



Universidad de Valladolid

Facultad de Medicina

Escuela de Ingenierías Industriales

Trabajo de Fin de Grado

Grado en Ingeniería Biomédica

Valoración ergonómica de puestos de trabajo usando sensores inerciales e implementación del algoritmo RULA en Python

Autora:

D.ª Paula Martín Tapia

Tutor:

D. Mario Martínez Zarzuela

TÍTULO: Valoración ergonómica de puestos de trabajo usando sensores inerciales e implementación del algoritmo RULA en Python

AUTOR/A D.ª Paula Martín Tapia

TUTOR/A D. Mario Martínez Zarzuela

DEPARTAMENTO: Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones e Ingeniería Telemática (TSCIT)

TRIBUNAL

PRESIDENTE: Carlos Gómez Peña

SECRETARIO: Mario Martínez Zarzuela

VOCAL: Daniel Álvarez González

SUPLENTE 1: Jesús Poza Crespo

SUPLENTE 2: Alberto Mansilla Gallo

FECHA:

CALIFICACIÓN:

INDICE

INDICE	3
RESUMEN.....	5
ABSTRACT	6
LISTA DE FIGURAS.....	7
LISTA DE TABLAS.....	10
1. INTRODUCCIÓN:	11
1.1 CONTEXTO Y MOTIVACIÓN	11
1.2 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS	12
2. TRASTORNOS MUSCULOESQUELÉTICOS	14
2.1 Definición y prevalencia	14
2.2 Factores de riesgo	14
2.3 Impacto de los TME en la sociedad	15
I. Impacto en la Salud.....	15
II. Impacto Económico	15
III. Impacto en la Productividad.....	16
3. SENSORES INERCIALES.....	17
3.1 Principios básicos y funcionamiento	17
I. Definición de Sensores Inerciales.....	17
II. Funcionamiento Básico de los Sensores Inerciales	17
III. Xsens Awinda.....	18
3.2 Colocación de los sensores.....	19
3.3 Calibración de los sensores	20
4. MÉTODO RULA.....	24
4.1 Definición y objetivo.....	24
4.3 Interpretación de los resultados	27
5. HERRAMIENTAS DE SOFTWARE	29
5.1 MVN Analyze	29
5.2 MT Manager.....	29
5.3 Python y Jupyter Notebook	30
5.4 OpenSim.....	30
6. MATERIALES Y MÉTODOS	32

6.1. Entorno de trabajo en el laboratorio	32
6.2 Procedimiento con MVN Analyze	32
I. Colocación de Sensores	32
II. Configuración y Calibración	32
III. Grabación y reproceso.....	34
IV. Exportación de los datos.....	35
V. Informes RULA.....	38
6.3 Procedimiento con MT Manager y OpenSim	41
I. Calibración, configuración y colocación de sensores.....	41
II. Grabación y exportación	43
III. Transformación de Datos: De Archivos .txt a Formatos .mot y .sto.....	44
IV. Comprobación de la Grabación en OpenSim.....	46
6.4 Creación de Informes RULA a partir de una interfaz de Python.....	47
6.4 Estudio en el entorno real de trabajo	52
I. Descripción del entorno.....	52
II. Puestos evaluados	53
III. Procedimiento de evaluación	53
7. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	55
7.1 Comparación de informes RULA con MVN Analyze: MotionCloud vs. Código en Python.....	55
I. Grabación 1	55
II. Grabación 2	57
III. Experimento 3	58
IV. Experimento 4	60
7.2. Comparación de informes RULA: MVN Analyze vs MT Manager.....	62
I. Puesto de montaje 1	63
II. Puesto de montaje 2	71
8. CONCLUSIÓN Y LINEAS FUTURAS.....	78
8.1 Conclusiones	78
8.2 Limitaciones	79
8.3 Líneas futuras	80
BIBLIOGRAFÍA.....	82

RESUMEN

Los Trastornos Musculoesqueléticos (TME) son el problema de salud más frecuente en el entorno laboral y además son una de las principales causas de atención médica. Estos trastornos, que inciden en músculos, articulaciones, tendones y huesos, son una causa significativa de discapacidad y baja laboral.

Causados por factores como movimientos repetitivos, posturas incorrectas y ritmos de trabajo elevados. Los TME presentan un problema no solo en la salud personal sino en la economía y productividad de las empresas.

La ergonomía y su evaluación tienen un papel principal en la prevención de estos trastornos pudiendo identificar los factores que afectan negativamente al cuerpo humano permitiendo cambios estructurales en los puestos de trabajo. Evaluaciones ergonómicas como el método RULA, han sido ampliamente utilizados y validados para este tipo de análisis.

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar una solución efectiva que replique las funcionalidades avanzadas de evaluación ergonómica de sistemas comerciales, utilizando herramientas de acceso abierto.

Para lograr esto, se han empleado los sensores comerciales de Xsens Awinda integrados a la herramienta MT Manager de Movella con un código desarrollado en Python que transforma los datos obtenidos de sensores inerciales en informes RULA. Para validar esta solución se busca ofrecer una precisión comparable a la de herramientas como MVN Analyze de Movella, además de proporcionar acceso a datos en crudo para una mayor flexibilidad y transparencia en el análisis.

Este trabajo no solo ofrece una alternativa económica a los sistemas comerciales, sino que también contribuye a la mejora de las evaluaciones ergonómicas en el entorno laboral, promoviendo un enfoque más accesible y flexible para la identificación y mitigación de riesgos ergonómicos.

ABSTRACT

Musculoskeletal Disorders (MSDs) are the most common health issue in the workplace and are also one of the main causes of medical attention. These disorders, which affect muscles, joints, tendons, and bones, are a significant cause of disability and work absenteeism.

Caused by factors such as repetitive movements, improper postures, and high work rates, MSDs present a problem not only for personal health but also for the economy and productivity of companies.

Ergonomics and its evaluation play a key role in the prevention of these disorders by identifying the factors that negatively affect the human body, allowing for structural changes in workstations. Ergonomic assessments, such as the RULA method, have been widely used and validated for this type of analysis.

The main objective of this work is to develop an effective solution that replicates the advanced ergonomic evaluation functionalities of commercial systems using open-access tools.

To achieve this, Xsens Awinda commercial sensors have been integrated into the Movella MT Manager tool with a Python-developed code that transforms the data obtained from inertial sensors into RULA reports. To validate this solution, the goal is to offer precision comparable to tools like Movella's MVN Analyze, as well as to provide access to raw data for greater flexibility and transparency in the analysis.

This work not only offers a cost-effective alternative to commercial systems, but also contributes to improving ergonomic assessments in the workplace, promoting a more accessible and flexible approach to identifying and mitigating ergonomic risks.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Sensores inerciales Xsens Awinda (Movella, 2024b)	18
Figura 2. Estuche de Xsens Awinda con todos sus componentes (Movella, 2024b)	18
Figura 3. Banda para el sensor de la cabeza (Movella, 2022).....	19
Figura 4a, 4b y 4c. Colocación de los sensores de los hombros, brazos, antebrazos y muñecas (Movella, 2022)	19
Figura 5a y 5b. Colocación de los sensores de la pelvis y el esternón (Movella, 2022)	20
Figura 6a, 6b y 6c. Colocación de los sensores de las piernas y los pies (Movella, 2022)	20
Figura 7. Configuración de la calibración en MVN Analyze	21
Figura 8. Pasos de la calibración N-pose	22
Figura 9. Alineación de la orientación de los sensores en MT Manager	22
Figura 10. Visualización de la orientación 3D de uno de los sensores conectados a MT Manager, junto con los datos inerciales de aceleración, velocidad angular y campo magnético a lo largo del tiempo (Movella, 2020).	23
Figura 11. Esquema de pasos para realizar el método RULA	25
Figura 12. Puntuación principal del brazo (Diego-Mas, 2015).....	25
Figura 13. Puntuación adicional del cuello (Diego-Mas, 2015)	25
Figura 14. Ventana de “Configuración de captura de movimiento” de MVN Analyze (Movella, 2024c).....	33
Figura 15. Instrucciones de la calibración N-pose en MVN Analyze.....	34
Figura 16. Botones para manejar la grabación en MVN Analyze (Movella 2024b)	34
Figura 17. Ventana de reproceso de MVN Analyze (Movella, 2023a)	35
Figura 18. Pantalla de inicio de la plataforma de MotionCloud (Movella, 2024b)	36
Figura 19. Archivos cargados de MotionCloud (Movella 2024b).....	36
Figura 20. Ventana de exportación de archivos (Movella 2024b)	36
Figura 21. Pestaña de MotionCloud dentro de MVN Analyze (Movella, 2022b).....	37
Figura 22. Ventana con los archivos reprocesados y configuración para exportar (Movella 2022b)	37
Figura 23. Ventana de archivos de MVN y opciones de informes (Movella, 2023b)	38
Figura 24. Ventana de informes RULA (Movella, 2023b)	38
Figura 25. Informe RULA de MotionCloud (Movella 2023b)	39
Figura 26. Parámetros adicionales de RULA en MotionCloud	40
Figura 27. Selección de la franja de tiempo a la que añadir parámetros adicionales	40
Figura 28. Informe RULA en un instante concreto de la grabación (Movella 2023b).....	41
Figura 29. Botones MT Manager (Movella 2020)	42
Figura 30. Ventana de configuración de los sensores (Movella, 2020)	42
Figura 31. Ventanas de la vista en 3D y los datos inerciales de un sensor (Movella 2020)	43
Figura 32. Botones para grabar y guardar la grabación (Movella 2020)	43
Figura 33. Pestaña de exportación	44
Figura 34. Código de salida del archivo AllToOpenSim.....	45

