiento

El investigador visitó a cada equipo deportivo durante los días de entrenamiento (e.g. Lunes de taekwondo, martes de tenis de mesa y miércoles de animación). Previamente al entrenamiento, el equipo deportivo realizaba series de movimientos que ayudan a calentar y estirar el cuerpo humano. Luego del calentamiento, el entrenador enseñaba a los atletas, las técnicas que ayudan a mejorar el rendimiento deportivo (e.g. Patadas, atrapadas, saques, remates), y posteriormente cada atleta replicaba los movimientos. Por último, el investigador con la ayuda del equipo deportivo, seleccionaron un movimiento de calentamiento (e.g. Jumping jacks, patada lateral y saque derecha).

### 3.3.2. Toma de datos

El investigador visitó nuevamente a cada equipo deportivo y esperó que finalizara la rutina de calentamiento (durante esa actividad, el investigador instaló el prototipo de toma de datos en el lugar asignado), posteriormente al calentamiento, el entrenador seleccionaba a un atleta para participar en la toma de datos (en paralelo, los atletas restantes continuaban con su entrenamiento), el atleta llegaba con el investigador y realizaba dos actividades distintas:

- La primera actividad constaba en posicionar correctamente al atleta, dicha posición depende de dos condiciones: La primera se chequeaba que se dibuje completamente el seguimiento del esqueleto y la segunda se verificaba que el seguimiento no falle durante la ejecución del movimiento válido, lo

cual se le solicitaba al atleta realizar 2 repeticiones de prueba. Sí se cumple ambas condiciones, el investigador apuntaba las observaciones de la altura del usuario y la distancia de profundidad entre el sensor y la cadera central del atleta (capturadas por el instrumento de detección de profundidad).

- Al encontrar la posición correctamente, el entrenador le programaba al atleta una rutina en base al movimiento seleccionado (la rutina puede ser dos tipos: Por tiempo o por cantidad de repeticiones), posteriormente se terminaba con la grabación de la rutina del deportista, la cual consistía en grabar repeticiones del movimiento válido.

Se debe tomar en cuenta que estas dos actividades se realizaban por cada atleta del equipo deportivo, durante el tiempo de entrenamiento.

Figura 3.14: Fotografías durante la toma de datos



Fuente: Propia

### 3.3.3. Documentación del movimiento

El investigador realizó una breve entrevista a cada entrenador y algunos atletas (similar a un grupo focal), con la finalidad de detallar todos los aspectos de los movimientos, además de definir los pasos requeridos de cada movimiento válido. Posteriormente a la entrevista, el investigador completó todos los formularios respectivos de movimiento (Formularios de datos de entradas):

### 3.3.3.1. Formularios de entradas de tenis de mesa

Figura 3.15: Formulario de movimiento de tenis de mesa

1. INFORMACIÓN GENERAL DEL MOVIMIENTO					
1.1. Nombre		Derecha (estático)			
1.2. Descripción		Movimiento para entrenar el saque de la pelota.			
1.3. Es un movimiento unilateral		Si / no			
2. ARTICULACIONES UTILIZADAS EN EL MOVIMIENTO					
2.1. Partes del cuerpo ignoradas		A. Brazo derecho		B. Brazo izquierdo	C. Cuerpo Inferior
3. INFORMACIÓN GENERAL DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
3.1. # de pasos	2	3.2. Offset	$\frac{1}{\# \text{pasos}-1} = \frac{1}{2-1} = 1$	3.3. Valor de identificación	$\frac{1}{\# \text{pasos}} = \frac{1}{2} = 0.5$
4. INFORMACIÓN ESPECÍFICA DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
4.1. Paso	4.2. Diagrama		4.3. Descripción		4.4. Etiqueta
1			Abra las piernas y doble las rodillas de tal manera que pueda ejercer fuerza en las caderas superiores, posteriormente gire un poco su cadera al lado correspondiente (Derecha e izquierda), y así mismo forme una "V" con respecto a su codo y mano de uso, mientras que la otra mano se coloca en la boca del estómago (Cerca del ombligo).		0 0<fm<0.5
2			Gire todo su cuerpo hasta llegar al centro de la cabeza, de tal modo de formar una "V" con respecto a su cabeza, codo y mano de uso (Formando un triángulo), se debe tomar en cuenta que la otra mano debe estar siempre cerca de la boca del estómago.		1 0.5<fm<1

Fuente: Propia.

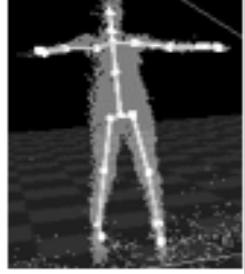
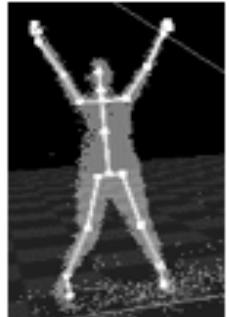
Figura 3.16: Formulario de rutina de tenis de mesa

1. DETALLE DELCALENTAMIENTO				
1.1. Descripción	1.2. Movimientos	1.3. Series	1.4. Repeticiones	1.5. Tiempo
Calentamiento con tu cuerpo	Walking Quad stretch Kneeling hip flexor Chest stretches Calf stretch Push up Jumping jacks	6	10 a 15 repeticiones	15 minutos
Calentamiento con el ambiente	Run Service of tenis ball	5 100 balls	50 mts	20 minutos
1.6. Imágenes				
 				
 				
2. DETALLE DE LA RUTINA				
2.1. Movimiento	Derecha			
2.2. Tipo rutina	A. Rutina	B. Si/No	C. Descripción	D. Valor
	For time	No	Tiempo empleado	No aplica
	Escaleras	Si	Patrones de repeticiones	20-20-10 = 50 repeticiones

Fuente: Propia

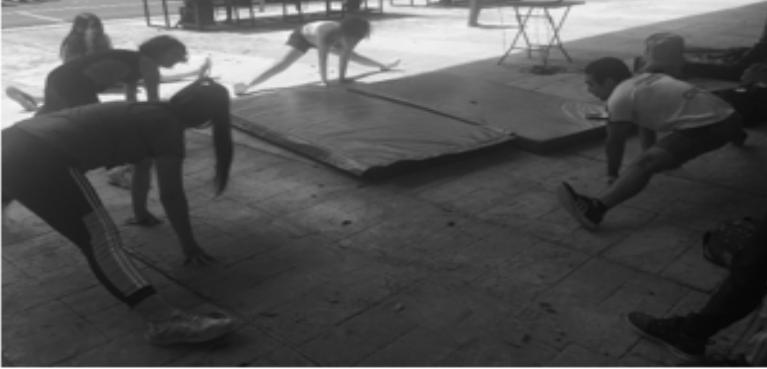
### 3.3.3.2. Formularios de entradas de animación

Figura 3.17: Formulario de movimiento de animación

1. INFORMACIÓN GENERAL DEL MOVIMIENTO					
1.1. Nombre		Jumping Jacks			
1.2. Descripción		Movimiento de calentamiento de salto			
1.3. Es un movimiento unilateral		Sí / No			
2. ARTICULACIONES UTILIZADAS EN EL MOVIMIENTO					
2.1. Partes del cuerpo ignoradas		A. Brazo derecho		B. Brazo izquierdo C. Cuerpo Inferior	
3. INFORMACIÓN GENERAL DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
3.1. # de pasos	3	3.2. Offset	$\frac{1}{\# \text{ pasos}-1} = \frac{1}{3-1} = 0.5$	3.3. Valor de identificación	$\frac{1}{\# \text{ pasos}} = \frac{1}{3} = 0.33$
4. INFORMACIÓN ESPECÍFICA DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
4.1. Paso	4.2. Diagrama		4.3. Descripción	4.4. Etiqueta	4.5. Rango de identificación
1			El atleta debe pararse de manera firme, la cual consiste en observar una dirección, así mismo la parte inferior debe tocarse (Ambas rodillas deben permanecer juntas) y los pies deben mirar hacia enfrente, además en la parte superior del cuerpo, los brazos y manos deben tocar el torso de cuerpo, creando así una "I" en todo el cuerpo.	0	0 < fm < 0.33
2			Debe desplazarse las piernas hacia afuera y así mismo los brazos y manos deben llegar a la altura de los hombros (Formando una "T", entre los brazos y el torso del cuerpo)	0.5	0.33 < fm < 0.66
3			Debe pararse firmemente con las piernas abiertas, y así mismo los brazos y manos deben estar arriba de la cabeza (formando una "x" entre todo el cuerpo).	1	0.66 < fm < 1

Fuente: Propia

Figura 3.18: Formulario de rutina de animación

1. DETALLE DEL CALENTAMIENTO				
1.1. Descripción	1.2. Movimientos	1.3. Series	1.4. Repeticiones	1.5. Tiempo
Calentamiento con tu cuerpo	Ankle Bounces SideStep Lunge Kneeling Hip Flexor Walking Lunge Stretch Walking Squad Stretch Chest Stretches Straddle sit	5	20 a 25 repeticiones	20 minutos
1.6. Imágenes				
				
				
2. DETALLE DE LA RUTINA				
2.1. Movimiento	Jumping Jacks			
2.2. Tipo rutina	A. Rutina	B. Si/No	C. Descripción	D. Valor
	For time	Si	Tiempo empleado	2 minutos con 45 segundos
	Escaleras	No	Patrones de repeticiones	No aplica

Fuente: Propia

### 3.3.3.3. Formularios de entradas de taekwondo

Figura 3.19: Formulario de movimiento taekwondo

1. INFORMACIÓN GENERAL DEL MOVIMIENTO					
1.1. Nombre		Patada lateral			
1.2. Descripción		Un golpe con trayectoria recta que se ejecuta con una pierna en combates.			
1.3. Es un movimiento unilateral		Sí / no			
2. ARTICULACIONES UTILIZADAS EN EL MOVIMIENTO					
2.1. Partes del cuerpo ignoradas		A. Brazo derecho	B. Brazo izquierdo	C. Cuerpo Inferior	
3. INFORMACIÓN GENERAL DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
3.1. # de pasos	4	3.2. Offset	$\frac{1}{\# \text{ pasos}-1} = \frac{1}{4-1} = 0.33$	3.3. Valor de identificación	$\frac{1}{\# \text{ pasos}} = \frac{1}{4} = 0.25$
4. INFORMACIÓN ESPECÍFICA DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
4.1. Paso	4.2. Diagrama		4.3. Descripción	4.4. Etiqueta	4.5. Rango de identificación
1			Posíóngase con piernas abiertas de forma lateral y frontal (Formando un triángulo entre sus tobillos y su centro de cadera), además la parte del cuerpo superior debe estar en posición de combate.	0	0<fm<0.25
2			Levante su rodilla correspondiente hasta la altura de la rodilla opuesta (Creando una "L" entre la rodilla, cadera y pierna), utilice el cuerpo superior como apoyo.	0.33	0.25<fm<0.50
3			Extienda completamente su pierna correspondiente, tratando de formar una "L" con sus piernas, teniendo como apoyo la parte del cuerpo superior.	0.66	0.50<fm<0.75
4			Amortigüe la caída de la patada, regresando a la posición de combate inicial, tomando en cuenta que estará de forma inversa (Espaldas).	1	0.75<fm<1

Fuente: Propia

Figura 3.20: Formulario de rutina de taekwondo

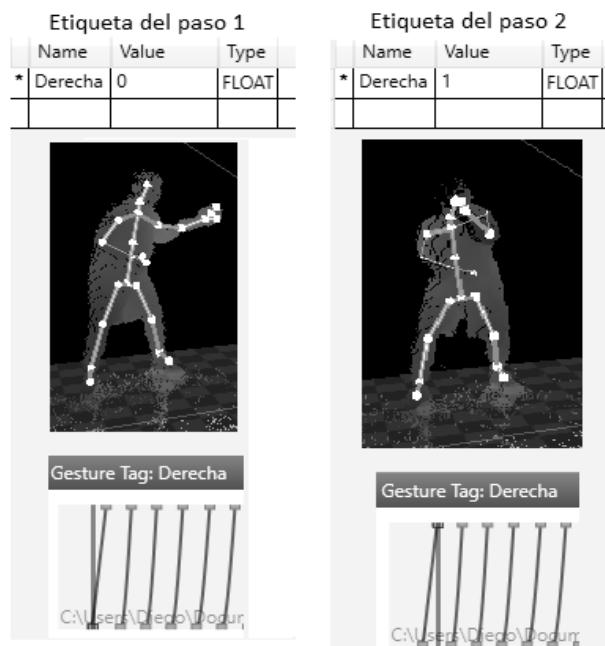
1. DETALLE DELCALENTAMIENTO				
1.1. Descripción	1.2. Movimientos	1.3. Series	1.4. Repeticiones	1.5. Tiempo
Calentamiento con tu cuerpo	Push up Squat Prone Bridge Plank Foot Foward Jump Row Kneeling Hip Flexor	6	10 a 15 repeticiones	25 minutos
Calentamiento con el ambiente	Run	20	100 mts	20 minutos
1.6. Imágenes				
				
				
				
2. DETALLE DE LA RUTINA				
2.1. Movimiento	Patada lateral			
2.2. Tipo rutina	A. Rutina	B. Si/No	C. Descripción	D. Valor
	For time	No	Tiempo empleado	No aplica
	Escaleras	Si	Patrones de repeticiones	3-3-4 = 10 repeticiones

Fuente: Propia

### 3.3.4. Etiquetación de videos

El investigador creó desde cero, una base de datos de gesturas por movimiento (a partir del instrumento Visual Gesture Builder), luego se adjuntó a la base de datos, todos los vídeos recuperados de la actividad de la toma de datos, y por cada vídeo se analizó fotograma por fotograma, asignando un valor a cada paso del movimiento, tal como se muestra en la figura de proceso de etiquetación del movimiento:

Figura 3.21: Proceso de etiquetación del movimiento derecha



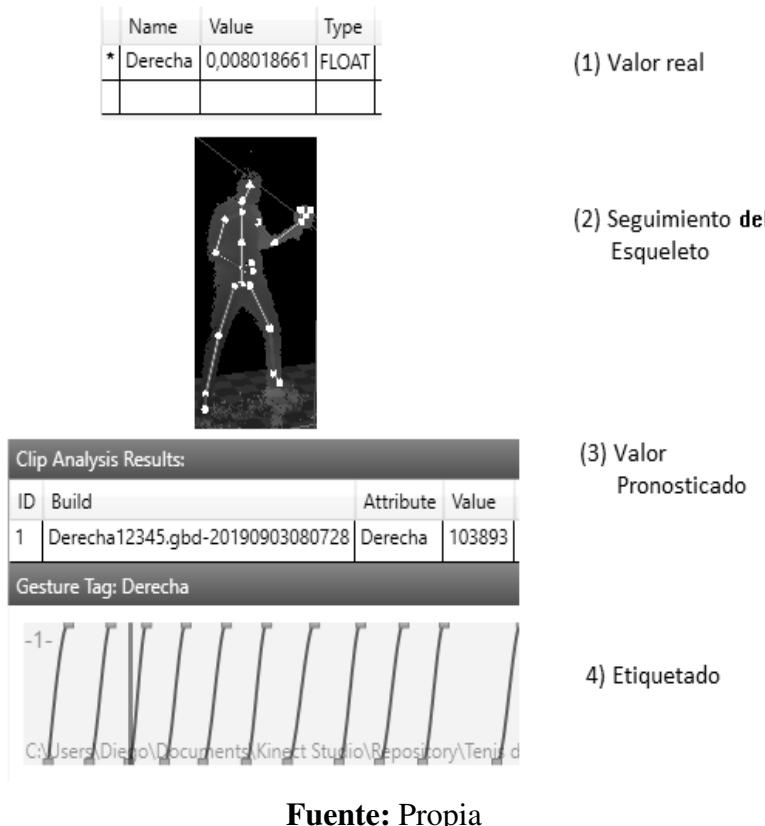
**Fuente:** Propia

### 3.3.5. Construcción y pruebas del modelo

Por cada modelo, el investigador separó los vídeos etiquetados en dos partes:

- **Vídeos para el entrenamiento y construcción del modelo:** Elementos que permiten entrenar el modelo, generando un archivo de base de datos de gesturas (.gdb), la cual proporciona el valor del factor de movimiento a partir del algoritmo Random Forest Regression.
- **Vídeos para análisis:** El investigador seleccionó el archivo de bases de datos de gesturas, y posteriormente la herramienta analizó cada vídeo, proporcionando el valor real y pronosticado del modelo, tal como se muestra en la figura de obtención de valores, el valor real es de 0.008018661, mientras que el valor pronosticado es de  $103.893 \times 10^{-6}$ :

Figura 3.22: Obtención del valor real y pronosticado



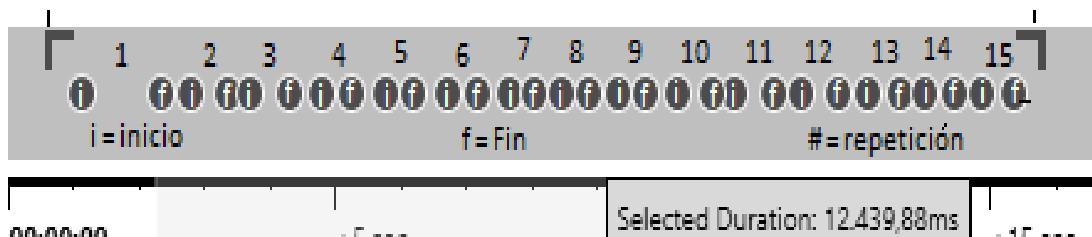
### 3.3.6. Selección y aceptación del modelo

- **Selección:** El investigador realizó tres submodelos distintos por movimiento, con distintos datos de entrenamiento (combinaciones de vídeos de entrenamientos y análisis). Así mismo por cada submodelo se analizó un vídeo de análisis, tabulando los datos reales y pronosticado en una hoja de observaciones (Ver anexos, tabla A.4.2). Posteriormente al proceso de tabulación, se calculó los errores correspondientes de cada modelo (error medio pronosticado, desviación media absoluta y la raíz del error cuadrático medio), seleccionando así el modelo que tenga un menor error.
- **Aceptación:** El investigador verifica la media de los errores de cada submodelo, en caso que el error sea mayor o igual a un medio del valor de reconocimiento (valor recuperado por los formularios del paso de documentación del movimiento) se rechaza el modelo, en caso contrario, se da la aprobación y se construye los intervalos de confianza de detección de los pasos de un movimiento válido, además de calcular los porcentajes de detección de movimiento válido e inválido.

### 3.3.7. Extracción de datos de los vídeos

Por cada modelo aceptado, el investigador extrajo los datos del tiempo y el recorrido de la muñeca derecha de una repetición, con el fin de objetivo de validar que cada modelo fue entrenado con distintos datos, reflejado en una regresión de tiempo y recorrido. Lo cual para construir dicha regresión, el investigador separó por cada vídeo, los renglones de fotogramas de una repetición, listando los tiempos iniciales y finales utilizado para la extracción de datos de vídeos .xef (recuperado del instrumento, Kinect studio).

Figura 3.23: Segmentos de repeticiones de un vídeo



Fuente: Propia

### 3.3.8. Validación del modelo en tiempo real

El investigador realizó una última visita a cada equipo deportivo (cuyo modelo fue aprobado), en dicha visita instaló el prototipo del modelo en lugar asignado (en paralelo, los atletas realizaban el calentamiento), posteriormente a la instalación, el investigador le enseñó al entrenador una versión de prueba de una rutina tabata, dicha prueba lo realizó el investigador (cabe resaltar que el investigador vestía deportivamente y además ejecutó previamente los ejercicios de calentamiento) con una rutina de 1 serie de 10 segundos de descanso y 50 segundos de trabajo. Luego de la prueba, el entrenador seleccionó a un grupo de atletas que no participaron en el proceso de toma de datos, y posteriormente se le programó a cada atleta del grupo, una rutina tabata (cada deportista se posicionó en la distancia de profundidad recomendada).

Figura 3.24: Fotografías durante la validación del modelo



Fuente: Propia

## 3.4. Diseño de la metodología

Esta sección se presenta todos los diseños y cálculos matemáticos y estadísticos encontrados en los resultados.

### 3.4.1. Asignación de valores de etiquetas y rangos de identificación

Estos valores permiten identificar el paso de cada movimiento a partir de las siguientes variables:

- **Offset:** Valor de distribución de etiquetas de cada paso del movimiento, por partes iguales.

Fórmula 3.1: Offset de etiquetas

$$offset = \frac{1}{pasos - 1} \quad (3.1)$$

**Fuente:** Propia

- **Vector de etiquetas:** A cada paso se le distribuye un valor único, cuyo valor se calcula a partir del offset de la etiqueta anterior.

Fórmula 3.2: Asignación de etiquetas

*etiquetas = [0, etiqueta(1), ..., etiqueta(paso), ..., 1], donde*

$$etiqueta(paso) = \begin{cases} 0 & Si es el primer paso \\ etiqueta(paso - 1) + offset & Si es un paso intermedio \\ 1 & Si es el último paso \end{cases} \quad (3.2)$$

**Fuente:** Propia

- **Valor de identificación:** Número que representa la distribución de reconocimiento de pasos por partes iguales:

Fórmula 3.3: Valor de identificación de pasos

$$valor de identificación = \frac{1}{pasos} \quad (3.3)$$

**Fuente:** Propia

- **Rango de identificación:** Rango máximo numérico para identificar un paso.

Fórmula 3.4: Rango máximo de identificación de un paso

*rango = [[inferior, superior]]*

$$rango(paso) = \begin{cases} inferior(paso) = \begin{cases} 0 & paso inicial \\ superior(paso - 1) & paso no inicial \end{cases} \\ superior(paso) = \begin{cases} inferior(paso) + identificación & paso no final \\ 1 & paso final \end{cases} \end{cases} \quad (3.4)$$

**Fuente:** Propia

### 3.4.2. Cálculo indirecto de la altura del usuario

Para el presente proyecto se midió la altura del usuario, a partir de la diferencia entre la altura de la cabeza y la altura promedio de los pies.

Fórmula 3.5: Altura del usuario

$$y_{\text{usuario}} = y_{\text{cabeza}} - \frac{y_{\text{pie derecho}} + y_{\text{pie izquierdo}}}{2} \quad (3.5)$$

**Fuente:** Propia.

### 3.4.3. Cálculo de distancia de profundidad mínima y máxima

Para los siguientes cálculos se utilizaron la hoja de observaciones de profundidad (Ver anexo, tabla A.4.1), aplicando las siguientes funciones de microsoft excel (versión inglés):

- **Average:** Función para determinar la altura promedio.

Fórmula 3.6: Cálculo de altura promedio

$$\text{Altura promedio} = \text{AVERAGE}([\text{Altura}]) \quad (3.6)$$

**Fuente:** función de Excel.

- **Stdev:** Función para determinar la desviación estándar de la altura.

Fórmula 3.7: Cálculo de desviación estándar de la altura

$$\text{desviación de altura} = \text{STDEV}([\text{Altura}]) \quad (3.7)$$

**Fuente:** Función de excel

- **Max:** Función para determinar la profundidad máxima entre el Kinect y el atleta.

Fórmula 3.8: Cálculo de la profundidad máxima

$$\text{Profundidad Max} = \text{MAX}([\text{Profundidad}]) \quad (3.8)$$

**Fuente:** Función de excel

- **Min:** Función para determinar la profundidad mínima entre el Kinect y el atleta.

Fórmula 3.9: Cálculo de la profundidad mínima

$$Profundidad\ Min = MIN([Profundidad]) \quad (3.9)$$

**Fuente:** Función de excel

### 3.4.4. Eventos del Kinect

De acuerdo a la hoja de observaciones de extracción de datos de videos (Ver tabla A.4.3), se recupera la siguiente información:

- **Eventos:** Conjunto de datos del seguimiento del esqueleto, durante un intervalo de tiempo.

Fórmula 3.10: Matriz de eventos del Kinect

$$\begin{array}{ll} \text{Esqueleto} & [SkeletonId, Joint, status, x, y, z] \\ \text{Evento} & [EventoIndex, TotalTime, esqueleto] \\ \\ \text{Eventos} & \left. \begin{array}{c} \text{Tiempo inicial} \\ .. \\ \text{Tiempo final} \end{array} \right\} \left. \begin{array}{c} \text{Evento inicial} \\ .. \\ \text{Eventos no iniciales} \\ .. \end{array} \right\} \left[ \begin{array}{c} \text{Evento}_0 \\ \text{Evento}_1 \\ \text{Evento}_2 \\ .. \\ \text{Evento}_x \end{array} \right] \end{array} \quad (3.10)$$

**Fuente:** Propia.

- **Tiempo relativo:** Describe el tiempo de la repetición, cuyo valor significa la diferencia entre el tiempo total de un evento no inicial y el tiempo total del primer evento.

Fórmula 3.11: Cálculo del tiempo de la repetición

$$relative\ time = TotalTime_{Evento\ x} - TotalTime_{Evento\ inicial} \quad (3.11)$$

**Fuente:** Propia.

- **Distancia euclíadiana:** Describe el desplazamiento de una articulación, basándose en la posición del primer evento inicial y la posición de un evento no inicial:

Fórmula 3.12: Desplazamiento de una articulación

$$|r| = \sqrt{(x_{joint} - x_o)^2 + (y_{joint} - y_o)^2 + (z_{joint} - z_o)^2} \quad (3.12)$$

**Fuente:** Distancia euclíadiana (Ayres, Mendelson, y Handemos, 2001, p. 423)

### 3.4.5. Captura de datos durante una rutina (normalización de datos)

Durante la rutina, los datos del seguimiento del esqueleto son recuperados a partir del kit de desarrollo de software del Kinect, dichos datos son almacenados en la siguiente estructura:

- **I:** Valor numérico único que identifica una articulación.
- **X:** Posición horizontal de la articulación, dibujado en una imagen de dos dimensiones.
- **Y:** Posición vertical de la articulación, dibujado en una imagen de dos dimensiones.
- **Fm:** Factor del movimiento proporcionado por la base de datos de gesturas.
- **P:** Valor numérico que identifica el paso que está realizando un atleta.
- **Tiempo:** Tiempo de captura de datos.
- **Joint:** Vector que almacena la posición de una articulación en una figura de dos dimensiones.
- **Esqueleto:** Vector que almacena todos los vectores de articulaciones del esqueleto humano.
- **Step:** Vector que almacena información del seguimiento del esqueleto, factor del movimiento y el tiempo de un paso.
- **Repetición:** Vector que almacena la información de cada de paso de un movimiento.
- **Serie:** Vector que almacena las repeticiones del movimiento durante una serie.
- **Series:** Vector que almacena la información de cada serie de la rutina.

Fórmula 3.13: Matriz de datos capturados durante una rutina

$$\begin{aligned}
 i & \quad \text{enumerador de la articulación} \\
 x & \quad \text{distancia horizontal (pixeles)} \\
 y & \quad \text{distancia vertical (pixeles)} \\
 joint_i & \quad [i, x, y] \\
 \\ 
 esqueleto & \quad \begin{bmatrix} joint_0 \\ \vdots \\ joint_i \\ \vdots \\ joint_{24} \end{bmatrix} \\
 \\ 
 fm & \quad \text{factor del movimiento} \\
 p & \quad \text{paso del movimiento} \\
 t & \quad \text{tiempo total} \\
 step_p & \quad [fm, p, esqueleto, tiempo] \\
 \\ 
 Repeticion & [step_0, \dots, step_{col}, \dots, step_{last}] \\
 serie & [repeticion] \\
 series & [serie]
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

**Fuente:** Propia.

### 3.4.6. Validación del modelo de reconocimiento de movimiento

El presente proyecto se utilizó dos métodos de validaciones cruzadas (Pérez Planells, Delegido, Rivera-Caicedo, y Verrelst, 2015):

- **Hold out:** Las muestras de datos se separan en dos conjunto, uno para construir y entrenar el modelo (build) y otro para realizar pruebas que dan validez a los márgenes de errores del modelo.
- **K-fold:** Las muestras se dividen en K subconjuntos, y en cada subconjunto se aplica el método hold out.

Tabla 3.4: Validación cruzada, 3-fold de tenis de mesa

Muestra de videos		
1, 2, 3, 4, 5, 6		
Modelo	Builds	Test
1	1, 2, 3, 4, 5	6
2	1, 2, 4, 5, 6	3
3	2, 3, 4, 5, 6	1

**Fuente:** Propia

Tabla 3.5: Validación cruzada, 3-fold de animación

Muestra de videos		
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7		
Modelo	Builds	Test
1	1, 2, 3, 4, 5, 6	1
2	1, 2, 3, 5, 6, 7	4
3	1, 2, 3, 4, 5, 6	7

Fuente: Propia

Tabla 3.6: Validación cruzada, 3-fold de taekwondo

Muestra de videos		
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16		
Modelo	Builds	Test
1	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 16	10
2	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 12, 13, 14, 15, 16	11
3	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 15, 16	12

Fuente: Propia

Posteriormente en la etapa de pruebas, se realizó por cada modelo una hoja de observaciones de valores reales y pronosticados (ver anexo, tabla A.4.2), de modo de encontrar los siguientes errores de pronósticos (Betancourt, 2016):

- **Error medio pronosticado (EMP):** Promedio de diferencia entre el valor real y pronosticado, la cual puede tener tres interpretaciones distintas:
  - **Valor positivo:** En promedio, los valores pronosticado están por debajo de los valores reales.
  - **Valor negativo:** En promedio, los valores pronosticado están por arriba de los valores reales.
  - **Valor cero:** Los valores pronosticados pueden estar por debajo o por arriba de los valores reales.

Fórmula 3.14: Cálculo del error medio pronosticado

$$EMP = \frac{\sum_0^n (Real_x - Pronostic_x \cdot 10^{-6})}{n} \quad (3.14)$$

Fuente: Formula adaptada al proyecto, a partir de la fórmula del error medio pronosticado (Easy, 2017)

- **Desviación media absoluta (DMA):** Promedio de diferencia absoluta entre el valor real y pronosticado, que muestra la dispersión con respecto al valor real.

Fórmula 3.15: Cálculo de la desviación media absoluta

$$DMA = \frac{\sum_0^n (|Real_x - Pronostic_x \cdot 10^{-6}|)}{n} \quad (3.15)$$

**Fuente:** Formula adaptada al proyecto, a partir de la fórmula de la desviación media absoluta (Easy, 2017)

- **Raíz del error cuadrático medio (RECM):** Es la desviación estándar de los errores de predicción, la cual indica qué tan disperso se encuentran los errores con respecto al error medio pronosticado.

Fórmula 3.16: Cálculo de la raíz del error cuadrático medio

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_0^n ((Real - Pronostic \cdot 10^{-6}) - EMP)^2}{n}} \quad (3.16)$$

**Fuente:** Formula adaptada al proyecto, a partir de la fórmula de la raíz del error cuadrático medio (Tutoriales, 2015)

Luego de encontrar los errores, se debe seleccionar el modelo que tenga la menor RECM, y posteriormente encontrar los errores de la muestra total:

Fórmula 3.17: EMP de la muestra total

$$EMP_{muestratotal} = AVERAGE([EMP_{modelo}]) \quad (3.17)$$

**Fuente:** Fórmula de Excel.

Fórmula 3.18: MAD de la muestra total

$$MAD_{muestratotal} = AVERAGE([MAD_{modelo}]) \quad (3.18)$$

**Fuente:** Fórmula de Excel.

Fórmula 3.19: RECM de la muestra total

$$RECM_{muestratotal} = AVERAGE([RECM_{modelo}]) \quad (3.19)$$

**Fuente:** Fórmula de Excel.

Los errores de la muestra total ayudan aceptar o rechazar el modelo; si la RECM promedio es menor a un medio del valor de identificación se aprueba (se divide entre dos, debido que las etiquetas de los pasos intermedios se encuentran a la mitad de cada rango de identificación respectiva). En caso que sea mayor

o igual, se rechaza, debido que los intervalos de confianza colisionan con otros intervalos de confianza (Intervalos que se utiliza para la detección de un paso):

Figura 3.25: Criterios de aceptación de un modelo de detección de los pasos requeridos de un movimiento

Ejemplo de los detalles generales del movimiento			
Cantidad de pasos	Offset	Valor de identificación	
3	0.5	0.33	

---

Caso aprobado: RECM promedio < (Valor de identificación / 2)			
Tabla de ejemplo		Intervalos de confianza	
RECM promedio	Valor de identificación / 2	Paso	Etiqueta
+/- 0.150	0.165	1	0
		2	0.5
		3	1

---

Caso rechazado: RECM promedio >= (Valor de identificación / 2)			
Tabla de ejemplo		Intervalos de confianza	
RECM promedio	Valor de identificación / 2	Paso	Etiqueta
+/- 0.26	0.165	1	0
		2	0.5
		3	1

Fuente: Propia

En la figura 3.25, se separa en tres partes:

- **Detalles generales del movimiento:** Muestra las variables numéricas de un movimiento.
- **Caso aprobado:** Al construir los intervalos de confianza, se observa que no colisionan entre sí.
- **Caso rechazado:** Al construir los intervalos de confianza, se observa que los intervalos del paso 1 colisionan con el paso 2 (debido que el intervalo de confianza inferior del paso 2 se encuentra dentro del intervalo de confianza del paso 1), y los intervalos del paso 2 colisionan con el paso 3 (debido que el intervalo de confianza inferior del paso 3 se encuentra dentro del intervalo de confianza del paso 2).