Figura 35. Pestaña para cargar el modelo y la grabación; y muestra del modelo y archivo cargados	46
Figura 36. Modelo biomecánico representado en OpenSIm.....	47
Figura 37. Diccionario de las puntuaciones del antebrazo para el método RULA	48
Figura 38. Puntuaciones adicionales del cuello	48
Figura 39. Puntuación principal y puntuaciones adicionales del tronco en MotionCloud	49
Figura 40. Rangos de entrada para la puntuación del tronco	49
Figura 41. Condición especial para el antebrazo dentro de la función para obtener las puntuaciones de cada parte del cuerpo.....	50
Figura 42. Comparación entre los ángulos de pronosupinación en MT Manager y MVN Analyze	50
Figura 43. Interfaz desarrollada con Python.....	51
Figura 44. Parámetros adicionales del método RULA	51
Figura 45. Cálculo de la puntuación RULA en el instante donde se encuentra el slider.....	52
Figura 46. Excel donde se almacenan los datos	52
Figura 47. Comparación de las gráficas de sectores de la primera grabación.....	56
Figura 48. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo de la primera grabación	56
Figura 49. Comparación de las gráficas de sectores de la segunda grabación.....	57
Figura 50. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo del archivo 2	58
Figura 51. Comparación de las gráficas de sectores del archivo 3	59
Figura 52. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo del archivo 3	60
Figura 53. Comparación de las gráficas de sectores del archivo 4	61
Figura 54. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo del archivo 4	62
Figura 55. Comparación de grabaciones del puesto 1 en MVN Analyze y OpenSIm	64
Figura 56. Comparación de las gráficas RULA en el puesto 1	65
Figura 57. Comparación de las gráficas del RULA durante el tiempo del puesto 1	65
Figura 58. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager en toda la grabación.....	66
Figura 59. Representación de los ángulos de la desviación de las muñecas y el cuello con MVN Analyze y con MT Manager en toda la grabación	67
Figura 60. Avatar en el frame 13,523 de MVN Analyze y en el frame 13,521 de OpenSIm .	67
Figura 61. Comparación de las gráficas de sectores en el puesto 1 recortado	69
Figura 62. Comparación de las gráficas del RULA a lo largo del tiempo en el puesto 1 recortado.....	69
Figura 63. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager entre los frames 8000 a 18000.....	70
Figura 64. Representación de los ángulos de la desviación de las muñecas y el cuello con MVN Analyze y con MT Manager entre los frames 8000 y 18000	70
Figura 65. Comparación de las grabaciones del puesto 2 en MVN Analyze y OpenSIm.....	71
Figura 66. Comparación de las gráficas de sectores del puesto 2 a lo largo de toda la grabación.....	72

Figura 67. Comparación de las gráficas del RULA a lo largo de toda la grabación del puesto 2	73
Figura 68. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager a lo largo de toda la grabación del puesto 2	73
Figura 69. Representación de los ángulos de rotación y desviación del cuello con MVN Analyze y MT Manager a lo largo de toda la grabación del puesto 2.....	74
Figura 70. Comparación de las gráficas de sectores en el puesto 2 recortado	76
Figura 71. Comparación de las gráficas del RULA en el puesto 2 recortado	76
Figura 72. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager entre los frames 10000 y 22000.....	77
Figura 73. Representación de los ángulos de desviación del cuello y la muñeca del puesto 2 entre los frames 10000 a 22000	77

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Puntuación por tipo de actividad (Diego-Mas, 2015)	26
Tabla 2. Puntuación por carga o fuerza (Diego-Mas, 2015)	26
Tabla 3. Puntuación final RULA.....	27
Tabla 4. Tablas de puntuaciones RULA de MotionCloud y el código desarrollado del puesto 1	68
Tabla 5. Tabla A de MotionCloud y del código desarrollado del puesto 1	68
Tabla 6. Tabla B de MotionCloud y del código desarrollado del puesto 1	68
Tabla 7. Tablas de puntuaciones RULA en el puesto 2 de MotionCloud y el código desarrollado	74
Tabla 8. Tablas A en el puesto 2 de MotionCloud y el código desarrollado	75
Tabla 9. Tablas B en el puesto 2 de MotionCloud y el código desarrollado	75

1. INTRODUCCIÓN:

1.1 CONTEXTO Y MOTIVACIÓN

Uno de los principales problemas en el ámbito laboral es la alta prevalencia de los Trastornos Musculoesqueléticos (TME), los cuales son el problema relacionado con la salud más frecuente y la segunda causa principal de discapacidad. Estos trastornos afectan músculos, articulaciones, tendones, ligamentos, nervios y huesos (European Risk Observatory, 2013)(Regalado García et al., 2023), y están estrechamente relacionados con factores como la repetición de movimientos, posturas forzadas, la intensidad de los esfuerzos y el ritmo acelerado de trabajo (Punnett & Wegman, 2004).

Para hacer frente a estos problemas, la ergonomía ha emergido como una disciplina clave. Su propósito es adaptar los entornos laborales a las capacidades y limitaciones del cuerpo humano (Mamani Hualpa, 2021), con el fin de reducir el riesgo de TME y mejorar la salud de los trabajadores. Actualmente, la evaluación ergonómica es una herramienta que se emplea en diversos sectores como la medicina (Sancibrian et al., 2020), (Zelik et al., 2022) la realidad virtual (Chen et al., 2021), la robótica (Park et al., 2022), el deporte (Aghamohammadi et al., 2023) y la industria (Caymaz et al., 2022),(Lasota, 2020), la evaluación ergonómica juega un papel crucial en la identificación de riesgos y la mejora de las condiciones laborales.

La ciencia de la ergonomía ayuda a diseñar el entorno vital y los equipos e instalaciones necesarios según las capacidades y características del cuerpo humano para prevenir los TME (Beheshti et al., 2015). Sin embargo, las evaluaciones ergonómicas tradicionales, basadas en observación directa y herramientas manuales como goniómetros, aunque útiles, presentan limitaciones significativas. A lo largo del tiempo, se han desarrollado diferentes métodos para identificar el riesgo de trastornos musculoesqueléticos, en particular en puestos de trabajo que requieren la adopción prolongada de posturas incorrectas. Estos métodos se basan en la medida de los ángulos articulares, y las recomendaciones de modificación del entorno de trabajo suelen hacerse en función de los resultados obtenidos tras la evaluación (González-Alonso et al., 2024)(Taylor et al., 2017).

El método de Evaluación Rápida de las Extremidades Superiores (RULA), desarrollado en 1993, es una de las herramientas más utilizadas para analizar los riesgos posturales relacionados con los TME en el entorno laboral (Diego-Mas, 2015). El método RULA está validado como una herramienta confiable y eficaz para identificar riesgos posturales y evaluar el riesgo de trastornos musculoesqueléticos en el lugar de trabajo. No obstante, este tipo de evaluaciones tradicionales puede ser relativamente subjetivo, ya que dependen en gran medida de la interpretación del evaluador.

Ante las limitaciones de los métodos tradicionales, la incorporación de tecnologías avanzadas, como los sensores inerciales, ha revolucionado la evaluación ergonómica en el entorno laboral. Los sistemas de captura de movimiento (MoCap) y, en particular, los sensores inerciales también conocidos como Unidades de Medición Inercial (IMU), ofrecen una solución efectiva para superar las barreras de los métodos tradicionales.

Los IMU son dispositivos que combinan acelerómetros, giroscopios y a veces magnetómetros para medir la aceleración, velocidad angular y el campo magnético en un entorno tridimensional (Collin et

al., 2019). Estos sensores permiten la recolección de datos precisos y continuos sobre el movimiento y la postura de los trabajadores, proporcionando una visión cuantitativa y objetiva del análisis ergonómico (González-Alonso et al., 2024)(Salisu et al., 2023). A diferencia de los sistemas de captura de movimiento (MoCap), que requieren cámaras y marcadores en un entorno controlado, los IMU ofrecen la ventaja de ser portátiles, permitiendo su uso en entornos de trabajo reales sin limitaciones espaciales (Taylor et al., 2017).

Gracias a su capacidad para registrar movimientos en tiempo real y de manera inalámbrica, los sensores inerciales capturan datos de alta precisión que luego pueden ser procesados y analizados para evaluar la postura y el movimiento. Estos sensores no solo mejoran la precisión en la medición de los ángulos articulares, sino que también permiten una identificación temprana de los riesgos ergonómicos, facilitando una intervención preventiva antes de que los trabajadores desarrollen lesiones. (González-Alonso et al., 2024)(Salisu et al., 2023).

Los sensores IMU ofrecen una solución efectiva para superar las barreras de los métodos tradicionales, como la subjetividad y la dependencia de las observaciones visuales. Además, los IMU capturan datos en tiempo real, lo que facilita la identificación temprana de los riesgos ergonómicos y permite una adaptación proactiva de los puestos de trabajo antes de que se produzcan lesiones (Taylor et al., 2017). Al integrar estos datos con métodos tradicionales como el RULA, se puede obtener un análisis más preciso y exhaustivo, mejorando tanto la calidad de la evaluación como la seguridad en el entorno laboral (Taylor et al., 2017)(LeBlanc & LeBlanc, 2010).

1.2 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

Este trabajo parte de la hipótesis de que es posible desarrollar una solución utilizando herramientas de código abierto que permita realizar evaluaciones ergonómicas con una precisión comparable a la de las herramientas comerciales utilizadas en la industria. Se plantea que el uso de tecnologías de bajo coste puede proporcionar una alternativa viable para generar informes ergonómicos detallados y precisos, sin las limitaciones de coste y acceso que presentan los sistemas propietarios.

El objetivo principal consiste implementar un código en Python que sea capaz de calcular informes RULA con un nivel de precisión comparable a los informes generados por programas comerciales como Motion Cloud. Este objetivo se logrará utilizando datos angulares adquiridos con los sensores comerciales Xsens Awinda Starter, los cuales serán reprocesados con un software comercial para optimizar el seguimiento de las partes del cuerpo humano y evitar interferencias ferromagnéticas. A partir de los ángulos articulares el código desarrollado permitirá realizar un análisis ergonómico detallado, aplicando los principios del método RULA para evaluar los riesgos posturales a los que están expuestos los trabajadores. Este análisis permitirá generar informes que incluyan una puntuación detallada de cada segmento del cuerpo, identificando las áreas que requieren ajustes o cambios en el puesto de trabajo.

Una vez alcanzado el objetivo principal, el objetivo secundario es evaluar la viabilidad de realizar cálculos RULA sin emplear licencias de software comerciales que optimizan el seguimiento de las partes del cuerpo humano. La solución empleará los sensores comerciales Xsens Awinda para capturar las grabaciones a través del software gratuito MT Manager de Movella, que recoge los datos inerciales sin

realizar reprocesos. Posteriormente, los datos en crudo obtenidos serán procesados mediante un código desarrollado por el grupo de Telemática e Imagen (GTI) de la Universidad de Valladolid (UVA), que empleando librerías de OpenSim trata de minimizar los errores en las orientaciones de los sensores debido a la deriva de los sistemas inerciales con el tiempo, transformando los datos en ángulos que representen con exactitud las posturas y movimientos de los usuarios. A partir de estos ángulos, se empleará el código en Python previamente desarrollado para generar informes RULA, proporcionando un análisis ergonómico detallado. Esta solución tendría el beneficio de basarse en tecnologías y software de acceso abierto.

Para cumplir el objetivo principal y secundario se han planteado dos hitos fundamentales para el éxito de la solución desarrollada. El primero es crear una interfaz de usuario intuitiva en Python que permita a los usuarios cargar y visualizar los datos obtenidos de los sensores inerciales. Esta interfaz deberá mostrar gráficos de evaluación, integrando videos de las grabaciones y proporcionando opciones para ajustar parámetros clave que influyen en la evaluación ergonómica, como la carga soportada o la postura del usuario. Además, la interfaz debe facilitar la exportación de informes en formato de Excel, permitiendo una fácil revisión y distribución de los resultados.

El segundo hito implica la realización de experimentos validando así la solución desarrollada para el cálculo de evaluaciones RULA y la viabilidad de utilizar herramientas de software libre para el reprocesado de datos inerciales en entorno industrial. El primer conjunto de experimentos se realizará utilizando los datos angulares obtenidos a través de una licencia comercial profesional de MVN Analyze. Los ángulos generados por este software serán introducidos en el código Python desarrollado, y se generarán informes RULA basados en esos datos. Estos informes serán comparados con los generados por la plataforma comercial MotionCloud, evaluando la equivalencia en términos de precisión y nivel de detalle. Esta validación permitirá demostrar que el código en Python es capaz de replicar la precisión y funcionalidad de los sistemas comerciales en la evaluación ergonómica.

El segundo conjunto de experimentos se enfocará en validar el reproceso de datos inerciales utilizando herramientas de código abierto para el cálculo de valoraciones RULA. Se llevarán a cabo grabaciones del mismo puesto de trabajo con MT Manager y MVN Analyze. Los informes generados por MotionCloud a partir de las grabaciones de MVN Analyze serán comparados con los informes generados mediante el código Python utilizando las grabaciones de MT Manager. Esto permitirá evaluar la precisión de la solución accesible no solo en cuanto a la generación de informes RULA, sino también en la calidad de los datos sin procesar, como los ángulos obtenidos por cada software.

2. TRASTORNOS MUSCULOESQUELÉTICOS

2.1 Definición y prevalencia

Los trastornos musculoesqueléticos (TME) son un grupo diverso de problemas que afectan a los músculos, tendones, ligamentos, articulaciones, nervios periféricos y vasos sanguíneos de sostén. Estos trastornos incluyen síndromes clínicos como inflamaciones de tendones y afecciones relacionadas (por ejemplo, tenosinovitis, epicondilitis y bursitis), trastornos de compresión nerviosa (como el síndrome del túnel carpiano y la ciática) y osteoartritis. También abarcan afecciones menos estandarizadas como mialgia, dolor lumbar y otros síndromes de dolor regional no atribuibles a una patología específica (European Risk Observatory, 2013)(Regalado García et al., 2023)(Punnett & Wegman, 2004). Los TME pueden manifestarse en diversas regiones del cuerpo, siendo las más comunes la espalda baja, el cuello, el hombro, el antebrazo y la mano, aunque en tiempos recientes también se ha prestado atención a las extremidades inferiores (Punnett & Wegman, 2004)(LeBlanc & LeBlanc, 2010).

Los trastornos musculoesqueléticos son altamente prevalentes en la población adulta y representan una de las principales razones para buscar atención médica. A nivel global, los TME constituyen una proporción significativa de todas las enfermedades laborales. En muchos países desarrollados, representan entre el 20% y el 30% de las enfermedades profesionales registradas (Punnett & Wegman, 2004). La Organización Internacional del Trabajo (OIT) estima que alrededor del 59% de los trabajadores experimentan TME de origen laboral, mientras que la Organización Mundial de la Salud (OMS) calcula que entre el 13.5% y el 47% de la población mundial sufre de estos trastornos (Regalado García et al., 2023). Estas condiciones generan altos costes económicos debido al absentismo laboral, la discapacidad y la atención médica necesaria para su manejo (Regalado García et al., 2023)(LeBlanc & LeBlanc, 2010).

2.2 Factores de riesgo

Existen evidencias claras que demuestran una asociación significativa entre los trastornos musculoesqueléticos (TME) y los factores relacionados con el trabajo (Olasunkanmi Ismaila et al., 2020). Los TME de origen laboral se desarrollan por las condiciones físicas y organizacionales del entorno de trabajo (European Risk Observatory, 2013). La creciente preocupación por estos trastornos ha resaltado la necesidad de desarrollar metodologías más precisas y eficientes para identificar y prevenir los riesgos ergonómicos en los trabajadores.