Además, por cada modelo aprobado se debe encontrar los intervalos de confianza que permite detectar los pasos de un movimiento válido:

Fórmula 3.20: Intervalos de confianza de reconocimiento de un paso

$$\text{intervalo de confianza} = ic = [[\text{inferior}, \text{superior}]]$$

$$ic(\text{paso}) = \begin{cases} \text{inferior}(\text{paso}) = \begin{cases} 0 & \text{si es el primer paso} \\ \text{etiqueta}(\text{paso}) - RECM_{muestratotal} & \text{si es paso intermedio} \\ 1 - RECM_{muestratotal} & \text{si es el último paso} \end{cases} & (3.20) \\ \text{superior}(\text{paso}) = \begin{cases} RECM_{muestratotal} & \text{si es el primer paso} \\ \text{etiqueta}(\text{paso}) + RECM_{muestratotal} & \text{si es paso intermedio} \\ 1 & \text{si es el último paso} \end{cases} \end{cases}$$

**Fuente:** Propia.

Por otro lado, se debe determinar el valor de recognition, número porcentual que determina el porcentaje de detección similar al fotograma de cada paso respectivo, es decir:

- **Porcentaje mayor a cero:** Entre más cercano al 100 %, el factor de movimiento es similar al valor de etiquetado (menor error).
- **Porcentaje menor o igual a cero:** Son modelos rechazado, debido que el error es grande y además no detecta los pasos de un movimiento (por colisiones de los intervalos de confianza).

Fórmula 3.21: Valor de recognition

$$\text{recognition} = 1 - \text{no válidos} = 1 - \frac{RECM_{muestratotal}}{\text{valor de identificación}} \quad (3.21)$$

**Fuente:** Propia.

### 3.4.7. Algoritmo clasificador de un movimiento válido

Se presenta el algoritmo clasificador de repetición de un movimiento válido:

- Entradas:
  - **Paso siguiente:** Variable que lleva el control del orden de todos los pasos detectados.
  - **Factor del movimiento:** Variable que indica la transición del movimiento a partir del algoritmo Random Forest Regression.
  - **Paso detectado:** Variable que indica el paso actual del factor del movimiento.
  - **Paso no detectado:** Variable que no tiene un valor al inicio, la cual se asigna un valor en el caso que sea una repetición inválida (indica el paso del fallo del movimiento).

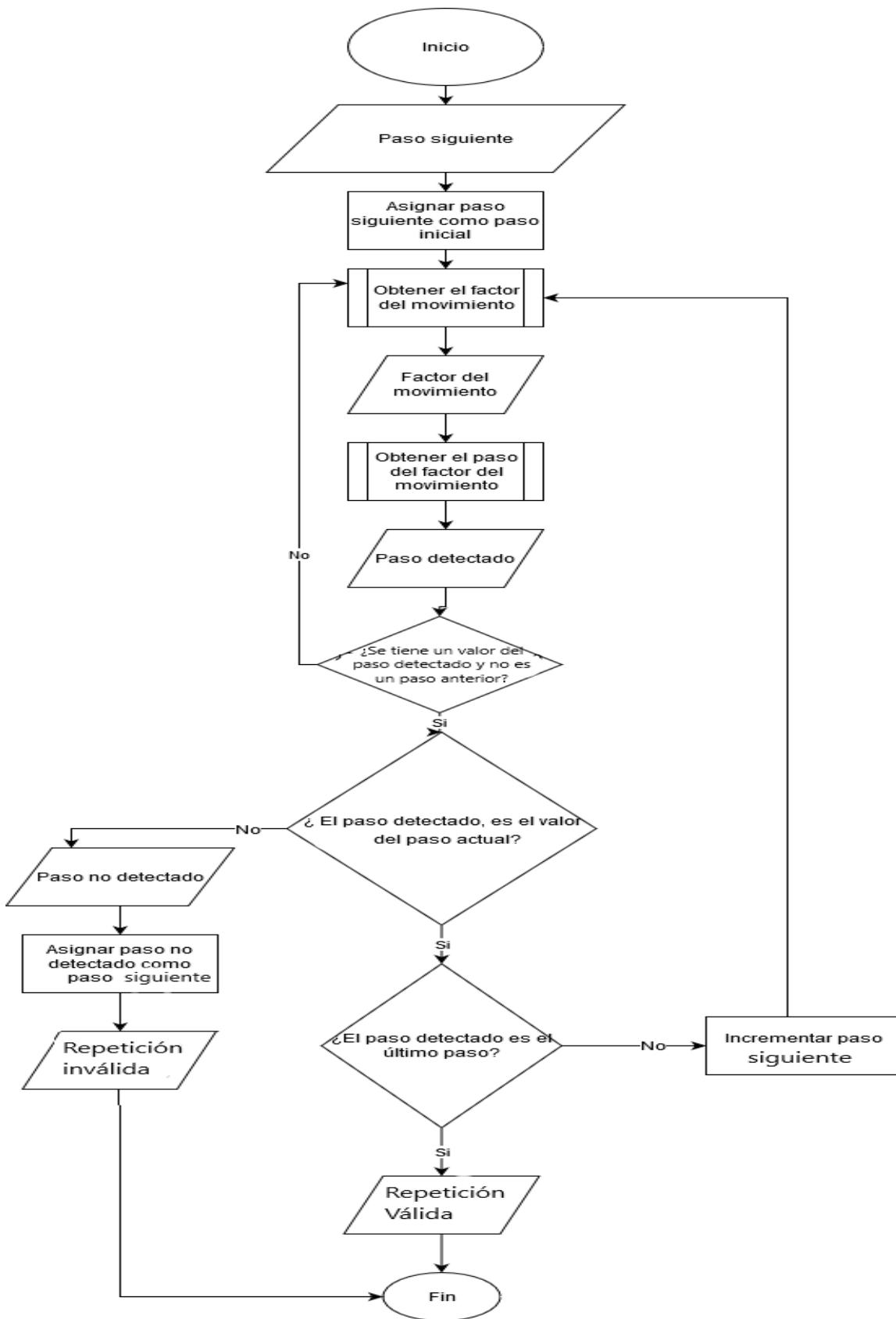
■ Procesos:

1. Asignar el paso siguiente como paso inicial (paso No.1), debido que marca el inicio de la repetición.
2. Capturar un nuevo fotograma del Kinect, y obtener el factor del movimiento del respectivo fotograma, a partir del algoritmo Random Forest Regression y la herramienta, Visual Gesture Builder.
3. Verificar si el factor del movimiento se encuentra en algún intervalo de confianza para obtener el paso detectado, en caso de que no se encuentre, no devolverá ningún valor.
4. Verificar si el paso detectado tiene un valor, además de chequear que no sea un valor anterior (valor anterior del paso siguiente), en caso de que no cumpla ambas condiciones, se debe esperar a capturar un nuevo fotograma (Volver al proceso No.2).
5. Verificar si el paso detectado es igual al paso siguiente, en caso que sea diferente se detectó una repetición inválida (saltar al proceso No. 9).
6. Verificar si el paso detectado es el último paso, en caso contrario (saltar al proceso No. 8)
7. Finalizar algoritmo con repetición válida.
8. Incrementar el paso siguiente y volver a obtener un nuevo fotograma del Kinect (saltar al proceso No. 2).
9. Asignar el paso no detectado como paso siguiente.
10. Finalizar el algoritmo con repetición inválida.

■ Salidas:

- **Repetición válida:** El usuario pasó por todos los pasos de un movimiento válido de forma ordenada.
- **Repetición inválida y su paso no detectado:** El usuario se saltó el paso no detectado, lo cual genera un movimiento inválido.

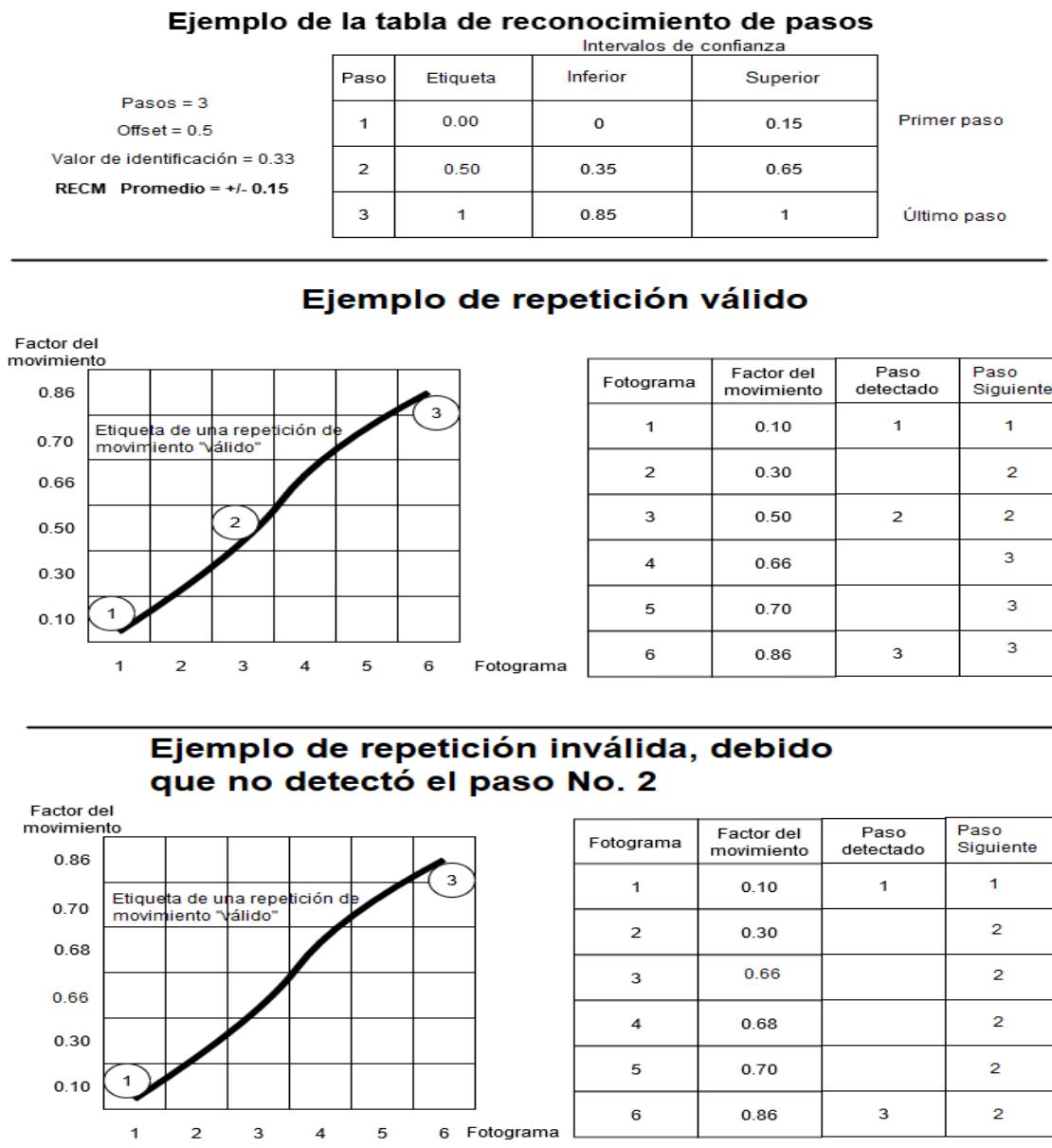
Figura 3.26: Algoritmo clasificador de repetición de un movimiento válido



Fuente: Propia.

Este algoritmo es aplicado para analizar los vídeos de testeos, debido que se etiquetaron repeticiones de movimientos válidos. Sin embargo, al comparar los factores del movimiento de los fotogramas (de los vídeos de testeos), pueden ocurrir que no reconozca un paso, por lo tanto la repetición del movimiento válido se convierte en inválido:

Figura 3.27: Clasificación de repeticiones de movimiento válido o inválido en un vídeo de testeo



Fuente: Propia.

En la figura 3.27, se divide en tres partes:

- **Intervalos de confianza:** Tabla que permite reconocer los pasos del movimiento, si el factor del movimiento se encuentra dentro del intervalo de confianza.
- **Repetición válida:** Es válido, ya que detecta todos los pasos de manera ordenada durante los fotogramas: Uno, tres y seis (observe que los factores del movimiento se encuentran dentro del algún intervalo de confianza).

- **Repetición inválida:** Es inválido, debido que para el fotograma 6, se esperaba detectar el paso dos (paso siguiente), pero se detectó el paso tres, por lo tanto el algoritmo determina que es una repetición inválida.

Este procedimiento permite completar la tabla de observaciones de clasificación de cada vídeo de testeo (ver anexos, tabla A.4.4), en donde por cada repetición etiquetada se verifica todos los pasos, por medio de tres valores:

- **Verdadero:** Si se detectó el paso correspondiente (de manera ordenada).
- **Falso:** Repetición invalida debido que no se detectó el paso correspondiente.
- **Sin valor:** El algoritmo no determinó ningún valor, debido que finalizó al momento que detectó una repetición inválida.

Por otra parte, se puede determinar el porcentaje de válido e inválidos del modelo de clasificador de repeticiones, además de determinar el porcentaje de cada paso no detectado:

Fórmula 3.22: Porcentajes del modelo de clasificador

$$\text{repeticiones válidas} = \text{contarSi}(\text{último paso es verdadero})$$

$$\text{repeticiones inválidas} = \text{repeticiones totales del video} - \text{repeticiones válidas}$$

$$\%_{\text{válidos}} = \frac{\text{repeticiones válidas}}{\text{repeticiones totales del video}} \quad (3.22)$$

$$\%_{\text{inválidos}} = \frac{\text{repeticiones inválidas}}{\text{repeticiones totales del video}}$$

$$\%_{\text{paso no detectado}} = \frac{\text{contarSi}(\text{paso es falso})}{\text{repeticiones inválidas}}$$

**Fuente:** Propia.

Es importante saber si el algoritmo de clasificación de un movimiento válido se aprueba, por lo tanto se debe calcular los porcentajes de referencias válido e inválido, que se determinan a partir del peor de los casos (detecta una repetición válida y las posibles combinaciones de una repetición inválida):

Figura 3.28: Porcentajes de referencias válidos e inválidos

Clasificación en el peor de los casos			
Movimiento 2 pasos			Movimiento 3 pasos
Paso 1	Paso 2	Clasificación	Paso 1
Falso		Inválida	Falso
Verdadero	Falso		Verdadero
Verdadero	Verdadero		Verdadero

$\% \text{ ref Válida} = \frac{1}{3} = \frac{1}{\text{pasos} + 1}$	$\% \text{ ref Válida} = \frac{1}{4} = \frac{1}{\text{pasos} + 1}$
$\% \text{ ref Inválida} = \frac{2}{3} = \frac{\text{pasos}}{\text{pasos} + 1}$	$\% \text{ ref Inválida} = \frac{3}{4} = \frac{\text{pasos}}{\text{pasos} + 1}$

**Fuente:** Propia.

A partir de los porcentajes de referencias de clasificación, se pueden presentar dos casos:

- **Clasificación Aceptable:** Si el porcentaje de detección válida es mayor al porcentaje de referencia válida (Por consiguiente el porcentaje de detección inválida es menor al porcentaje de referencia inválida).
- **Clasificación no aceptable:** Si el porcentaje de detección válida es menor o igual al porcentaje de referencia válida (Por consiguiente el porcentaje de detección inválida es mayor o igual al porcentaje de referencia inválida).

### 3.4.8. Diseño de los resultados de una rutina tabata

En esta sección se determina los resultados de la rutina de tabata, dichos resultados son encontrados a partir del seguimiento del esqueleto, la cual proporciona información de las variables de los detalles del paso y repetición (Ver fórmula 3.13), con el fin objetivo de encontrar la siguiente información:

- **Volumen de repeticiones:** Sumatoria de las cantidades totales de repeticiones de una serie.

### Código 3.1: Pseudocódigo para obtener las repeticiones totales de una rutina

Entradas :

    Series de repeticiones del movimiento  
    Contador de Repeticiones

Procesos :

    Recorrer cada serie de repeticiones del movimiento :  
        Contar las repeticiones de la serie  
        Sumar al contador de repeticiones

Salida :

    Contador de repeticiones

**Fuente:** Propia.

- **Duración:** Tiempo total que se emplea en una rutina, tomando en cuenta todas las series de trabajos y descansos.

### Fórmula 3.23: Cálculo de la duración de tiempo de una rutina

$$Duration = \sum_{i=0}^{series} restTime + \sum_{i=0}^{series} workTime = series(restTime + workTime) \quad (3.23)$$

**Fuente:** Elaborado por el autor de tesis

- **Resistencia:** Construye la estructura de la gráfica de la resistencia de un atleta durante una rutina a partir del recorrido de todas la series, posteriormente en cada serie se recorre todas las repeticiones y luego en cada repetición se almacena el tiempo acumulado de la rutina y la cantidad de repeticiones que lleva el atleta a ese momento.

### Código 3.2: Pseudocódigo para crear la gráfica de resistencia

Entradas :

    Series de repeticiones del movimiento  
    Gráfico en donde almacena  
        Subgráfico que está compuesto por  
            Nombre de la serie  
            Listado de puntos en donde cada punto  
                Guarda el tiempo (eje x)  
                Guarda el numero de repetición (eje y)

Proceso :

    Crear gráfico  
    Recorrer cada serie de repeticiones del movimiento  
        Crear subgráfico  
        Obtener el número de serie  
        Crear el listado de puntos  
        Recorrer cada repetición de la serie  
            Obtener el número de repeticiones acumuladas  
            Obtener el tiempo del paso final de la repetición  
            Crear un punto  
            Guardar punto en el listado de puntos  
        Almacenar en el subgráfico el número de serie y listado de puntos  
        Guardar subgráfico en el listado que tiene el gráfico

Salida :

    Gráfico de resistencia

Fuente: Propia.