Entre los factores laborales que contribuyen al desarrollo de TME se encuentran las condiciones físicas del trabajo. Trabajar en posturas incómodas o mantenidas durante períodos prolongados puede provocar una sobrecarga en los músculos y articulaciones. La bipedestación prolongada y el trabajo en posturas estáticas, por ejemplo, son factores que pueden aumentar significativamente el riesgo de TME. Además, la realización de movimientos repetitivos, como levantar, empujar o arrastrar cargas pesadas, especialmente cuando se realizan de manera rápida o sin pausas suficientes para la recuperación, también incrementa el riesgo de trastornos musculoesqueléticos (European Risk Observatory, 2013) (Regalado García et al., 2023).

El diseño del lugar de trabajo y las condiciones organizativas juegan un papel igualmente importante. Un diseño inadecuado de las estaciones de trabajo y herramientas puede forzar a los trabajadores a adoptar posturas perjudiciales. Las jornadas laborales extensas, superiores a 8 horas, sin suficientes

descansos para la recuperación, son otro factor crítico. La falta de tiempo para recuperarse de las exigencias físicas puede agravar el riesgo de desarrollar TME (Regalado García et al., 2023) (Punnett & Wegman, 2004).

Los factores psicosociales también son relevantes. El estrés laboral, la falta de apoyo de los supervisores y la presión para cumplir con metas pueden contribuir a la tensión muscular, aumentando así el riesgo de TME. La falta de autonomía en la toma de decisiones y la ausencia de apoyo social son factores psicosociales que se han asociado con una mayor incidencia de estos trastornos (European Risk Observatory, 2013) (Regalado García et al., 2023).

Aunque los factores laborales son fundamentales, los factores no laborales también influyen en la aparición de TME. Factores biológicos como la edad y el sexo, por ejemplo, las personas mayores de 50 años y las mujeres, tienen una mayor predisposición a estos trastornos. Además, condiciones de salud como la obesidad y enfermedades sistémicas como la artritis reumatoide pueden predisponer a los individuos a desarrollar TME. Los hábitos personales, como el tabaquismo, también pueden contribuir al riesgo (Punnett & Wegman, 2004).

2.3 Impacto de los TME en la sociedad

I. Impacto en la Salud

Los trastornos musculoesqueléticos (TME) afectan diversas partes del cuerpo, especialmente el cuello, la espalda baja, los hombros, los brazos y las manos, provocando dolor crónico, inflamación y pérdida de movilidad. Estas afecciones no solo causan molestias temporales, sino que, en muchos casos, se vuelven acumulativas y permanentes, impactando la capacidad funcional de los trabajadores, quienes ven limitada su habilidad para realizar actividades cotidianas tanto en el trabajo como en su vida personal (Regalado García et al., 2023)(Punnett & Wegman, 2004). El dolor, que es la manifestación más común, se asocia a la pérdida de fuerza y a la dificultad para realizar movimientos básicos, lo que contribuye a un deterioro progresivo de la calidad de vida de las personas afectadas (European Risk Observatory, 2013)(Punnett & Wegman, 2004).

Los TME son la segunda causa más común de discapacidad en el entorno laboral, además de ser las lesiones ocupacionales más comunes y representan alrededor del 7 % del total de enfermedades comunitarias, 14 % de los casos son remitidos a médicos de atención ambulatoria y son responsables de un 5,6 % a un 32 % de enfermedades ocupacionales (Regalado García et al., 2023).

II. Impacto Económico

El impacto económico de los TME es profundo, no solo debido a los costes directos relacionados con el tratamiento médico y las compensaciones por discapacidad, sino también a los costes indirectos asociados con la pérdida de productividad, absentismo y el reemplazo de trabajadores afectados (Regalado García et al., 2023) (Punnett & Wegman, 2004). En Estados Unidos, los TME representan entre el 29 % y el 35 % de todas las enfermedades ocupacionales, lo que se traduce en costes millonarios para las empresas y el sistema de salud. La Organización Internacional del Trabajo (OIT)

estima que el coste global de las enfermedades laborales, incluidos los TME, equivale aproximadamente al 3.94 % del Producto Interno Bruto (PIB) global (Regalado García et al., 2023).

En Europa, los TME suponen millones de euros en pérdidas para las empresas, debido principalmente al absentismo prolongado y a la necesidad de reasignar funciones o contratar nuevo personal (Punnett & Wegman, 2004). Este impacto económico, además, pone de relieve la necesidad urgente de implementar programas de prevención y tratamiento más eficientes en el ámbito laboral para reducir el número de casos y los costes asociados (Regalado García et al., 2023).

III. Impacto en la Productividad

El impacto de los TME en la productividad es notable. Estas afecciones no solo generan absentismo laboral, sino que también afectan la capacidad de los trabajadores de realizar sus tareas de manera eficiente. Se estima que los TME son responsables del 40 % al 50 % de los costes asociados a enfermedades laborales en muchas industrias, afectando especialmente a sectores como la manufactura, el transporte y la construcción (Regalado García et al., 2023)(Punnett & Wegman, 2004). Los trabajadores en sectores de alto riesgo, como los conductores de camiones, enfermeros y manipuladores de equipaje presentan tasas de TME tres o cuatro veces superiores a la media, lo que genera una importante pérdida de productividad debido a la necesidad de pausas laborales prolongadas o la incapacidad de continuar en sus puestos de trabajo (Punnett & Wegman, 2004).

Además del absentismo, los TME también reducen la eficiencia de los empleados que siguen trabajando a pesar del dolor, lo que se traduce en una menor calidad en la producción, mayores tiempos de ejecución y un mayor riesgo de errores. En algunos casos, los trabajadores afectados requieren adaptaciones ergonómicas o reasignaciones laborales, lo que implica más costes y dificultades organizativas para las empresas. Por ello, los TME representan una de las principales amenazas para la productividad global, especialmente en industrias que dependen en gran medida de la fuerza laboral física (Regalado García et al., 2023)(Punnett & Wegman, 2004).

3. SENSORES INERCIALES

3.1 Principios básicos y funcionamiento

I. Definición de Sensores Inerciales

Los sensores inerciales o Unidades de Medición Inercial (IMU) son dispositivos que miden parámetros relacionados con el movimiento y la orientación de un objeto en el espacio inercial. Generalmente, tienen dos componentes principales: acelerómetros y giroscopios.

Acelerómetros: Miden la aceleración lineal, es decir, la variación de la velocidad de un objeto en una dirección específica. Estos dispositivos suelen consistir en una masa suspendida conectada a un resorte, que se desplaza en respuesta a fuerzas externas, permitiendo medir la aceleración (Collin et al., 2019).

Giroscopios: Miden la velocidad angular, es decir, la rapidez con la que un objeto gira alrededor de un eje. Los giroscopios más antiguos utilizan principios de conservación del momento angular, mientras que los más modernos emplean tecnología MEMS (Micro-Electro-Mechanical Systems) para ofrecer mediciones precisas con menor tamaño y coste (Collin et al., 2019).

Algunos sensores inerciales también incorporan magnetómetros que permiten mejorar la precisión de las mediciones de orientación al detectar la dirección del campo magnético terrestre, ayudando así a corregir posibles errores en la estimación de la orientación (Lin et al., 2023).

II. Funcionamiento Básico de los Sensores Inerciales

Los acelerómetros y giroscopios trabajan en conjunto para proporcionar una imagen completa del movimiento y orientación de un objeto. Los acelerómetros detectan la aceleración en tres ejes (x, y, z), proporcionando datos sobre las fuerzas que actúan sobre el sensor. Los giroscopios, por su parte, miden las tasas de rotación alrededor de estos ejes, permitiendo calcular cambios en la orientación (Collin et al., 2019).

La combinación de estos datos permite calcular la cinemática completa del objeto. En aplicaciones más avanzadas, los sistemas IMU (Inertial Measurement Units) integran estos sensores con algoritmos de fusión de datos que combinan las lecturas de acelerómetros, giroscopios y magnetómetros para proporcionar estimaciones precisas de la orientación y el movimiento (Lin et al., 2023).

Los sensores inerciales ofrecen ventajas significativas sobre los sistemas de captura de movimiento óptico (MoCap). Mientras que los sistemas ópticos requieren entornos controlados y espacios dedicados, lo que limita su uso en condiciones industriales reales, los sensores inerciales pueden operar en entornos menos estructurados y son más fáciles de instalar y ajustar (González-Alonso et al., 2024). No obstante, los sistemas ópticos suelen proporcionar una mayor precisión en la captura del movimiento en condiciones ideales. Los sensores inerciales, aunque útiles y precisos, pueden presentar limitaciones en la estimación de movimientos complejos y en entornos con materiales ferromagnéticos que interfieren con las mediciones (Taylor et al., 2017).

En la evaluación ergonómica, los sensores inerciales han demostrado ser valiosos para la medición precisa del movimiento y la postura en el lugar de trabajo. Su capacidad para capturar datos en tiempo real permite identificar riesgos ergonómicos de manera temprana y evaluar la efectividad de las intervenciones ergonómicas a lo largo del tiempo (Salisu et al., 2023). Esta capacidad para proporcionar datos cuantitativos detallados facilita la implementación de medidas preventivas más efectivas basadas en la evaluación precisa de posturas y movimientos (González-Alonso et al., 2024).

III. Xsens Awinda

Xsens Awinda es un sistema de captura de movimiento inalámbrico diseñado para una amplia variedad de aplicaciones, que incluye salud y seguridad en el trabajo, rehabilitación, animación, entretenimiento, ciencia biomecánica e investigación del factor humano. Este sistema utiliza hasta 17 sensores inalámbricos como los que se muestran en la Figura 1 que se ajustan al cuerpo mediante correas ajustables, permitiendo una captura de movimiento rápida y fiable con un alcance de hasta 50 metros (Movella, 2024b).



Figura 1. Sensores inerciales Xsens Awinda (Movella, 2024b)

El sistema cuenta con una tasa de actualización de hasta 60 Hz, asegurando una captura de datos con alta resolución temporal. Cada sensor tiene una duración de batería de aproximadamente 6 horas, lo que permite realizar sesiones prolongadas de captura sin necesidad de recargar constantemente. La comunicación de los datos se realiza mediante el protocolo de radio Awinda, que garantiza una sincronización precisa y una pérdida mínima de información (Movella, 2024b). Este protocolo permite la transmisión continua de datos entre los sensores y el receptor, asegurando una captura de movimiento fluida y sin interrupciones.

Todos los componentes del Xsens Awinda vienen organizados en un estuche, como se muestra en la Figura 2. El estuche incluye el adaptador receptor Awinda, que es el componente central del sistema encargado de recibir y sincronizar los datos de los sensores. También se encuentra un cargador de pared USB de 6 puertos, que permite la carga simultánea de múltiples sensores, asegurando que todos estén listos para su uso en cada sesión de captura. Además, incluye 6 cables de carga USB de 3 vías para conectar los sensores al cargador, y 3 camisetas junto con 1 conjunto de tirantes para todo el cuerpo para ajustar los sensores de manera cómoda y segura al cuerpo del sujeto (Movella, 2024b).



Figura 2. Estuche de Xsens Awinda con todos sus componentes (Movella, 2024b)

3.2 Colocación de los sensores

La colocación precisa de los sensores es crucial para obtener datos fiables y precisos en los estudios de movimiento utilizando sistemas inerciales como el Xsens Awinda. La correcta disposición de los sensores no solo asegura la calidad de las mediciones, sino que también minimiza errores que podrían surgir de una colocación inadecuada. La precisión en la captura del movimiento es fundamental para una evaluación ergonómica efectiva, ya que un posicionamiento incorrecto puede provocar inconsistencias en los datos recogidos, afectando la interpretación de los resultados y, en consecuencia, la eficacia de las intervenciones basadas en estos datos (González-Alonso et al., 2024).

En el sistema Xsens Awinda, los sensores se colocan en ubicaciones específicas del cuerpo, utilizando correas ajustables y camisetas especialmente diseñadas para asegurar un ajuste cómodo y estable (Movella, 2022a). Para garantizar una captura precisa del movimiento, los sensores se colocan en puntos estratégicos que representan las articulaciones y segmentos corporales clave. En la cabeza, por ejemplo, el sensor se fija dentro de una banda (Ver Figura 3), con el borde largo del sensor orientado hacia la banda para asegurar estabilidad.

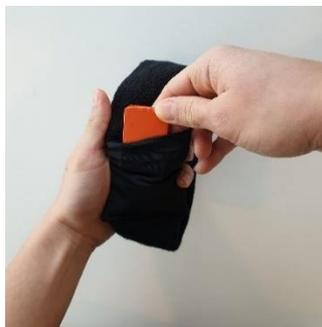


Figura 3. Banda para el sensor de la cabeza (Movella, 2022)

En los hombros, los sensores se adhieren a parches de velcro en la parte posterior de la camiseta, colocados horizontalmente para una mejor sujeción (Ver Figura 4a). En los brazos, se recomienda situar los sensores en el lateral del bíceps y tríceps (Ver Figura 4a), en los antebrazos cerca de la muñeca para captar rotaciones precisas (Ver Figura 4b) y en las muñecas se introducen dentro de unas muñequeras para mantener la sujeción (Ver Figura 4c) (Movella, 2022).



Figura 4a, 4b y 4c. Colocación de los sensores de los hombros, brazos, antebrazos y muñecas (Movella, 2022)

Para el registro de la pelvis, el sensor se coloca en la correa alrededor del hueso de la pelvis, asegurándose de que el sensor esté en una orientación vertical específica para una correcta alineación (Ver Figura 5a). En la camiseta, hay un bolsillo específico para colocar el sensor del esternón con un velcro para mantenerlo fijo (Ver Figura 5b).



Figura 5a y 5b. Colocación de los sensores de la pelvis y el esternón (Movella, 2022)

En las piernas, los sensores se colocan en la parte superior del muslo y en la parte inferior, alineados con el peroné y cerca de la rodilla (Ver Figuras 6a y 6b). Para los pies, el sensor puede colocarse dentro del zapato o en una correa alrededor del pie, dependiendo de las condiciones del experimento, en este caso se prefirió la colocación con correas para una mayor sujeción (Ver Figura 6c). Esta disposición asegura una captura efectiva del movimiento en las extremidades inferiores (Movella, 2022).



Figura 6a, 6b y 6c. Colocación de los sensores de las piernas y los pies (Movella, 2022)

La colocación de los sensores en los puntos mencionados se basa en el principio de que una correcta orientación y ubicación permite una alineación adecuada con los segmentos corporales, facilitando la calibración y asegurando la precisión en la captura del movimiento. Además, es importante realizar una calibración cada vez que se ajuste o reubique un sensor para mantener la precisión en la adquisición de datos. La alineación adecuada también previene el mal funcionamiento temprano de los sensores y mejora la comodidad del usuario durante el experimento (González-Alonso et al., 2024) (Movella, 2022).

3.3 Calibración de los sensores

La calibración de los sensores inerciales es una etapa crítica para garantizar la precisión en la captura de movimiento y la fiabilidad de los datos obtenidos. En los sistemas utilizados en este estudio, la calibración inicial de los sensores asegura que estos se alineen correctamente en el espacio y que los datos no se vean afectados por interferencias magnéticas o errores de orientación (Movella, 2023c). Dos sistemas han sido empleados para la recogida de datos: MVN Analyze y MT Manager, cada uno con enfoques distintos para la calibración de los sensores. Aunque ambos sistemas permiten obtener resultados precisos, el proceso de calibración difiere en cuanto a su rigidez y la necesidad de ciertos pasos en cada software.

En MVN Analyze, puedes configurar la calibración dependiendo si la estas realizando solo o con ayuda y hay dos tipos de calibración a escoger según las necesidades de la grabación (Ver Figura 7).