- **Potencia:** Resultado que muestra la cantidad máxima de repeticiones en el menor tiempo posible, la cual se encuentra a partir del recorrido de las series, luego en cada serie se determina la cantidad de repeticiones totales y el tiempo acumulado de la última repetición, encontrando:

- Una mayor cantidad de repeticiones almacenada anteriormente
- La misma cantidad de repeticiones almacenada anteriormente, pero se verifica si el tiempo acumulado es menor.

### Código 3.3: Pseudocódigo para obtener la potencia

Entradas :

    Series de repeticiones del movimiento  
    Potencia en donde almacena  
        Cantidad de repeticiones acumuladas de una serie  
        Tiempo total de la última repetición de la serie

Procesos :

    Crear potencia  
    Recorrer cada serie de repeticiones del movimiento  
        Obtener la última repetición de la serie  
            Obtener el número de repeticiones acumuladas  
            Obtener el tiempo del paso final de la repetición  
            ¿El número de repeticiones acumuladas aumentó?  
                Si  
                    Almacenar los datos en potencia  
                Sino si , ¿El número de repeticiones permaneció igual?:  
                    ¿El Tiempo total disminuyó?:  
                        Si  
                            Almacenar los datos en potencia

Salida :

    Potencia

Fuente: Propia.

- **Velocidad:** Razón de cambio separado por:

- **Repeticiones por serie:** Variable que se determina a partir del promedio total de repeticiones por serie.
- **Tiempo por repetición:** Variable que se determina a partir del promedio de la diferencia entre el tiempo del paso final y tiempo del paso inicial (tiempo de una repetición) de cada repetición realizada por el atleta.

#### Código 3.4: Pseudocódigo para obtener las velocidades de las rutinas

Entradas :

Series de repeticiones del movimiento

Velocidad en donde almacena

Repeticiones por serie

Tiempo por serie

Proceso :

Crear velocidad

Crear un listado de tiempos de repeticiones

Crear un listado de repeticiones de series

Recorrer cada serie de repeticiones del movimiento

Obtener el total de repeticiones de la serie

Agregar al listado de repeticiones de series

Recorrer cada repetición de la serie

Obtener el tiempo del paso inicial de la repetición

Obtener el tiempo del paso final de la repetición

Encontrar la diferencia de tiempos del paso final e inicial

Almacenar en el listado de tiempos de repeticiones

Encontrar el promedio de repeticiones de series

Transformar a número entero el promedio de repeticiones de series

Encontrar el promedio de tiempos de repeticiones

Almacenar ambos promedios en velocidad

Salida :

Velocidad

Fuente: Propia.

## 3.5. Criterios del proyecto

En esta sección se presenta todos los criterios que se siguieron para crear el modelo de reconocimientos de movimientos:

### 3.5.1. Criterios de selección de movimiento

- El investigador y el entrenador de cada deporte seleccionaron aquellos movimientos que se ejecutan dentro del área de visión del sensor Kinect.
- El movimiento no debe ser complejo, es decir que cualquier persona pueda realizar dicho movimiento, sin importar su nivel deportivo.
- Debe ser un movimiento que se emplea constantemente en el deporte, para aprender nuevos movimientos complejos.

### **3.5.2. Criterios de análisis de movimiento**

- Cada movimiento debe tener una articulación de análisis.
- El conjunto de articulaciones que interactúan en el movimiento, se debe seleccionar con base a la separación del cuerpo humano, es decir, la parte inferior (Articulaciones abajo de la cadera central) o superior (Articulaciones arriba de la cadera central).

### **3.5.3. Criterios de etiquetación de movimiento**

- Cada repetición del movimiento debe pasar por todos los pasos.
- El rango de etiquetación debe estar entre valores de 0 (paso inicial) y 1 (paso final).
- La curva de aprendizaje de cada repetición, debe ser similar a una gráfica de forma en ese "s".
- No se etiqueta los datos de ruidos durante una repetición del movimiento (e.g. Interrupciones, errores en el seguimiento del esqueleto).

### **3.5.4. Criterios de error del modelo**

- Se debe calcular la dispersión entre los datos de la muestra y su media, a partir de la raíz del error cuadrático medio (RECM).
- Se debe calcular la dispersión entre los datos reales y pronosticado a partir de la desviación media absoluta (DMA).
- El error se encuentra en un rango de 0 a 1.

### **3.5.5. Criterios de selección del submodelo**

- Se selecciona el submodelo que contenga la menor RECM, en caso que exista RECM iguales, se escoge el modelo que tenga la menor DMA.

### **3.5.6. Criterios de aceptación del modelo**

- El modelo seleccionado debe considerar los errores de todas las muestras, a partir del promedio de errores de los submodelos comparados.
- Se aprueba el modelo, si el valor promedio de la RECM es menor a un medio del valor de identificación.

### **3.5.7. Criterios de aceptación del algoritmo clasificador**

- Se debe determinar los porcentajes válidos e inválidos a partir de los datos de testeos.
- Se debe determinar los porcentaje inválidos de cada paso respectivo.
- El porcentaje real de válidos debe ser mayor al porcentaje de referencia de válido.
- El porcentaje real de inválidos debe ser menor al porcentaje de referencia de válido.





# Capítulo 4

## Presentación y análisis de resultados

### 4.1. Distancias de profundidades recomendadas entre el atleta y el sensor

En la siguiente tabla se muestra un resumen general de las características de la muestra de cada equipo deportivo, en ella se describe la altura promedio y las distancias recomendadas para ejecutar correctamente el seguimiento del esqueleto (renderización completa del esqueleto humano), dichos datos fueron capturados por el sensor Kinect a una altura de 0.70 metros desde el suelo y tomando como punto de referencia, la cadera central de cada atleta:

Tabla 4.1: Distancias de profundidades recomendadas para el funcionamiento del seguimiento del esqueleto

Características generales			Distancias de profundidades recomendadas entre el usuario y el sensor	
Deporte	Altura promedio (metros)	Desviación estándar de la altura (metros)	Mínima (metros)	Máxima (metros)
Tenis de mesa	1.302435	+/- 0.088683	3.505103	3.990376
Animación	1.342471	+/-0.059301	2.763813	3.411942
Taekwondo	1.373372	+/-0.098490	2.556640	3.869427

Fuente: Propia

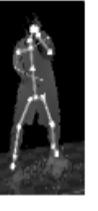
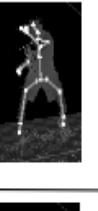
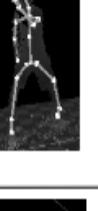
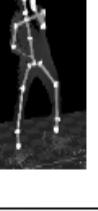
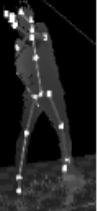
### 4.2. Muestras de fotogramas del movimiento

En esta sección se realizó por cada equipo deportivo, una tabla en donde se muestra los fotogramas del seguimiento del esqueleto de cada atleta (utilizados para los entrenamientos y los testeos del algoritmo Random Forest Regression), con la finalidad de mostrar distintas formas correctas para ejecutar un paso (de acuerdo al profesional). Así mismo por cada fotografía se muestra cuatro elementos importantes:

- El fondo de color negro.
- El piso representado por cuadros de colores grises.
- La figura del atleta figurado por una sombra de color gris.

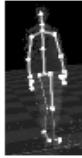
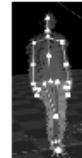
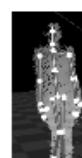
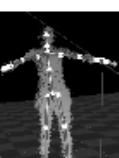
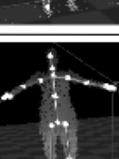
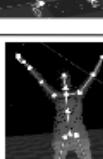
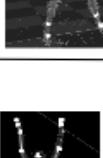
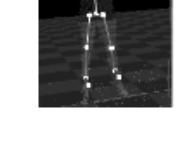
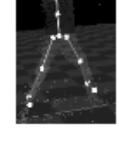
- El seguimiento del esqueleto conformado por puntos (articulaciones) y líneas de color blanco (unión de dos articulaciones).

Figura 4.1: Fotogramas de 6 sujetos del equipo de tenis de mesa

Sujeto	Paso 1	Paso 2
1		
2		
3		
4		
5		
6		

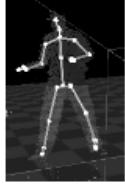
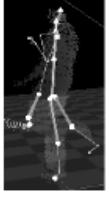
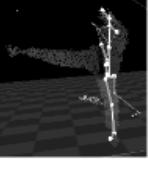
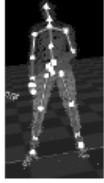
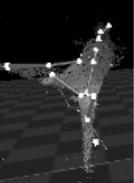
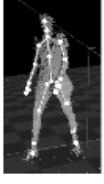
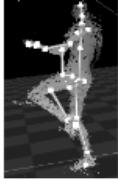
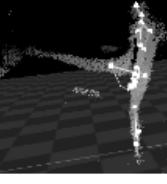
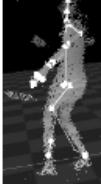
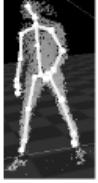
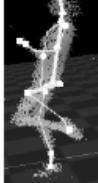
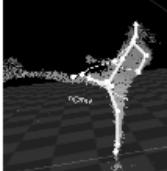
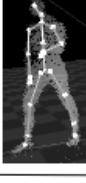
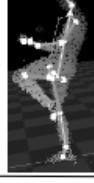
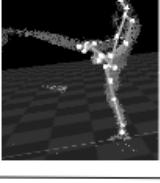
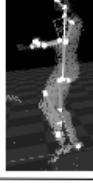
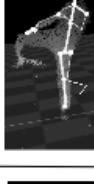
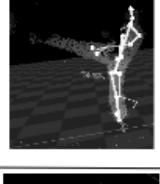
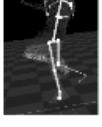
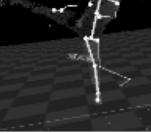
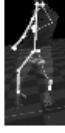
**Fuente:** Recuperado por los vídeos de trabajo de campo (ver instrumento 3.2.5)

Figura 4.2: Fotogramas de 7 sujetos del equipo de animación

Sujeto	Paso 1	Paso 2	Paso 3
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			

**Fuente:** Recuperado por los videos de trabajo de campo (ver instrumento 3.2.5)

Figura 4.3: Fotogramas de 7 sujetos del equipo de taekwondo

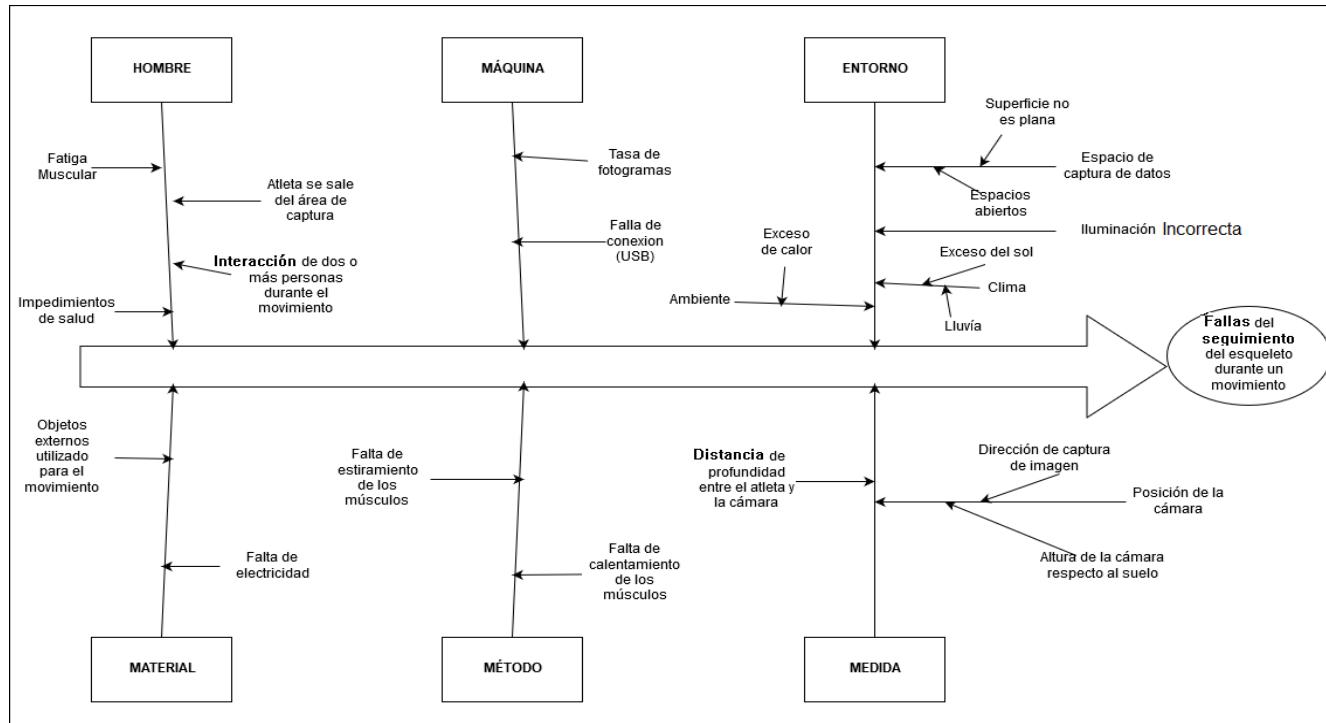
Sujeto	Paso 1	Paso 2	Paso 3	Paso 4
1				
2				
3				
4				
5				
6				
7				

**Fuente:** Recuperado por los videos de trabajo de campo (ver instrumento 3.2.5)

### 4.3. Razones de fallo del seguimiento del esqueleto

El seguimiento del esqueleto es un elemento fundamental en cada fotograma, sin embargo se debe tomar en cuenta que puede fallar por varias razones, entre ellas se encuentran las siguientes fallas: del atleta (hombre), del sensor Kinect (máquina), del lugar de trabajo (entorno y medida), de la interacción con objetos o elementos externos (material) y de la preparación necesaria para realizar una rutina (método):

Figura 4.4: Diagrama de ishikawa sobre el fallo del seguimiento del esqueleto



**Fuente:** Este diagrama fue realizado con base a las observaciones del trabajo de campo, la cual el investigador observó los sucesos en que fallaban el seguimiento del esqueleto, como por ejemplo las interrupciones de personas (generaba dos o más seguimientos de esqueletos) u objetos externos (interrupciones de pelotas de otros deportes), las fallas del hardware o software (falta de alimentación de energía), fallas en el ambiente que fue instalado el prototipo (exceso de calor, espacios cerrados, lluvia, la iluminación incorrecta), fallas de la medición (posición del atleta o el sensor) y fallas con respecto a la preparación del atleta (falta de calentamiento o impedimentos del salud del atleta, que conllevaba a realizar repeticiones no válidas).

## 4.4. Proceso de etiquetación de un movimiento

Consta de un conjunto de paneles de etiquetaciones de fotogramas, que se utilizaron para los entrenamientos y los testeos del algoritmo Random Forest Regression (reconocimiento de los pasos de un movimiento válido), además por cada panel se debe tomar en cuenta los siguientes elementos:

- Una línea curvada (con forma de ese "S") que unifica 2 o más puntos (representación de una repetición que pasa por cada paso de un movimiento válido).
- Espacios de color gris (momentos en que no se está realizando un movimiento válido).

Así mismo, estos resultados demuestran dos características de la muestra de cada equipo deportivo:

- La cantidad total de repeticiones de movimientos por atleta.
- Cada atleta tiene distintas habilidades físicas, debido que algunos realizaron más repeticiones de lo solicitado (atletas que llevaban un tiempo en el equipo deportivo) y otros no (nuevos atletas del equipo deportivo).

Tabla 4.2: Etiquetación de fotogramas del equipo de tenis de mesa

Paneles de etiquetaciones de repeticiones válidas	Repeticiones
	43
	61
	52
	50
	76
	51
6 Atletas	332

Fuente: Recuperado por los videos etiquetados del trabajo de campo (ver instrumento 3.2.6)

Tabla 4.3: Etiquetación de fotogramas del equipo de animación

Paneles de etiquetaciones de repeticiones válidas	Repeticiones
Golpear Tag Jumping	177
Golpear Tag Jumping	176
Golpear Tag Jumping	177
Golpear Tag Jumping	177
Golpear Tag Jumping	177
Golpear Tag Jumping	174
Golpear Tag Jumping	171
<b>7 Atletas</b>	<b>1229</b>

Fuente: Recuperado por los vídeos etiquetados del trabajo de campo (ver instrumento 3.2.6)

Tabla 4.4: Etiquetación de fotogramas del equipo de taekwondo

Paneles de etiquetaciones de repeticiones válidas	Repeticiones
Golpear Tag Kick	10
Golpear Tag Kick	11
Golpear Tag Kick	4
Golpear Tag Kick	4
Golpear Tag Kick	8
Golpear Tag Kick	11
Golpear Tag Kick	11
Golpear Tag Kick	10
Golpear Tag Kick	11
<b>16 Atletas</b>	<b>155</b>

Fuente: Recuperado por los vídeos etiquetados del trabajo de campo (ver instrumento 3.2.6)

## 4.5. Modelo de detección de los pasos requeridos

Por cada equipo deportivo se realizó una tabla de información del modelo de detección de los pasos requeridos de un movimiento, la cual se divide en tres partes:

- La primera parte se encontró la desviación de factor de movimiento con respecto a una etiqueta (RECM) y la menor dispersión del factor del movimiento (MAD) posteriormente se calculó la media de cada error, la cual representa una idea de los errores de todas las muestras de un equipo deportivo.
- La segunda parte se compone en la selección del submodelo que tenga la menor desviación de factor de movimiento con respecto a una etiqueta (prioridad) y la menor dispersión del factor del movimiento (se verifica en caso que exista desviaciones de factores de movimientos iguales), además de la aprobación o el rechazo de cada modelo (chequeando si el promedio RECM es menor a un medio del valor de identificación, con el fin objetivo de evitar colisiones de intervalos de confianzas en los pasos intermedios), y así mismo calcular el porcentaje de recognition.
- Finalmente, la tercera parte se muestra en caso que se apruebe el modelo, la cual detalla los intervalos de confianza para reconocer los pasos requeridos de un movimiento.

Tabla 4.5: Modelos y pruebas del equipo de Taekwondo

1. Datos de los errores de los submodelos			
Submodelo	EMP	DMA	RECM
1	-0,03543	0,301911	+/-0,374544
2	0,050888	0,297433	+/-0,393153
3	0,200827	0,214594	+/-0,191583
<b>Promedio</b>	0,072095	0,271313	+/-0,319760

2. Detalle del modelo	
<b>Mejor submodelo</b>	3
<b>Aprueba o rechaza el modelo</b>	Rechaza $0,31976 \geq 0,125$
<b>Recognition</b>	-27.90 %

Fuente: Cálculo de intervalos de confianza (ver fórmula 3.20)

Tabla 4.6: Modelos y pruebas del equipo de tenis de mesa

1. Datos de los errores de los submodelos			
<b>Submodelo</b>	<b>EMP</b>	<b>DMA</b>	<b>RECM</b>
1	0,175144	0,217553	+/-0,236069
2	0,022738	0,113367	+/-0,140393
3	0,139513	0,260699	+/-0,342375
<b>Promedio</b>	0,112465	0,197206	+/-0,239612

2. Detalle del modelo	
<b>Mejor submodelo</b>	2
<b>Aprueba o rechaza el modelo</b>	Aprueba 0,239612 <0.25
<b>Recognition</b>	52.08 %

3. Detalle del paso del movimiento			
<b>Detalle</b>	<b>Intervalo de confianza</b>		
Paso	Etiqueta	Inferior	Superior
1	0	0	0,239612
2	1	0,760388	1

**Fuente:** Cálculo de intervalos de confianza (ver fórmula 3.20)

Tabla 4.7: Modelos y pruebas del equipo de animación

1. Datos de los errores de los submodelos			
<b>Submodelo</b>	<b>EMP</b>	<b>DMA</b>	<b>RECM</b>
1	0,02323	0,038519	+/-0,046957
2	0,080008	0,083864	+/-0,076391
3	0,032244	0,04105	+/-0,045347
<b>Promedio</b>	0,045161	0,054478	+/-0,056232

2. Detalle del modelo	
<b>Mejor submodelo</b>	3
<b>Aprueba o rechaza el modelo</b>	Aprueba 0,056232 <0.165
<b>Recognition</b>	82.96 %

3. Detalle del paso del movimiento			
<b>Detalle</b>	<b>Intervalo de confianza</b>		
Paso	Etiqueta	Inferior	Superior
1	0	0	0,056232
2	0.5	0,443768	0,556232
3	1	0,943768	1

**Fuente:** Cálculo de intervalos de confianza (ver fórmula 3.20)

## 4.6. Clasificaciones de movimiento válidos e inválidos

Estos resultados demuestran lo siguiente:

- Cada submodelo fue entrenado con distintos datos de entrenamientos y testeos (además de mostrar los porcentajes de datos de entrenamientos y testeos).
- Por cada vídeo de entrenamiento de cada submodelo, se determinó las repeticiones válidas e inválidas (de acuerdo a los intervalos de confianza del modelo de detección de los pasos requeridos de un movimiento deportivo y el algoritmo clasificador de repetición de un movimiento válido), así mismo se observa que el mejor submodelo (submodelo que tiene la menor RECM y DMA) es el que tiene una mayor cantidad de volumen de repeticiones válidas y una menor cantidad de volumen de repeticiones inválidas.
- A partir de las repeticiones inválidas se pueden calcular el número de repeticiones inválidas por no detectar el paso correspondiente (es un parámetro que le puede ayudar al usuario a saber en cuál paso ha fallado los atletas de testeos).

Tabla 4.8: Cálculo de movimientos válidos e inválidos del equipo de animación

Detalles	Las 1229 repeticiones del movimiento		Las repeticiones de testeos		Las repeticiones son inválidas porque no se detectó el paso No.		
Submodelos	De entrenamientos	De testeos	Son válidas	Son inválidas	Uno	Dos	Tres
1	1053	176	97	79	2	25	52
2	1058	171	50	121	0	8	113
3	1055	174	115	59	0	43	16
<b>Promedio</b>	1055	174	88	86	0	25	61
<b>Porcentajes</b>	85,84 %	14,16 %	50,57 %	49,43 %	0,00 %	29,07 %	70.93 %

Fuente: Cálculo de porcentajes válidos e inválidos (ver Fórmula 3.22)

Tabla 4.9: Cálculo de movimientos válidos e inválidos del equipo de tenis de mesa

Detalles	Las 332 repeticiones del movimiento		Las repeticiones de testeos		Las repeticiones son inválidas porque no se detectó el paso No.	
Submodelos	De entrenamientos	De testeos	Son válidas	Son inválidas	Uno	Dos
1	282	50	15	35	3	32
2	289	43	38	5	4	1
3	280	52	41	11	2	9
<b>Promedio</b>	283	49	32	17	3	14
<b>Porcentajes</b>	85,24 %	14,76 %	65,31 %	34,69 %	17,65 %	82,35 %

Fuente: Cálculo de porcentajes válidos e inválidos (ver Fórmula 3.22)

De igual manera, se analiza si el algoritmo de clasificación es aceptable, basándose en los porcentajes de referencias válidas e inválidas (determinados a partir de las posibles combinaciones de una repetición inválida y una repetición válida), lo cual se busca mejorar el porcentaje de referencia válidas y por consiguiente disminuir el porcentaje de referencia inválidas:

Tabla 4.10: Aceptación del modelo de clasificación del equipo de animación

<b>Descripción</b>	<b>% de referencia</b>	<b>% real</b>	<b>Aceptable/Rechazado</b>
Repeticiones válidas	25,00 %	50,57 %	Aceptable
Repeticiones inválidas	75,00 %	49,43 %	Aceptable
<b>El modelo es</b>			Aceptable

**Fuente:** Cálculo de porcentajes de referencias de válidos e inválidos (ver figura 3.28)

Tabla 4.11: Aceptación del modelo de clasificación del equipo de tenis de mesa

<b>Descripción</b>	<b>% de referencia</b>	<b>% real</b>	<b>Aceptable/Rechazado</b>
Repeticiones válidas	33,00 %	65,31 %	Aceptable
Repeticiones inválidas	67,00 %	34,69 %	Aceptable
<b>El modelo es</b>			Aceptable

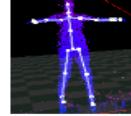
**Fuente:** Cálculo de porcentajes de referencias de válidos e inválidos (ver figura 3.28)

## 4.7. Interpretación de recognition

Estos resultados demuestran que al tener un valor recognition cercano al 100 %, detectará fotogramas similares a los fotogramas etiquetados de cada paso (lo esperado):

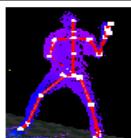
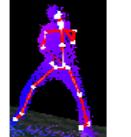
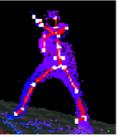
- Para el equipo de animación, se identificó los fotogramas relacionados al paso dos, donde el valor esperado es cuando el factor de movimiento tiene un valor de 0.5 (etiqueta del paso dos). Sin embargo, se observa que el modelo detecta un 82.96 % de los fotogramas parecidos a lo esperado (fotogramas que se encuentran dentro del intervalo de confianza del reconocimiento del paso dos), cuyas diferencias son unos pequeños desplazamientos en la parte inferior del cuerpo y brazos, mientras que los fotogramas debajo del valor de recognition, las diferencias de desplazamientos son más notables (ya no son tan similares).
- Para el equipo de tenis de mesa, se aplicó los fotogramas relacionados al paso uno, donde el valor esperado es cuando el factor de movimiento tiene un valor de 0 (etiqueta del paso uno). Sin embargo, se observa que el modelo detecta un 52.08 % de los fotogramas parecidos a lo esperado (fotogramas que se encuentran dentro del intervalo de confianza del reconocimiento del paso uno), esto conlleva a detectar aquellos fotogramas donde el saque no ha llegado a la distancia frontal (cara), mientras que los fotogramas por abajo del valor de recognition, son aquellos que han cruzado la distancia frontal.

Tabla 4.12: Interpretación del valor de recognition del paso dos de un jumping jack

		Factor del movimiento = fm				
Valores		fm = 0.3754	fm = 0.4824	fm = 0.5000	fm = 0.5540	fm = 0.6542
Recognition = R	R=100%					
	82.96% > R < 100%					
	82.96% <= R					

Fuente: Recuperado por los vídeos etiquetados del trabajo de campo (ver instrumento 3.2.6).

Tabla 4.13: Interpretación del valor de recognition del paso uno de un saque derecha

		Factor del movimiento = fm				
Valores		fm = 0.0000	fm = 0.1352	fm = 0.2257	fm = 0.3395	fm = 0.4963
Recognition = R	R=100%					
	52.08% > R < 100%					
	52.08% <= R					

Fuente: Recuperado por los vídeos etiquetados del trabajo de campo (ver instrumento 3.2.6).

## 4.8. El modelo de detección detecta los pasos del movimiento analizado

Estos resultados demuestran que el modelo de detección busca detectar todos los pasos del movimiento analizado (debido que los factores del movimiento se encuentran en todos los intervalos de confianza de cada equipo deportivo), la cual se realizó un cuadro comparativo entre jumping jack y un saque derecha:

■ Durante la ejecución de un saque derecha:

- El modelo de detección de saque derecha, detecta todos los pasos.
- El modelo de detección de jumping jack, no detecta ningún paso.

■ Durante la ejecución de un jumping jack:

- El modelo de detección de jumping jack, detecta todos los pasos.
- El modelo de detección de saque derecha, detecta el paso uno en los fotogramas dos y tres (debido que tiene un valor de recognition lejos al 100 %, por ende los intervalos de confianza son más grandes y los errores aumentan).

Tabla 4.14: Cuadro comparativo entre un jumping jack y saque derecha

Movimiento	Paso	Seguimiento del esqueleto	Factor del movimiento de derecha	Factor del movimiento de jumping jacks
Derecha	1		0,005506	0,192208
Derecha	2		0,996515	0,121165
Jumping jacks	1		0,420319	0,047717
Jumping jacks	2		0,117076	0,500504
Jumping jacks	3		0,216292	0,976270

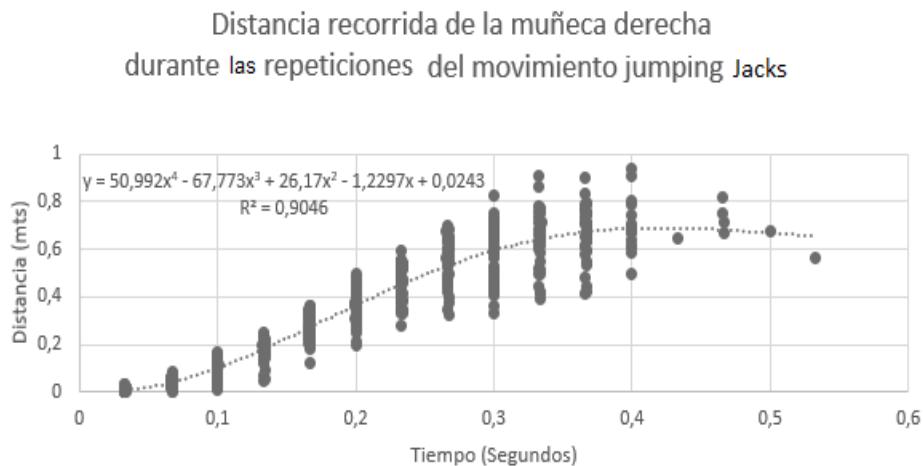
Fuente: Recuperado por los vídeos etiquetados del trabajo de campo (ver instrumento 3.2.6).

## 4.9. Muestras de regresiones de los movimientos aprobados

Estos resultados muestran:

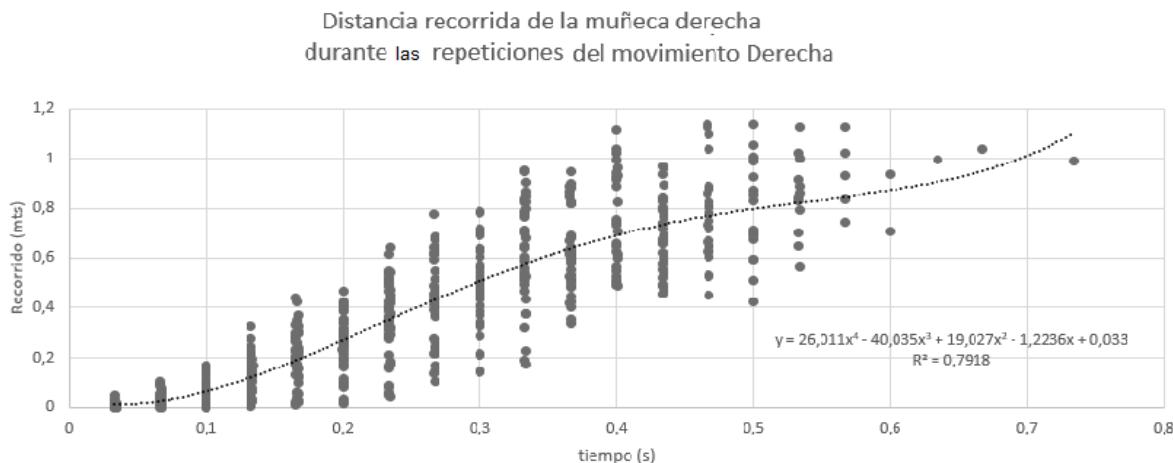
- Un ejemplo de las posibles regresiones (para este caso se analizó una línea de tendencia de grado 3) que pueden implementar cada árbol de regresión del algoritmo Random Forest Regression.
- Comprueba que los modelos aceptados fueron entrenados con distintos datos de entrenamientos (uniformidad con los tiempos de capturas y una dispersión con los recorridos de una articulación, durante la ejecución del movimiento).
- El tiempo máximo de una repetición de un movimiento válido o inválido (el peor de los casos para ejecutar una repetición), esto quiere decir que para ejecutar un jumping jack se requiere a lo máximo 0.53 segundos, mientras que para un saque derecha se requiere a lo máximo 0.73 segundos.

Figura 4.5: Regresión distancia versus tiempo, del equipo animación



Fuente: Recuperado por los vídeos etiquetados del trabajo de campo.

Figura 4.6: Regresión distancia versus tiempo del equipo de tenis de mesa



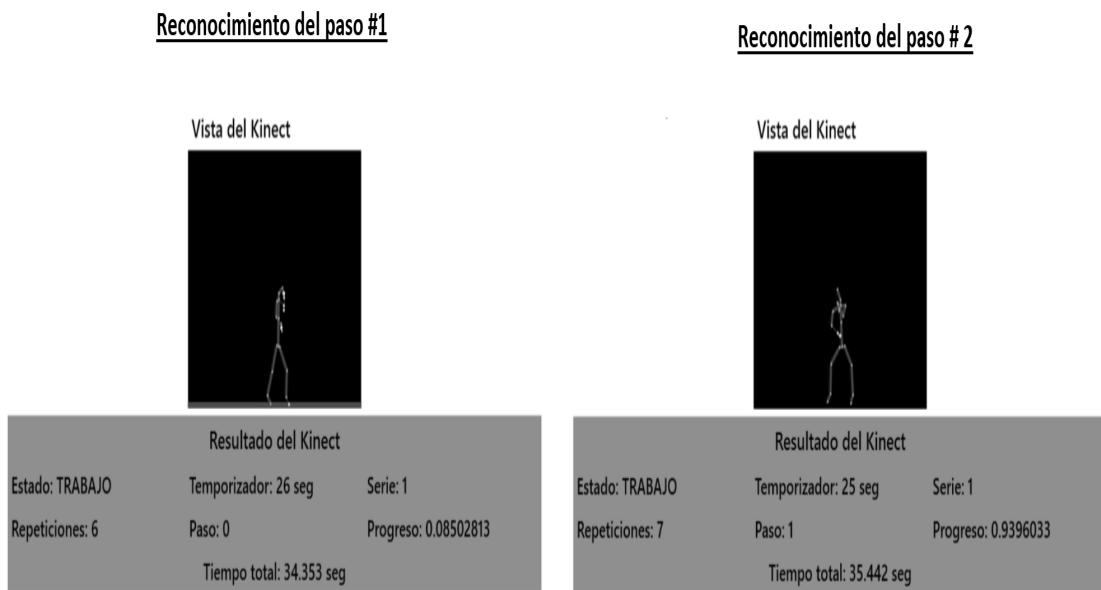
Fuente: Recuperado por los vídeos etiquetados del trabajo de campo.