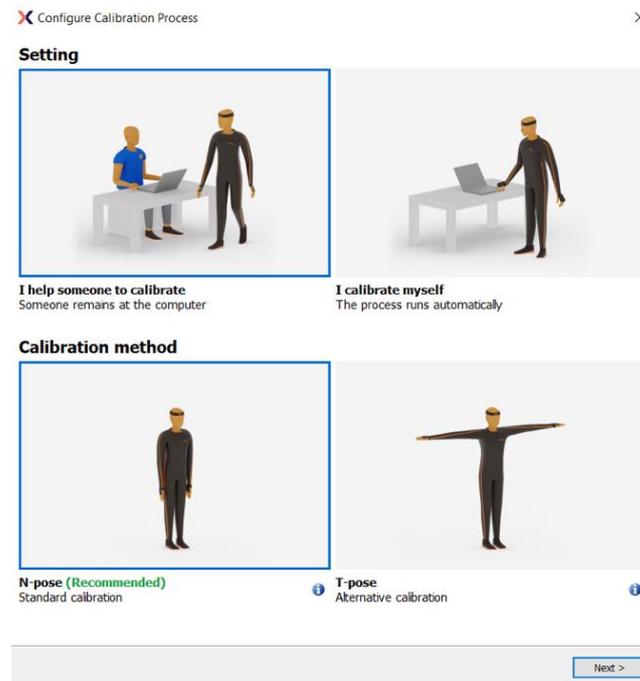


Figura 7. Configuración de la calibración en MVN Analyze

La calibración recomendada por Xsens sigue un procedimiento claramente definido que utiliza la N-pose junto con un movimiento controlado para asegurar la correcta orientación de los sensores (Ver Figura 8). El sujeto adopta la postura N, una posición erguida con los brazos relajados y paralelos al cuerpo, durante 4 segundos. Este breve periodo de inactividad permite al sistema establecer una referencia de alineación inicial. Tras la postura, el sujeto realiza un movimiento controlado durante 15 segundos, caminando de manera natural mientras balancea los brazos suavemente, evitando cualquier movimiento brusco. Este segundo paso es crucial para completar el proceso de calibración, ya que garantiza la inmunidad magnética y refina la orientación de los sensores. Al final del proceso, el sistema evalúa la calidad de la calibración, ofreciendo resultados que pueden ser clasificados como buenos, aceptables o malos. En este caso, una calibración que se clasifique como buena o aceptable es suficiente para proceder con la grabación de los movimientos (Movella, 2023).



Figura 8. Pasos de la calibración N-pose

En contraste, el software MT Manager no impone una calibración estricta, pero a través de pruebas realizadas en el laboratorio se ha comprobado que ciertos pasos ayudan a reducir errores y mejorar la calidad de los datos. Se colocan los sensores en paralelo sobre una mesa antes de comenzar la grabación. Este paso previo permite asegurar que los sensores están correctamente alineados entre sí desde el inicio, disminuyendo las posibles discrepancias en la orientación. Después de esta alineación inicial, se utiliza una serie de métodos de reinicio de orientación, como Heading Reset, Inclination Reset y Alignment Reset (Ver Figura 9), que ajustan la posición de los sensores en los tres ejes de movimiento. El software no requiere estrictamente estos pasos, sin embargo, se han demostrado eficaces para mejorar la precisión de las grabaciones, reduciendo posibles errores que podrían surgir durante el uso del sistema.

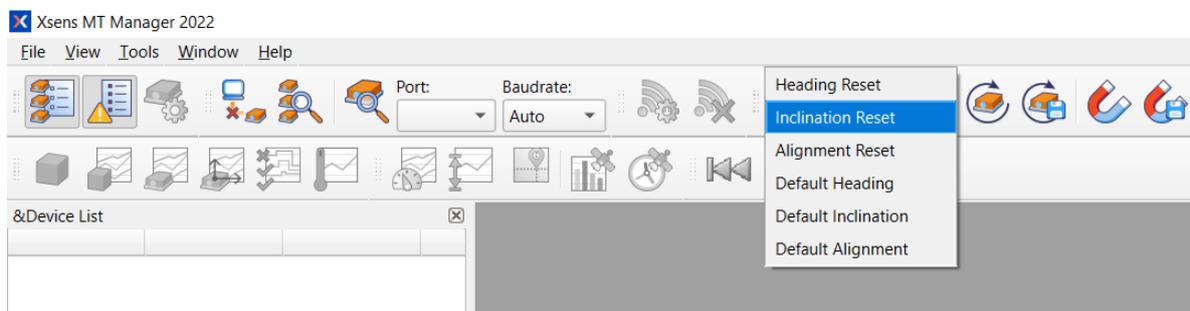


Figura 9. Alineación de la orientación de los sensores en MT Manager

Para comprobar el resultado de la calibración se puede abrir la orientación 3D de cada sensor comprobando que los sensores se mueven de acuerdo a los movimientos. Además, se comprueban los datos inerciales de los sensores como la aceleración, la velocidad angular y el campo magnético (Ver Figura 10).

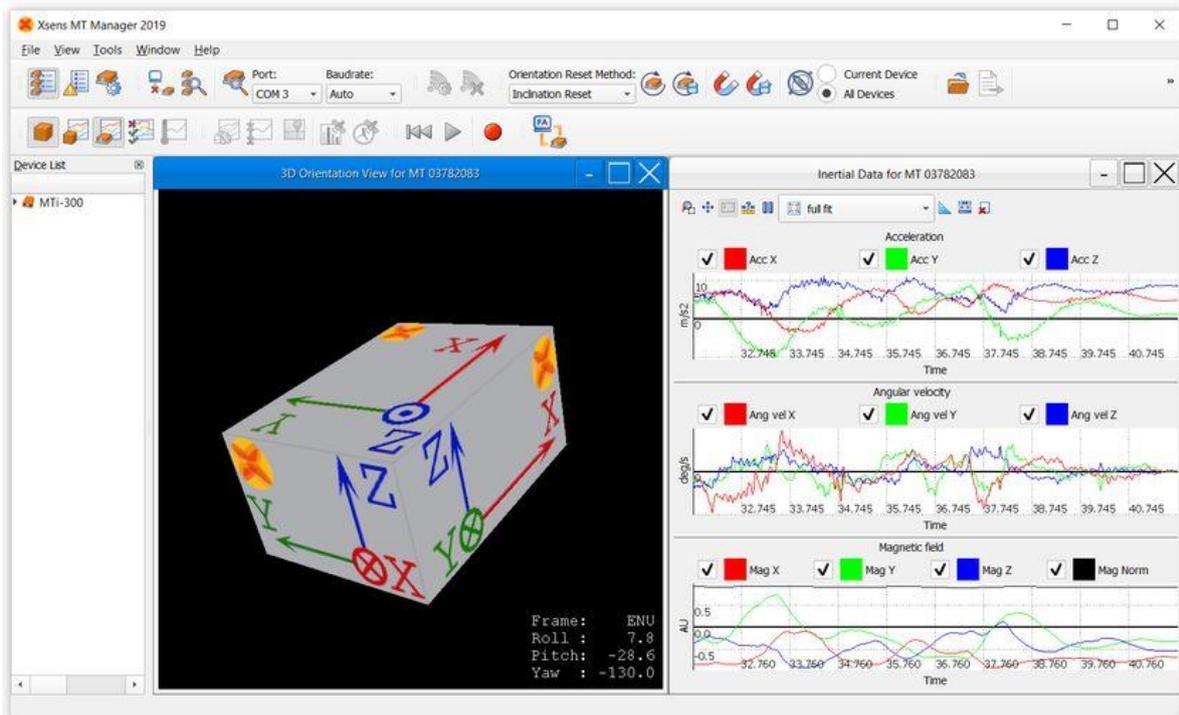


Figura 10. Visualización de la orientación 3D de uno de los sensores conectados a MT Manager, junto con los datos inerciales de aceleración, velocidad angular y campo magnético a lo largo del tiempo (Movella, 2020).

La flexibilidad de MT Manager permite grabar sin la necesidad de calibración adicionales, pero su inclusión da datos más consistentes y de mayor calidad, especialmente cuando se requiere un análisis detallado de los movimientos. Por tanto, aunque no es obligatorio en este sistema, se recomienda seguir estos pasos para asegurar la alineación correcta de los sensores antes de proceder a la captura de movimiento. Además, al iniciar la grabación se recomienda utilizar la posición de N-pose que en este caso también es la referencia de la calibración.

4. MÉTODO RULA

4.1 Definición y objetivo

El método RULA (Rapid Upper Limb Assessment) es una herramienta de evaluación ergonómica que se utiliza para identificar riesgos asociados con posturas inadecuadas en el trabajo, especialmente en las extremidades superiores. Desarrollado por (McAtamney & Corlett, 1993), RULA ha sido ampliamente validado y se ha utilizado en diversas industrias para evaluar la carga postural y su impacto en la salud de los trabajadores (González-Alonso et al., 2024) (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010). Este método surge como respuesta a la necesidad de herramientas que permitan una evaluación más precisa y rápida de los riesgos musculoesqueléticos asociados con la adopción prolongada de posturas inadecuadas (González-Alonso et al., 2024).