## 4.10. Interfaz de reconocimiento de un movimiento válido

En esta sección se enseña los resultados de la interfaz gráfica del reconocimiento de repeticiones de un movimiento válido, la cual está conformado por un conjunto de imágenes que muestran el seguimiento del esqueleto durante la ejecución de una repetición, así mismo en cada imagen se muestra los siguientes detalles:

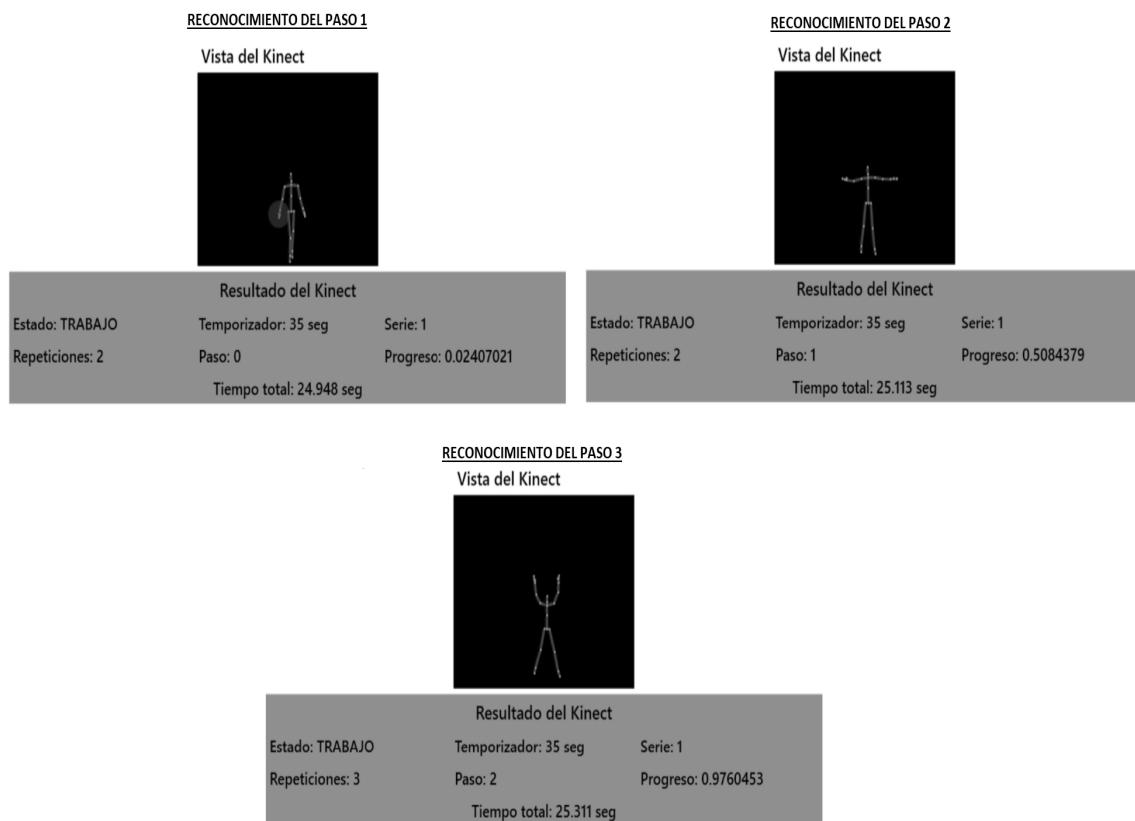
- **Estado:** Tiene el valor de trabajo, debido que fue capturado durante el tiempo de trabajo en una rutina de tabata.
- **Temporizador:** Tiempo de cuenta regresiva, la cual indica cuántos segundos le quedan al atleta en el estado de trabajo.
- **Serie:** Le indica al atleta, cuál número de serie se está ejecutando (los resultados fueron capturados durante la serie No. 1 de trabajo).
- **Repeticiones:** Le muestran al atleta la cantidad de repeticiones que lleva durante una serie de trabajo (se debe observar que este indicador incrementa en el último paso de cada movimiento).
- **Paso:** Número que indica el último paso ejecutado (comenzando desde el valor 0). Se debe tomar en cuenta que dicho valor cambia dependiendo del factor de movimiento (progreso). Es decir, se detecta cada paso del movimiento, ya que el valor del progreso se encuentra dentro de algún intervalo de confianza (ver las tablas de resultados del modelo de detección de los pasos requeridos).
- **Progreso:** Factor del movimiento en tiempo real (obtenido a partir del algoritmo Random Forest Regression), la cual va incrementado por cada paso que avance el atleta.
- **Tiempo total:** Tiempo total que lleva actualmente el atleta. En los resultados se pueden ver que el atleta emplea una repetición en períodos de segundos, esto quiere decir que el atleta tardó 1.089 segundos durante el movimiento derecha y 0.363 segundos para un jumping jack.

Figura 4.7: Reconocimiento del movimiento derecha



**Fuente:** Sujeto de validación del modelo en tiempo real.

Figura 4.8: Reconocimiento del movimiento jumping jacks



**Fuente:** Sujeto de validación del modelo en tiempo real.

## **4.11. Resultados de los sujetos de validación**

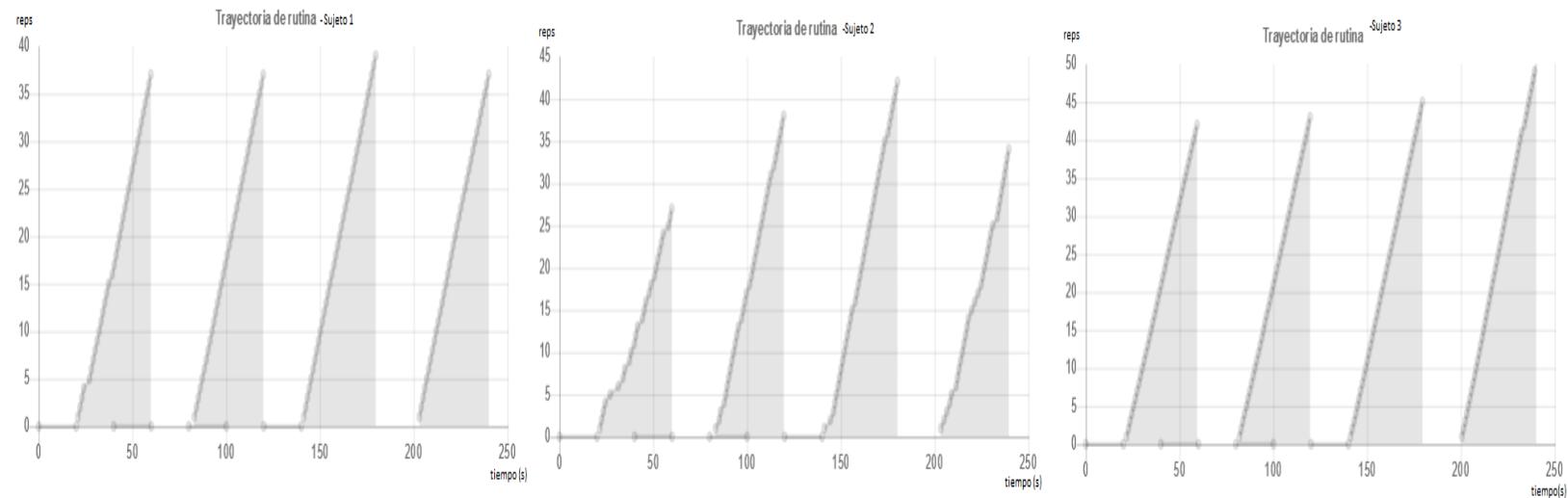
A continuación se presenta la interfaz gráfica de los resultados de la rutina tabata por equipo deportivo, con las siguientes características de los atletas:

- Se utilizaron atletas que no participaron en la toma de datos iniciales (entrenamientos y testeos del modelo).
- Se utilizaron atletas que tenían condiciones adecuadas (vestuarios adecuados, buena alimentación, buena salud física).
- Se utilizaron atletas que realizaron su rutina de estiramiento y calentamiento previamente al entrenamiento (con el fin de objetivo de preparar el cuerpo humano).
- Se utilizaron atletas que saben ejecutar repeticiones válidas (conocen todos los pasos del movimiento).

Por otro lado, estos resultados se dividen en dos partes:

- La primera parte consta de un conjunto de gráficas que muestra de manera visual, los períodos de trabajos (tiempos en donde estaban ejecutando repeticiones válidas)
- La segunda parte es un cuadro que detalla el resumen ejecutivo de los resultados de la rutina tabata, en donde se muestran la velocidad de repeticiones de un movimiento válido (medición de unas de las habilidades físicas de un atleta).

Gráfico 4.1: Resultados del tabata del equipo de tenis de mesa



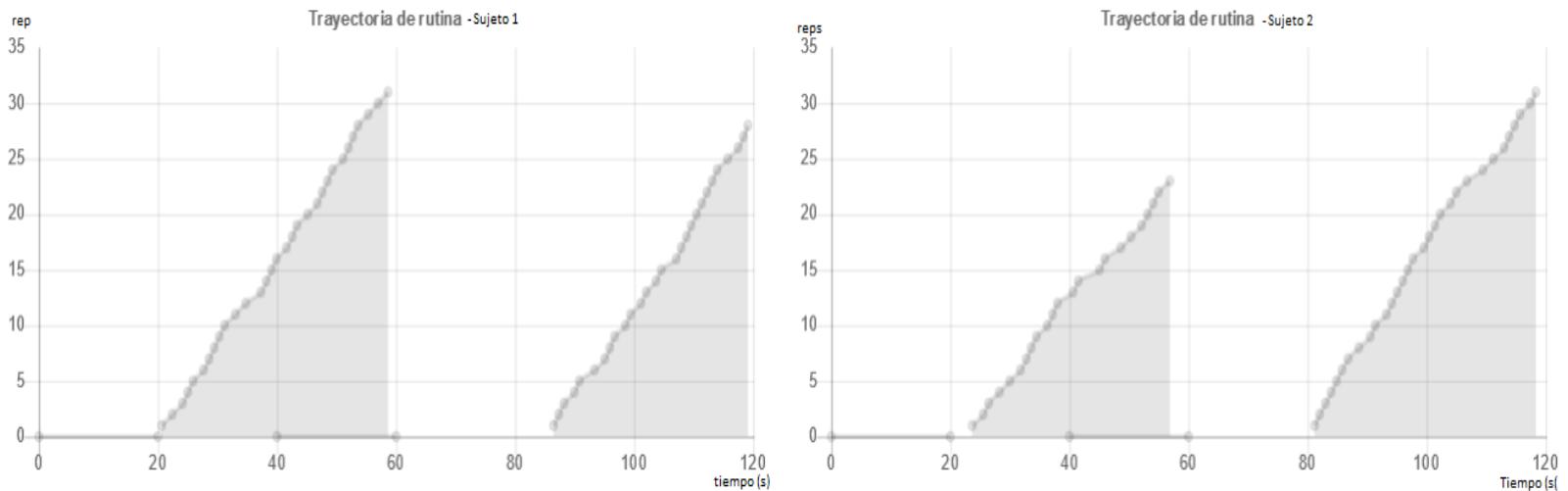
**Fuente:** Realizado con base a las observaciones del proceso de validación.

Tabla 4.15: Detalle de la rutina tabata del equipo de tenis de mesa

Series	Trabajo (seg)	Descanso (seg)	Duración (seg)	Sujeto	Volumen de repeticiones	Repeticiones máximas en una serie	Tiempo mínimo en una serie (seg)	Repeticiones promedio por serie	Tiempo promedio por repetición (seg)
4	40	20	240	1	150	39	38.5440	38	0.7106
				2	141	42	39.1050	35	0.7869
				3	180	50	39.7980	45	0.3599

**Fuente:** Gráfica de resultados del tabata del equipo de tenis de mesa

Gráfico 4.2: Resultados del tabata del equipo de animación



**Fuente:** Realizado con base a las observaciones del proceso de validación.

Tabla 4.16: Detalle de la rutina tabata del equipo de animación

Series	Trabajo (segs)	Descanso (segs)	Duración (segs)	Sujeto	Volumen de repeticiones	Repeticiones máximas en una serie	Tiempo mínimo en una serie (segs)	Repeticiones promedio por serie	Tiempo promedio por repetición (segs)
2	40	20	120	1	59	31	38.3130	30	0.8284
				2	54	31	37.5210	27	0.9301

**Fuente** Gráfica de resultados del tabata del equipo de animación

## **4.12. Validación del algoritmo clasificador, validados por los sujetos de validación**

Estos resultados demuestran si el algoritmo funciona de acuerdo a un pronóstico que toma en consideración al peor de los casos de una repetición del movimiento válido (tiempo máximo para ejecutar una repetición válida), tomando en cuenta los siguientes aspectos:

- Sujetos para la validación.
- El tiempo de trabajo de la rutina tabata que fue programado a los sujetos de validación.
- El tiempo máximo para ejecutar una repetición de un movimiento, realizados por los sujetos de pruebas y entrenamientos (ver sección de muestras de regresiones de los movimientos).
- El pronóstico de repeticiones totales de los sujetos de validación (de acuerdo al tiempo máximo de una repetición de los sujetos de pruebas y el tiempo de trabajo de la rutina tabata).
- El porcentaje de repeticiones válidas de cada movimiento deportivo (ver sección de clasificaciones de movimientos válidos e inválidos).
- El pronóstico de repeticiones válidas de cada sujeto de validación (determinado a partir del porcentaje de repeticiones válidas y el total de repeticiones pronosticadas).
- Las repeticiones promedias por cada serie que realizó el sujeto de validación durante su rutina de tabata (ver sección de resultados de los sujetos de validación).
- Ajuste del porcentaje de repetición válidas, la cual compara las repeticiones realizadas respecto a las pronosticadas.

De acuerdo al ajuste del porcentaje de repetición, se observa que las repeticiones detectadas por los algoritmos clasificadores de los pasos requeridos de los movimientos válidos de tenis de mesa y animación, es mayor a las repeticiones válidas pronosticadas (debido a que sus ajustes de porcentuales de repeticiones válidas son positivos), por lo tanto se demuestra el funcionamiento de detección de repeticiones válidas.

Así mismo el ajuste del porcentaje de tenis de mesa es menor a la de animación, ya que el error del modelo de detección de saque derecha es mayor al modelo de detección de jumping jack (se debe recordar que el algoritmo clasificador utiliza el modelo de detección).

Tabla 4.17: Comparación del algoritmo clasificador del equipo de tenis de mesa, entre el valor pronósticado (dado por el tiempo más largo de un saque derecha) y los resultados de los atletas de validación (usuarios que validaron el algoritmo en tiempo real)

Sujetos	Tiempo de trabajo (seg)	Tiempo (seg) por repetición pronosticada	Repeticiones pronosticadas	Porcentaje de repetición válida	Repeticiones pronosticadas válidas	Repeticiones válidas y realizadas	Ajuste del porcentaje de repetición válida
1	40	0,73	54	65,31 %	35	38	8,57 %
2	40	0,73	54	65,31 %	35	35	0,00 %
3	40	0,73	54	65,31 %	35	45	28,57 %
<b>Promedio</b>							12,38 %

Fuente: Propia

Tabla 4.18: Comparación del algoritmo clasificador del equipo de animación, entre el valor pronósticado (dado por el tiempo más largo de un jumping jack) y los resultados de los atletas de validación (usuarios que validaron el algoritmo en tiempo real)

Sujetos	Tiempo de trabajo (seg)	Tiempo por repetición pronosticada (seg)	Repeticiones pronosticadas	Porcentaje de repetición válida	Repeticiones pronosticadas válidas	Repeticiones válidas y realizadas	Ajuste del porcentaje de repetición válida
1	40	0,53	75	50,57 %	37	59	59,46 %
2	40	0,53	75	50,57 %	37	54	45,95 %
<b>Promedio</b>							52,70 %

Fuente: Propia



# Capítulo 5

## Discusión

Este proyecto de ingeniería presentó una aplicación en el área deportiva para medir la repetición de un movimiento válido por medio del estudio de la coordinación, habilidad física que permite al atleta combinar dos o más pasos requeridos para ejecutar el movimiento.

La coordinación fue medida a través del factor del movimiento, variable de estudio que representa la transición del movimiento en un valor numérico que es obtenida a partir de la etiquetación de fotogramas de cada paso del movimiento, con la herramienta de Visual Gesture Builder.

Esta herramienta emplea una tecnología de máquina de aprendizaje, la cual recibe como datos de entradas los fotogramas etiquetados y como salida proporciona una base de datos de gesturas encriptada (.gdb), que es utilizada por una biblioteca de enlace dinámico (DLL) del Kinect, que implementa el algoritmo Random Forest Regression.

En cuanto a los fotogramas, son grabados en vídeos por la herramienta Kinect studio. Esta herramienta permite grabar distintos monitores del Kinect, entre ellos se utilizaron el monitor de infrarrojo (para detectar los objetos) y los monitores del cuerpo humano (para detectar el seguimiento del esqueleto).

Cada vídeo consiste en grabar atletas, ejecutando repeticiones del movimiento válidos de acuerdo con los criterios del profesional (dentro del rango de distancias de profundidades), con el fin objetivo de proporcionar distintos fotogramas de un paso de un movimiento válido (tal como se observa en los resultados de fotogramas del movimiento).

Así mismo el profesional tiene un papel importante en el proyecto, debido que estableció los pasos que deben seguir el movimiento. Y al mismo tiempo, conoce las habilidades físicas de cada atleta, permitiendo saber el número de repeticiones válidas que puede ejecutar cada atleta (tal como se observa en los resultados de proceso de etiquetación de un movimiento).

En cuanto al número de atletas de entrenamiento y testeo, el investigador utilizó solo un vídeo de testeo y los demás vídeos se utilizaron para el entrenamiento del modelo, sin embargo, este criterio puede ser modificado para futuros trabajos, seleccionando la muestra de testeos de un atleta profesional (mejor de los casos), un atleta regular (caso medio) y un nuevo atleta (peor de los casos).

Por otra parte, la muestra se considera pequeña con relación a las cantidades de datos que utilizaron en los trabajos relacionados, por lo tanto, para resolver este problema se utilizó la validación cruzada 3-Fold, que permite crear 3 submodelos con distintas combinaciones de datos de entrenamientos y testeos (creadas a partir de la muestra), con la finalidad de observar como se comporta el modelo con distintos datos.

Con respecto a la etiquetación de fotogramas de un movimiento válido, el investigador estableció que para el paso inicial tendrá un valor de cero y para el paso final tendrá un valor uno, de modo que facilita etiquetar los pasos intermedios por partes iguales (valor offset), y por otro lado permite crear rangos iguales para identificar cada paso (valor de identificación).

Por cada submodelo se etiquetó los fotogramas de los videos de entrenamiento para obtener su base de datos de gesturas, posteriormente esa base de datos fue utilizada en la sección de análisis de Visual Gesture Builder, que permite comparar el valor etiquetado (valor esperado) y el factor del movimiento por fotograma (valor obtenido), de manera de obtener el error del factor del movimiento.

El modelo seleccionó el submodelo que tenga la menor desviación del factor del movimiento con respecto a la etiqueta (RECM), en caso de que exista más submodelos con el mismo valor de RECM, se selecciona el submodelo que tenga la menor dispersión del factor del movimiento (MAD).

La desviación del factor del movimiento con respecto a la etiqueta es un error importante en el proyecto, ya que a partir de ello se construye los intervalos de confianza para reconocer los pasos requeridos de un movimiento, de modo que se creó el criterio de aceptación del modelo para evitar que los intervalos de confianza de los pasos intermedios colisionen con otros intervalos.

El modelo de taekwondo es rechazado porque no cumple con el criterio de aceptación, y esto es debido por su gran error, que puede ser a dos causas:

1. El tamaño de la muestra es pequeña comparada con las muestras de animación y tenis de mesa (modelos aceptados).
2. Durante los fotogramas del paso dos y tres (de una patada lateral), el seguimiento del esqueleto no concuerda con la sombra del atleta.

Por otra parte, la certeza de los modelos aceptados está dado por su recognition, valor porcentual que determina que tan parecidos son los fotogramas dentro del intervalo de confianza con respecto al fotograma de cada paso (valor esperado). Tal como se observa en los resultados, el equipo de animación tiene un 82.96 % de recognition (valor cercano al 100 %), lo cual reconoce fotogramas que tienen pequeños desplazamientos en los pies y brazos, mientras que para el equipo de tenis de mesa tiene un recognition de 52.08 % (valor alejado al 100 %), donde reconoce fotogramas que tienen mayores desplazamientos en todas las articulaciones.

Así mismo, el modelo de reconocimiento de cada paso funciona con el movimiento que fue entrenado y testeado, esto quiere decir que el modelo de reconocimiento de pasos jumping jacks trata de no reconocer los pasos de un saque derecha, y viceversa (tal como se muestra en el cuadro comparativo entre un jumping jack y saque derecha).

En cuanto al algoritmo clasificador del movimiento válido, chequea todos los fotogramas capturados por el sensor Kinect, en donde por cada fotograma obtiene el factor del movimiento, a partir del algoritmo, Random Forest Regression, posteriormente examina si el factor del movimiento se encuentra en un intervalo de confianza para detectar el paso. Finalmente, estos procesos se repiten hasta verificar que sea una repetición de un movimiento válido (detectó todos los pasos del movimiento de manera ordenada) o una repetición de un movimiento inválido (indicando el paso que no se detectó).

Este algoritmo clasificador se aplicó a cada vídeo de testeо, para clasificar todas las repeticiones de los atletas de acuerdo a los intervalos de confianza de detección de cada paso, por consiguiente se calculó el porcentaje de clasificación válidas e inválidas y así mismo se calculó los porcentajes de cada paso no detectado (en las repeticiones inválidas), tal como se observa en los resultados:

- De acuerdo con el algoritmo clasificador, las animadoras de testeos realizaron un 49.43 % de repeticiones inválidas de jumping jacks, debido que durante varias repeticiones fallaron en el paso tres (70.93 %) o pocas veces fallaron en el paso dos (29.07 %).
- De acuerdo con el algoritmo clasificador, los jugadores de testeos de tenis de mesa realizaron un 34.69 % de repeticiones inválidas de saques derecha, debido que durante varias repeticiones fallaron en el paso dos (82.35 %) o rara vez fallaron en el paso uno (17.65 %).

Al mismo tiempo, el algoritmo clasificador determinó los porcentajes de referencias, valores que fueron encontrados a partir de las combinaciones que se pueden dar una repetición inválida y el caso de una repetición válida.

Por lo tanto, el algoritmo de clasificación es aceptable si mejora el porcentaje real de válidas con respecto al porcentaje de referencia válidas, en caso contrario, se rechaza el algoritmo de clasificación.

En cuanto al proceso de validación del modelo de detección de pasos y el algoritmo de clasificación de movimientos válidos, se utilizaron atletas que no participaron en el proceso de entrenamiento y testeo. Así mismo, el profesional le programó a cada atleta una rutina tabata de dos series de 40 segundos de trabajo y 20 segundos de descanso, con la finalidad de validar ambos elementos (detección de paso y clasificación de movimiento válido). Al finalizar cada rutina se le proporcionó los resultados de las repeticiones válidas por serie de trabajo y el tiempo que ejecuta una repetición válida (ambos resultados miden la habilidad física, velocidad).

Para verificar que el algoritmo clasificador funcione en el proceso de validación, se realizó un pronóstico donde los atletas ejecutan constantemente la repetición más larga de la muestra de entrenamiento y testeo (durante el tiempo de trabajo de tabata). Posteriormente se calculó el total de repeticiones pronosticadas válidas (a partir del porcentaje de movimientos válidas), con el fin objetivo de comparar las repeticiones válidas realizadas en el entrenamiento tabata. Como resultado, el modelo detectó más repeticiones válidas comparado con el peor de los casos.

En conclusión, se puede afirmar la hipótesis del proyecto, ya que durante un entrenamiento tabata (actividad física), el modelo contabiliza las repeticiones válidas durante el tiempo de trabajo, de modo que se resuelve los planteamientos del problema:

- Para la primera problemática, el profesional puede programar rutinas tabata que implemente el modelo clasificador de un movimiento válido, con el fin objetivo que el usuario entrene el movimiento y vea su progreso por medio de las repeticiones válidas.
- Para la segunda problemática, el profesional puede programar rutinas tabata al usuario con el fin de objetivo de verificar si está realizando repeticiones válidas. En caso de que no contabilice, el profesional le puede ayudar al atleta a adaptar el movimiento para que pueda contabilizar la repetición válida.



# **Capítulo 6**

## **Conclusiones finales del proyecto**

### **6.1. Conclusiones**

- De acuerdo a los tres deportes estudiados, se pueden concluir que el profesional (del lugar deportivo) estandariza los pasos requeridos para realizar un movimiento válido.
- Conforme a las grabaciones de los vídeos, se debe respetar las distancias de profundidad entre el atleta y el usuario para detectar el seguimiento del esqueleto, además de estar en un ambiente ideal (ventilación, espacios planos y abiertos, clima agradable para realizar el entrenamiento y conexiones eléctricas).
- La desviación del factor del movimiento con respecto a la etiqueta (RECM), es un error que permite construir los intervalos de confianza para reconocer los pasos requeridos de un movimiento.
- La certeza de los modelos de detección de los pasos requeridos de un movimiento, está dado por su valor recognition, la cual se busca un valor cercano al 100%, ya que los intervalos de confianza reconocerán fotogramas parecido a cada paso.
- Se concluye que el algoritmo clasificador, clasifica un movimiento válido, si el atleta pasa por todos los pasos de manera ordenada, en caso que se salte un paso, se clasifica como un movimiento inválido.
- La certeza del algoritmo clasificador de un movimiento válido está dado por sus porcentajes de detección válidos e inválidos, además de detallar los porcentajes de falla de cada paso inválido.
- Se concluye que el algoritmo clasificador busca aumentar el porcentaje de detección de movimientos válidos con respecto al porcentaje de referencia válidos y por ende busca disminuir el porcentaje de detección inválidas con respecto al porcentaje de referencia inválidas.

### **6.2. Recomendaciones**

- Si se trabaja con un movimiento complejo, se recomienda analizarlo por dos o más movimientos simples (divide y conquistará), por ejemplo para el movimiento de patada lateral de taekwondo, se puede analizar por dos movimientos simples: Levantamiento de rodilla a la cadera (paso uno y dos) y levantamiento de pierna a la cadera (paso tres y cuatro).

- Para disminuir el error del modelo de reconocimiento de los pasos requeridos de un movimiento válido, se recomienda recolectar más datos de repeticiones del movimiento (realizadas por distintos atletas), tal como se muestra en los resultados, el modelo de animación tiene un error de +/-0.06 con 1229 repeticiones, posteriormente le sigue el modelo de tenis de mesa con un error de +/-0.24 con 332 repeticiones y finalmente el modelo de taekwondo tiene un error de +/-0.32 con 155 repeticiones.
- Se recomienda realizar un modelo de detección de los pasos requeridos de un movimiento válido, por cada lugar deportivo, debido que son otros atletas, otros profesionales y otros criterios para ejecutar un movimiento.





# Referencias

- Amini, A., Banitsas, K., y Cosmas, J. (2016). A comparison between heuristic and machine learning techniques in fall detection using kinect v2. En *2016 ieee international symposium on medical measurements and applications (memea)* (pp. 1–6).
- Amon, C., Fuhrmann, F., y Graf, F. (2014). Evaluation of the spatial resolution accuracy of the face tracking system for kinect for windows v1 and v2. En *Proceedings of the 6th congress of the alps adria acoustics association* (pp. 16–17).
- Arbour, K. (2006). *Strength conditioning & injury prevention: A training manual for skaters - beginner to elite*. Ice Dynamics. Descargado de <https://books.google.com.gt/books?id=St3coAEACAAJ>
- Asus. (2019). *Xtion pro live*. Descargado 2019-03-03, de [https://www.asus.com/us/3D-Sensor/Xtion\\_PRO\\_LIVE/](https://www.asus.com/us/3D-Sensor/Xtion_PRO_LIVE/)
- Ayres, F., Mendelson, E., y Handemos, G. J. (2001). *Cálculo* (n.º 515.1 A9C3 2001 QA303. 2 A9C3 2001). McGraw-Hill.
- Betancourt. (2016). *Medición del error en pronósticos de demanda*. Descargado 2019-10-05, de <https://ingenioempresa.com/medicion-error-pronostico/>
- Carfagni, M., Furferi, R., Governi, L., Servi, M., Uccheddu, F., y Volpe, Y. (2017). On the performance of the intel sr300 depth camera: metrological and critical characterization. *IEEE Sensors Journal*, 17(14), 4508–4519.
- Choubik, Y., y Mahmoudi, A. (2016). Machine learning for real time poses classification using kinect skeleton data. En *2016 13th international conference on computer graphics, imaging and visualization (cgiv)* (pp. 307–311).
- Cofré-Bolados, C., Zafra-Santos, E., Sanchez-Aguilera, P., y Espinoza-Salinas, A. (2016). Entrenamiento aeróbico de alta intensidad: Historia y fisiología clínica del ejercicio. *Revista Salud UIS*, 48(3).
- creative Tim. (2019). *argon-dashboard-angular*. Descargado 2019-10-05, de <https://github.com/creativetimofficial/argon-dashboard-angular>
- CrossFit, I. (2019). *The crossfit training guide*. Descargado 2019-04-04, de [http://www.crossfit.com/cf-seminars/CertRefs/CF\\_Manual\\_v4.pdf](http://www.crossfit.com/cf-seminars/CertRefs/CF_Manual_v4.pdf)
- de Diego Moreno, M. (2014). *Entrenamiento funcional de alta intensidad (por alex viedma)*. Descargado 2019-04-10, de <https://g-se.com/entrenamiento-funcional-de-alta-intensidad-por-alex-viedma-bp-157cfb26d9e1f5>
- de la Salud, O. M. (2019). *Actividad física*. Descargado 2019-04-23, de <https://www.who.int/dietphysicalactivity/pa/es/>
- del Valle Hernández, L. (2016). *¿qué es wpf ? un repaso por sus características*. Descargado 2019-10-05, de <https://programarfácil.com/blog/programacion-net-blog/que-es-wpf/>
- developers, A. (2019). *argon-dashboard-angular*. Descargado 2019-10-05, de <https://angular.io/guide/build>
- developers, K. G. B. (2014). *Visual gesture builder: Overview*. Descargado 2019-

- 10-05, de [https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn785529\(v=ieb.10\)](https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn785529(v=ieb.10))
- developers, M. (2019). *Mongoose*. Descargado 2019-10-05, de <https://mongoosejs.com/>
- developers, N. (2019). *Node.js v12.11.1 documentation*. Descargado 2019-10-05, de <https://nodejs.org/api/fs.html>
- developers of console at windows. (2019). *Console class*. Descargado 2019-10-05, de <https://docs.microsoft.com/en-us/dotnet/api/system.console?view=netframework-4.8>
- developers of IO at windows. (2019). *System.io namespace*. Descargado 2019-10-05, de <https://docs.microsoft.com/en-us/dotnet/api/system.io?view=netframework-4.8>
- D'Souza, J. (2018). *A quick guide to boosting in ml*. Descargado 2019-03-15, de <https://medium.com/greyatom/a-quick-guide-to-boosting-in-ml-acf7c1585cb5>
- Easy, I. I. (2017). *Calcular el error de un pronóstico | explicación de 5 técnicas*. Descargado 2019-10-05, de <https://www.youtube.com/watch?v=v19sULWOBidw>
- Galindo, F., y Flores, A. (2006). De la energética a la neurotransmisión: el adenosín trifosfato y sus receptores. *Rev Neurol*, 43(11), 667–677.
- Giori, C. (2013). *Kinect in motion–audio and visual tracking by example*. Packt Publishing Ltd.
- Hennig, J.-S. (2019). *Hiit: entrenamiento con intervalos de alta intensidad, máxima intensidad en el mínimo tiempo*. Descargado 2019-04-10, de <https://www.foodspring.es/hiit-entrenamiento-con-intervalos-de-alta-intensidad>
- Henry, P., Krainin, M., Herbst, E., Ren, X., y Fox, D. (2012). Rgb-d mapping: Using kinect-style depth cameras for dense 3d modeling of indoor environments. *The International Journal of Robotics Research*, 31(5), 647–663.
- Hernández Toala, L. A., y Herrera Rodríguez, J. D. (2013). *Análisis y estudio de los códigos fuente sdk (kit de desarrollo de software) e implementación de una aplicación demostrativa que registre la captación de movimientos de manos y brazos del cuerpo humano a través de leds indicadores mediante la utilización del sensor kinect del xbox 360*. (B.S. thesis).
- Intel. (2019). *Tecnología intel realsense*. Descargado 2019-03-03, de <https://www.intel.la/content/www/xl/es/architecture-and-technology/realsense-overview.html>
- Isaac-W. (2018). *Kinectxeftools*. Descargado 2019-10-05, de <https://github.com/Isaac-W/KinectXEFTools>
- Jana, A. (2012). *Kinect for windows sdk programming guide*. Packt Publishing Ltd.
- Jin, X., Yao, Y., Jiang, Q., Huang, X., Zhang, J., Zhang, X., y Zhang, K. (2015). Virtual personal trainer via the kinect sensor. En *2015 ieee 16th international conference on communication technology (icct)* (pp. 460–463).
- Kim, D., Kim, D.-H., y Kwak, K.-C. (2017). Classification of k-pop dance movements based on skeleton information obtained by a kinect sensor. *Sensors*, 17(6), 1261.
- Krishni, H. (2018). *A beginners guide to random forest regression*. Descargado 2019-03-19, de <https://medium.com/datadriveninvestor/random-forest-regression-9871bc9a25eb>
- Lee, J., Hong, M., y Ryu, S. (2015). Sleep monitoring system using kinect sensor. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 11(10), 875371.
- Manual de usuario del adaptador k-nect [Manual de software informático]. (2019).
- Marieb, E. N. (2008). *Anatomía y fisiología humana* (n.º Sirsi) i9788478290949). Pearson Educación.
- McGinnis, P. M. (2013). *Biomechanics of sport and exercise*. Human Kinetics.
- Medicine ball, i. (2019). *About us*. Descargado 2019-04-04, de <https://www.medicineballs.com/explore/about-us/>
- Microsoft. (2014a). *CoordinateMapper*. Descargado 2019-03-03, de [https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn758852\(v=ieb.10\)](https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn758852(v=ieb.10))