El método RULA se basa en la evaluación de las posturas individuales adoptadas por los trabajadores y el esfuerzo muscular asociado. Utiliza un sistema de puntuación que evalúa los ángulos articulares, la frecuencia y la duración de las posturas, así como las fuerzas aplicadas. A través de diagramas de posturas y tablas de puntuación, RULA permite clasificar el riesgo de aparición de trastornos musculoesqueléticos en función de estos parámetros (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010). Este enfoque permite identificar de manera efectiva las posturas que presentan una alta carga postural y que pueden requerir ajustes en el diseño del puesto de trabajo para mejorar la ergonomía y reducir el riesgo de lesiones (González-Alonso et al., 2024).

El objetivo principal del método RULA es proporcionar una herramienta rápida y efectiva para evaluar la exposición de los trabajadores a riesgos asociados con posturas inadecuadas. RULA permite identificar las posturas que presentan una carga postural excesiva y que pueden contribuir a la aparición de trastornos musculoesqueléticos. La puntuación obtenida a través del método ayuda a determinar la necesidad de realizar cambios en el entorno de trabajo para reducir el riesgo y mejorar las condiciones laborales (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010). Además, RULA facilita la implementación de mejoras ergonómicas sin la necesidad de equipos especializados, lo que lo convierte en una herramienta accesible y práctica para la evaluación en diversos contextos laborales (González-Alonso et al., 2024).

4.2 Procedimiento de evaluación



Figura 11. Esquema de pasos para realizar el método RULA

El proceso de evaluación de RULA que se resume en la Figura 11, comienza con la observación de la postura del operador. La postura se clasifica en dos grupos principales: el Grupo A, que incluye la cabeza, el cuello y la parte superior del tronco, y el Grupo B, que comprende los brazos, el antebrazo y la muñeca. Para cada segmento de cada grupo se asigna una puntuación principal, generalmente determinada por el grado de flexión o extensión de esa parte del cuerpo. Por ejemplo, en la Figura 12 se muestran los rangos de la flexión del hombro para asignar la puntuación principal al brazo (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

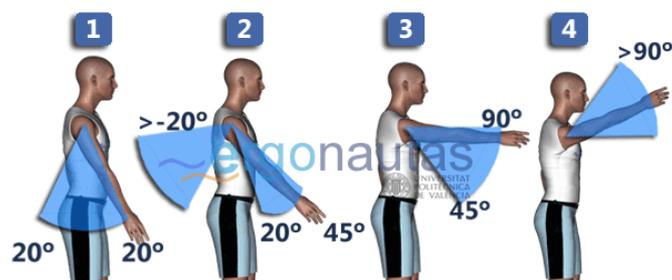


Figura 12. Puntuación principal del brazo (Diego-Mas, 2015)

Una vez asignada la puntuación principal, se añaden puntuaciones adicionales para cada zona de cuerpo normalmente basadas en factores como la rotación o la abducción (Diego-Mas, 2015). Por ejemplo, en la Figura 13 vemos que si el cuello está rotado o desviado de la línea media hay que añadirle una puntuación adicional al cuello.



Figura 13. Puntuación adicional del cuello (Diego-Mas, 2015)

Usando tablas específicas se calculan dos valores intermedios con las puntuaciones de las zonas musculares del grupo A y B. A continuación, se determina la puntuación de uso muscular y fuerza en función de la intensidad y frecuencia de las acciones realizadas durante la tarea como se muestra en las Tablas 1 y 2, estos parámetros pueden aumentar las puntuaciones de cada grupo para calcular la puntuación final.

Tipo de actividad	Puntuación
Estática (se mantiene más de un minuto seguido)	+1
Repetitiva (se repite más de 4 veces cada minuto)	+1
Ocasional, poco frecuente y de corta duración	0

Tabla 1. Puntuación por tipo de actividad (Diego-Mas, 2015)

Carga o fuerza	Puntuación
Carga menor de 2 Kg. mantenida intermitentemente	0
Carga entre 2 y 10 Kg. mantenida intermitentemente	+1
Carga entre 2 y 10 Kg. estática o repetitiva	+2
Carga superior a 10 Kg mantenida intermitentemente	+2
Carga superior a 10 Kg estática o repetitiva	+3
Se producen golpes o fuerzas bruscas o repentinas	+3

Tabla 2. Puntuación por carga o fuerza (Diego-Mas, 2015)

Para la puntuación global se combinan los valores del grupo A y B según la Tabla 3 y obtenemos el valor. El puntaje global varía de 1 a 7 y se clasifica en niveles de acción específicos (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010):

Table C.		Neck, trunk and leg score						
		1	2	3	4	5	6	7+
Wrist and arm score	1	1	2	3	3	4	5	5
	2	2	2	3	4	4	5	5
	3	3	3	3	4	4	5	6
	4	3	3	3	4	5	6	6
	5	4	4	4	5	6	7	7
	6	4	4	5	6	6	7	7
	7	5	5	6	6	7	7	7
	8+	5	5	6	7	7	7	7

Tabla 3. Puntuación final RULA

RULA ha sido utilizado con éxito en diversos entornos laborales, incluyendo empaquetado, confección y la industria automotriz. Los usuarios han encontrado que el método es rápido y fácil de usar, facilitando la comunicación de problemas y la toma de decisiones sobre modificaciones en el lugar de trabajo. Se recomienda usar RULA como parte de un estudio ergonómico más amplio que considere factores epidemiológicos, físicos, mentales, ambientales y organizacionales (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

4.3 Interpretación de los resultados

La interpretación de los resultados obtenidos mediante el método RULA es esencial para evaluar el riesgo asociado con las posturas y los esfuerzos físicos en el lugar de trabajo. El método proporciona un puntaje global que se clasifica en una escala de 1 a 7, y este puntaje indica el nivel de riesgo y las acciones correctivas necesarias (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

Una puntuación global de 1 o 2 sugiere que las posturas evaluadas son aceptables siempre y cuando no se mantengan ni se repitan durante largos períodos. En este caso, el riesgo de lesiones musculoesqueléticas es bajo. No se requieren cambios inmediatos, pero es aconsejable monitorear la situación para evitar que las posturas se mantengan o repitan de forma prolongada (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

Cuando la puntuación global se encuentra en el rango de 3 a 4, indica que las posturas están fuera de los rangos óptimos de movimiento o que se requiere un esfuerzo físico o carga que podría ser perjudicial. Este nivel sugiere una preocupación potencial por el riesgo de lesiones y requiere una investigación adicional para identificar factores específicos que contribuyen al riesgo. Pueden ser necesarios ajustes en las posturas o en las tareas realizadas para mitigar este riesgo (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

Una puntuación global de 5 a 6 señala que las posturas están significativamente fuera de los rangos adecuados, implicando movimientos repetitivos, esfuerzos estáticos o cargas considerables. Estas condiciones aumentan el riesgo de lesiones musculoesqueléticas y requieren una acción pronta. Es crucial investigar y realizar ajustes en el diseño del trabajo o en las posturas para reducir el riesgo de problemas de salud (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

Finalmente, un puntaje global de 7 indica posturas en el extremo de los rangos de movimiento o que implican fuerzas o cargas excesivas. Este nivel de puntaje refleja un riesgo elevado de lesiones musculoesqueléticas y requiere cambios inmediatos en el entorno laboral. Es esencial investigar a

fondo y modificar las operaciones para proteger la salud de los trabajadores, reduciendo la carga excesiva (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

La interpretación de los resultados también debe considerar la variabilidad individual en la respuesta a las posturas y el esfuerzo físico. Las puntuaciones del RULA reflejan situaciones extremas, pero el impacto real puede variar según la adaptación individual y otros factores ergonómicos. Por ello, aunque el RULA ofrece una guía inicial valiosa, es recomendable realizar una evaluación más completa que incluya factores epidemiológicos, físicos, mentales, ambientales y organizacionales para obtener una comprensión más holística del riesgo ergonómico (Diego-Mas, 2015) (LeBlanc & LeBlanc, 2010).

5. HERRAMIENTAS DE SOFTWARE

5.1 MVN Analyze

MVN Analyze es el software comercial desarrollado por Xsens para la captura y análisis de datos cinemáticos de cuerpo completo. Este software está diseñado para ofrecer datos de alta calidad en condiciones de campo, superando las limitaciones de otros sistemas de captura de movimiento. Su funcionalidad principal incluye la visualización en tiempo real de datos cinemáticos, como ángulos de articulaciones y orientaciones de segmentos, a partir de un modelo biomecánico probado. MVN Analyze es capaz de trabajar con múltiples configuraciones de hardware y soporta diversos escenarios de captura, lo que permite una gran flexibilidad en su aplicación para el análisis de movimiento en ergonomía, deportes y otras áreas de investigación (Movella, 2024a)(Schepers et al., 2018).