- Microsoft. (2014b). *Kinect for windows sdk 2.0*. Descargado 2019-03-12, de <https://www.microsoft.com/en-us/download/details.aspx?id=44561>
- MOLERO FERNÁNDEZ-CALVILLO, S. (2018). *Desarrollo de un aplicación interactiva con intel realsense* (Tesis Doctoral no publicada).
- Occipital. (2019). *Structure sensor*. Descargado 2019-03-03, de <https://structure.io/structure-sensor>
- of Windows Input, M. D. (2019). *System.windows.input namespace*. Descargado 2019-10-05, de <https://docs.microsoft.com/en-us/dotnet/api/system.windows.input?view=netframework-4.8>
- of Windows Kinect, M. D. (2014). *Windowspreview.kinect namespace*. Descargado 2019-10-05, de [https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn758774\(v=ieb.10\)](https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn758774(v=ieb.10))
- of Windows Media, M. D. (2019). *System.windows.media namespace*. Descargado 2019-10-05, de <https://docs.microsoft.com/en-us/dotnet/api/system.windows.media?view=netframework-4.8>
- of Windows Threading, M. D. (2019). *System windows threading namespace*. Descargado 2019-10-05, de <https://docs.microsoft.com/en-us/dotnet/api/system.windows.threading?view=netframework-4.8>
- Paliyawan, P., Nukoolkit, C., y Mongkolnam, P. (2014). Prolonged sitting detection for office workers syndrome prevention using kinect. En *2014 11th international conference on electrical engineering/electronics, computer, telecommunications and information technology (ecti-con)* (pp. 1–6).
- Pérez Planells, L., Delegido, J., Rivera-Caicedo, J. P., y Verrelst, J. (2015). Análisis de métodos de validación cruzada para la obtención robusta de parámetros biofísicos. *Revista Española de Tele-detección, 2015, vol. 44*, p. 55-65.
- Pisharady, P. K., y Saerbeck, M. (2013). Kinect based body posture detection and recognition system. En *International conference on graphic and image processing (icgip 2012)* (Vol. 8768, p. 87687F).
- Pomés, M. T. (2008). Postura y deporte. la importancia de detectar lesiones y encontrar su verdadera causa. *Revista IPP, 1(1)*.
- Prime, U. (2019). *Unleash your fitness prime*. Descargado 2019-10-05, de <https://www.facebook.com/Unleash-Your-Fitness-1477979902506176/>
- Rahman, M. (2017). *Beginning microsoft kinect for windows sdk 2.0: Motion and depth sensing for natural user interfaces*. Apress.
- Rocha, A. P., Choupina, H., Fernandes, J. M., Rosas, M. J., Vaz, R., y Cunha, J. P. S. (2015). Kinect v2 based system for parkinson's disease assessment. En *2015 37th annual international conference of the ieee engineering in medicine and biology society (embc)* (pp. 1279–1282).
- Sancho, L. (2019). *Finalidad y beneficios del calentamiento deportivo*. Descargado 2019-10-05, de <https://42krunning.com/finalidad-y-beneficios-del-calentamiento-deportivo/>
- Shum, H., y Ho, E. S. (2012). Real-time physical modelling of character movements with microsoft kinect. En *Proceedings of the 18th acm symposium on virtual reality software and technology* (pp. 17–24).
- Shum, H. P., Ho, E. S., Jiang, Y., y Takagi, S. (2013). Real-time posture reconstruction for microsoft kinect. *IEEE transactions on cybernetics, 43*(5), 1357–1369.
- Shum, H. P., Komura, T., y Takagi, S. (2011). Fast accelerometer-based motion recognition with a dual buffer framework. *The International Journal of Virtual Reality, 10*(3), 17–24.
- Strémy, M., y Peterková, A. (2014). Comparison of machine learning methods for the purpose of human fall detection. *Research Papers Faculty of Materials Science and Technology Slovak University of Technology, 22*(35), 69–76.

- studio developers, K. (2014). *Kinect studio*. Descargado 2019-10-05, de [https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn785306\(v=ieb.10\)](https://docs.microsoft.com/en-us/previous-versions/windows/kinect/dn785306(v=ieb.10))
- Tutoriales, G. (2015). *Cálculo de la raíz del error cuadrático medio o rmse (root mean squared error)*. Descargado 2019-10-05, de <https://www.gestiondeoperaciones.net/proyeccion-de-demanda/calculo-de-la-raiz-del-error-cuadratico-medio-o-rmse-root-mean-squared-error/>
- Zhang, Z. (2012). Microsoft kinect sensor and its effect. *IEEE multimedia*, 19(2), 4–10.





## **Anexos**



## A.1. Glosario y abreviaciones

### Glosario

**árbol de decisión** Modelo de clasificador que se divide por distintos nodos de decisiones, para llegar a una respuesta (hoja). 3

**base radial** Procedimiento de redes neuronales que calculan la salida en función de la distancia de un punto respecto a un punto central . 5

**clasificador bayesiano** Clasificador probabilístico fundamento en el teorema de bayes (probabilidad dado uno o más eventos). 3, 5

**distancia euclidiana** Distancia entre dos puntos. 3, 4

**gaussiana** En términos de estadísticas, representa la distribución normal de un grupo de datos. 5

**heurística** Método basado en la experiencia (información previa), que puede utilizarse para resolver problemas . 4

**K vecinos próximos** Método clasificador supervisado, que sirve para estimar la función de densidad respecto a un conjunto de datos cercanos al dato que se desea pronosticar. 5

**máquina de aprendizaje extremo** Máquina que se conforma de redes neuronales, cuya esencia es que la capa oculta de la red se construye con un entrenamiento rápido y con poca participación humana. 5

**máquina de soporte vectorial** Método clasificador, la cual separa un conjunto de datos mediante un hiperplano de separación. 3, 5

**matriz de covarianza** Matriz cuadrada que contiene las varianzas y covarianzas asociadas a diferentes variables. 5

**movimiento unilateral** Movimiento la cual emplea las articulaciones de un lado del cuerpo humano, ejemplo una patada (Debido que se puede patear del lado derecho o izquierdo). 52

**píxeles** Unidades básicas de una imagen que obtiene el valor de un color. 13

**red neuronal** Paradigma de aprendizaje y procesamiento automático, cuya estructura esta formado por un sistema de interconexión de neuronas que colaboran para producir una o varias salidas. 3, 5

**sigmoide** Función matemática, que se utiliza para suavizar los modelos de aprendizaje, cuya forma es de una S . 5

**tiempo de vuelo** Técnica que se emplea para calcular distancia entre objetos. 21

## Abreviaciones

**3D** tercera dimensión. 13

**AdaBoost** Adaptive Boosting. 22

**ATP** adenosin trifosfato. 9

**DMA** desviación media absoluta. 69

**ELM** máquina de aprendizaje extremo. 5

**EMP** error medio pronósticado. 69

**FPS** fotogramas por segundo. 14

**GDB** gesture data base. 22

**HIIT** entrenamientos por intervalos de alta intensidad. 12

**HTTP** protocolo de transferencia de hipertexto. 44

**KNN** los vecinos más cercanos. 3

**NUI** interfaz de usuario natural. 16

**RECM** raíz del error cuadrático medio. 70

**RFR** Random Forest Regression. 22

**RGB-D cameras** cámaras con sensor de profundidad. 13

**SDK** kit de desarrollo de software. 16

**SVM** máquina de soporte vectorial. 2

**VGB** Visual Gesture Builder. 22

**XEF** archivos de eventos extendidos. 21

## A.2. Formularios

Figura A.2.1: Formulario de registro de movimiento (blanco)

1. INFORMACIÓN GENERAL DEL MOVIMIENTO					
1.1. Nombre					
1.2. Descripción					
1.3. Es un movimiento unilateral	SI / NO				
2. ARTICULACIONES UTILIZADAS EN EL MOVIMIENTO					
2.1. Partes del cuerpo ignoradas	A. Brazo derecho		B. Brazo izquierdo		C. Cuerpo Inferior
3. INFORMACIÓN GENERAL DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
3.1. # de pasos	3.2. Offset	$\frac{1}{\# \text{ pasos} - 1} =$	3.3. Valor de identificación	$\frac{1}{\# \text{ pasos}} =$	
4. INFORMACIÓN ESPECÍFICA DE LOS PASOS DEL MOVIMIENTO					
4.1. Paso	4.2. Diagrama	4.3. Descripción			4.4. Etiqueta

Fuente: Elaborado por el autor de tesis

Figura A.2.2: Formulario de registro de rutina (blanco)

1. DETALLE DELCALENTAMIENTO				
1.1. Descripción	1.2. Movimientos	1.3. Series	1.4. Repeticiones	1.5. Tiempo
1.6. Imágenes				
2. DETALLE DE LA RUTINA				
2.1. Movimiento				
2.2. Tipo rutina	A. Rutina	B. Si/No	C. Descripción	D. Valor
	For time		Tiempo empleado	
Escaleras		Patrones de repeticiones		

Fuente: Elaborado por el autor de tesis

### A.3. Ejercicios para calentamientos

Figura A.3.3: Ejercicios de calentamientos 1

**ANKLE BOUNCES**



Rapidly jump up and down using spring in the feet and ankles, not in knees.

**SIDE STEP LUNGE**



Step directly to the side, keep head, knee and toe in straight line.

**KNEELING HIP FLEXOR**



Keep belly button facing straight ahead.

**WALKING LUNGE STRETCH WALKING QUAD STRETCH CHEST STRETCHES**



Keep belly button facing straight ahead.



Bring heel to butt and press hips forward.



Clasp hands behind hips and stretch arms down towards floor. Roll shoulder back to open chest. Do not let back arch.

**STRADDLE SIT**



Keep knees straight and spine long.

**STANDARD PUSH UP**



Start in Plank with abs braced to keep back straight. Bend elbows to lower body towards floor, then push up to return to Plank.



**Fuente:** Arbour (2006)

Figura A.3.4: Ejercicios de calentamientos 2

**SQUAT**



Start with feet and knees pointing straight ahead then bend down until thighs are parallel with floor. Keep spine straight, not rounded.

**PRONE BRIDGE**



Start propped up on elbows and toes, hold abs braced to keep back straight.

**PLANK**



Start in Plank with abs braced and body in straight line then rotate to 1 side and hold body still and straight.

**2 OR 1 FOOT FORWARD CONE JUMPS**



Line up 8 cones about 2-3 feet apart. Quickly jump over the cones. If on 2 feet, make sure feet are touching during flight.

**ROW**



Anchor band in front of you. Hold arms out in front of chest then bring arms back while drawing shoulder blades down and back. Hands come close to chest. Keeps abs firm and stand up straight.

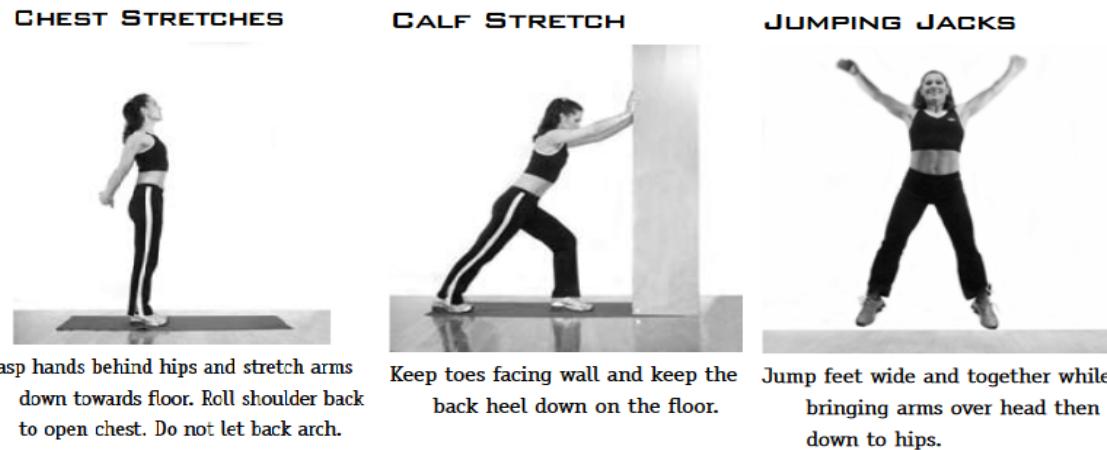
**KNEELING HIP FLEXOR**



Keep belly button facing straight ahead.

**Fuente:** Arbour (2006)

Figura A.3.5: Ejercicios de calentamientos 3



**Fuente:** Arbour (2006)

## A.4. Hojas de observaciones

Tabla A.4.1: Ejemplo de observaciones de datos de profundidades entre el usuario y el Kinect

Joint	Altura	Profundidad
0	1,55724901	3,523197651
0	1,14456409	3,611632586
0	1,33391045	3,508765697

**Fuente:** Propia.

Tabla A.4.2: Ejemplo de observaciones de los errores del modelo

Real	Pronostic
0,05810547	4127
0,2032776	187443
0,6875	241461

**Fuente:** Propia.

Tabla A.4.3: Ejemplo de extracción de los datos de vídeo

EventIndex	TotalTime	RelativeTime	SkeletonId	Joint	Status	EuclideanDistance
88	5,5949193	0,067087	72057594037	WristRight	TRACKED	0,007819525
91	5,8620251	0,3341928	72057594037	WristRight	INFERRRED	0,4801024
114	5,8557661	0,1000566	72057594037	WristRight	TRACKED	0,07899966

**Fuente:** Propia

Tabla A.4.4: Ejemplo de clasificar repeticiones válidas o invalidas del movimiento jumping jacks en un vídeo de testeo

Repetición	Paso 1	Paso 2	Paso 3
2	TRUE	TRUE	TRUE
52	TRUE	FALSE	
58	TRUE	TRUE	FALSE
52	FALSE		

**Fuente:** Propia

## A.5. Archivos de json de información

Código A.5.1: Json de metadata del movimiento

```
{  
    "steps": [0,1],  
    "anglesOfMovement": [2,4,8,5,9,6,10,1,12,16],  
    "recognition": 0.28,  
    "state": true,  
    "_id": "5d6e6f255a1d6918084e7dfe",  
    "name": "Derecha",  
    "description": "Movimiento de tennis de mesa",  
    "height": 0.7,  
    "depthMin": 2.8,  
    "depthMax": 3.8,  
    "time_stamp": 1567518501085,  
    "focusJoin": 0  
}
```

**Fuente:** Propia.

Código A.5.2: Json de extracción de datos de los vídeos

```
{  
    "pathVideo": "C:/ Users / Diego / Sujeto_2.xef",  
    "pathWrite": "C:/ Users / Diego / Sujeto2.csv",  
    "joints": [10],  
    "framesData":  
    [  
        ["00:00:05.4988542", "00:00:06.0209605"],  
        ["00:00:06.5770244", "00:00:07.0095186"]  
    ]  
}
```

**Fuente:** Propia.

Código A.5.3: Json de resultados de tabata

```
{  
    "variablesAnalyzer":  
    {  
        "restTime":20,  
        "workTime":30,  
        "series":4  
    },  
    "generalResults":  
    {  
        "repetitions":34,  
        "duration":200  
    },  
    "endurance":  
    [  
        {  
            "uid":"d0",  
            "label":"Descanso $1",  
            "showLine":true,  
            "data":  
            [  
                {  
                    "x":0.0,  
                    "y":0.0  
                },  
                {  
                    "x":20.0,  
                    "y":0.0  
                }  
            ]  
        }  
    ],  
    "power":  
    {  
        "repetitions":13,  
        "time":26.13600000000099  
    },  
    "speed":  
    {  
        "repetitionsBySerie":8,  
        "timeByRepetition":1.3588235294114763  
    }  
}
```

**Fuente:** Propia.