El motor de software de MVN Analyze combina los datos de los sensores inerciales con modelos biomecánicos avanzados para estimar la posición y orientación de cada segmento del cuerpo humano. Esto incluye la integración de la información obtenida de los sensores de acelerómetros, giroscopios y magnetómetros. El software utiliza algoritmos de fusión de sensores para mejorar la precisión y consistencia de los datos recogidos. A diferencia de otros sistemas de captura que dependen de emisores externos y cámaras, MVN Analyze opera de manera autónoma y puede ser utilizado en una amplia variedad de entornos, lo que lo convierte en una herramienta valiosa para la investigación y la evaluación ergonómica (Schepers et al., 2018).

Además, MVN Analyze ofrece diferentes modos de procesamiento, incluyendo la opción de reprocesar datos en una ventana de tiempo más amplia para obtener estimaciones más precisas de la posición y orientación de los segmentos corporales. El software está disponible en versiones con distintas licencias comerciales, que varían en función de las necesidades específicas del usuario, desde análisis de un solo sujeto hasta configuraciones que permiten la captura de múltiples sujetos simultáneamente. Esta capacidad de adaptación y su alta calidad en la captura de datos hacen de MVN Analyze una solución avanzada para el análisis de movimiento en diversos campos de estudio (Movella, 2024a) (Schepers et al., 2018).

5.2 MT Manager

MT Manager es un software desarrollado por Xsens diseñado para trabajar con todos los dispositivos de seguimiento de movimiento Xsens. Su interfaz intuitiva y amigable para Windows facilita diversas funciones para la gestión y análisis de datos de captura de movimiento (Movella, 2020).

El software MT Manager permite la visualización en tiempo real de la orientación 3D, así como de los datos de los sensores inerciales y magnéticos. Además, ofrece la posibilidad de ver gráficos de latitud, longitud y altitud, dependiendo del dispositivo de seguimiento utilizado. También proporciona herramientas para exportar archivos de registro a formatos como ASCII y KMZ, ajustar configuraciones del dispositivo y realizar pruebas de funcionamiento de los sensores inerciales y el magnetómetro. Este software es útil tanto para conocer las capacidades del Motion Tracker como para realizar demostraciones prácticas (Movella, 2020).

Aunque MT Manager no cuenta con algunas características avanzadas de análisis comparables a MVN Analyze, es una herramienta valiosa para obtener datos iniciales y realizar comprobaciones básicas del

funcionamiento del sistema de captura de movimiento. Su uso complementa el análisis en MVN Analyze, proporcionando una visión más completa del rendimiento del sistema y la precisión de las capturas (Movella, 2020).

5.3 Python y Jupyter Notebook

Python es un lenguaje de programación interpretado, interactivo y orientado a objetos, conocido por su sintaxis clara y su capacidad para admitir múltiples paradigmas de programación, incluidos los procedimental y funcional. Su diseño combina potencia con simplicidad, y es extensible mediante C o C++, lo que lo hace adecuado tanto para principiantes como para programadores experimentados. Python tiene una amplia biblioteca estándar que cubre diversas áreas, desde procesamiento de cadenas hasta interfaces de sistemas operativos, y es conocido por su portabilidad y capacidad para ejecutarse en múltiples plataformas, incluidas Unix, Linux, macOS y Windows (González-Alonso et al., 2024). Esto lo convierte en una herramienta versátil y accesible para una amplia gama de aplicaciones y proyectos.

Python también es altamente valorado en el ámbito educativo y científico por su sencillez y capacidad para concentrarse en la solución de problemas sin la complejidad adicional de otros lenguajes. Su uso en la comunidad de software libre y científica ha crecido significativamente desde su creación, y su filosofía de diseño promueve la claridad y la legibilidad del código. Esto facilita a los nuevos programadores aprender conceptos básicos y a los desarrolladores avanzados crear aplicaciones eficientes y mantenibles (Taylor et al., 2017).

Jupyter Notebook es una herramienta fundamental en el Proyecto Jupyter, diseñada para la computación interactiva y la creación de cuadernos computacionales. Un cuaderno es un documento que combina código, descripciones en lenguaje natural, datos y visualizaciones enriquecidas, lo que permite a los usuarios crear prototipos, explorar datos y compartir ideas de manera efectiva. La interfaz de Jupyter Notebook ofrece un entorno rápido e interactivo que facilita el análisis y la visualización de datos, así como la documentación de los procesos de desarrollo (Salisu et al., 2023).

La principal ventaja de Jupyter Notebook radica en su capacidad para integrar código y resultados en un solo documento, lo que mejora la comprensión y la reproducibilidad de los análisis. Su simplicidad y ligereza lo hacen ideal para la creación de prototipos y la experimentación rápida, mientras que su compatibilidad con otros componentes del Proyecto Jupyter, como JupyterLab, permite una experiencia más completa para usuarios avanzados. Esto hace que Jupyter Notebook sea una herramienta valiosa tanto para la investigación como para la enseñanza en el ámbito de la programación y el análisis de datos (Salisu et al., 2023).

5.4 OpenSim

OpenSim es una herramienta de software libre desarrollada por el Instituto de Investigación de la Salud de la Universidad de Stanford para la simulación y el análisis del sistema musculoesquelético. Esta plataforma permite a los usuarios construir, ajustar y simular modelos musculoesqueléticos con un alto

grado de detalle, utilizando una variedad de herramientas para el análisis estático y dinámico. La naturaleza de código abierto de OpenSim facilita su acceso y personalización, permitiendo a los investigadores y desarrolladores adaptar la herramienta a sus necesidades específicas sin coste alguno (Trinler et al., 2019)(Lee & Umberger, 2016).

Entre las características destacadas de OpenSim se incluyen la posibilidad de realizar simulaciones utilizando algoritmos como el control muscular computarizado, que permite generar simulaciones de seguimiento sin necesidad de programación extensiva por parte del usuario. No obstante, para aquellos que necesitan capacidades más avanzadas, como simulaciones predictivas de control óptimo, OpenSim ofrece una API robusta que permite la integración con lenguajes de programación como C++, MATLAB y Python. Esta flexibilidad permite a los usuarios crear simulaciones completamente personalizadas y ejecutar análisis complejos, como el control óptimo musculoesquelético, mediante programación (Trinler et al., 2019) (Lee & Umberger, 2016).

6. MATERIALES Y MÉTODOS

Para llevar a cabo este estudio, se siguieron dos enfoques principales en la captura y análisis de los movimientos de los trabajadores, aprovechando tanto herramientas comerciales como de software libre. Inicialmente, las pruebas se realizaron en un entorno controlado de laboratorio para asegurar la correcta implementación de los sistemas. Posteriormente, el estudio se trasladó al entorno real de Eurobelt, donde se realizaron una serie de experimentos utilizados para validar las soluciones aportadas.

A lo largo del proceso, se emplearon tecnologías avanzadas de captura de movimiento y software de análisis que permitieron obtener información detallada sobre la ergonomía de los trabajadores. Este apartado describe en detalle los procedimientos seguidos para la recolección, procesamiento y análisis de los datos, asegurando la comparabilidad entre las distintas herramientas utilizadas.

6.1. Entorno de trabajo en el laboratorio

La primera fase del proyecto se desarrolló en el laboratorio del Grupo de Telemática e Imagen (GTI) de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Telecomunicación (ETSIT) de la Universidad de Valladolid. Este entorno controlado permitió realizar las pruebas iniciales con los sistemas de captura de movimiento, garantizando la precisión en las mediciones antes de aplicar el experimento en un entorno real.

Durante este tiempo, se llevaron a cabo ajustes y validaciones de los sensores inerciales para familiarizarse con su uso y asegurarse de que su funcionamiento fuera adecuado. Las pruebas realizadas en el laboratorio fueron fundamentales para optimizar los parámetros de los dispositivos y minimizar posibles errores en la captura de datos. Además, se revisaron las metodologías de trabajo para asegurar que los procedimientos establecidos fueran fiables y replicables, de cara a la implementación posterior en un entorno industrial. Esta fase preliminar fue clave para consolidar la infraestructura tecnológica que se utilizaría en la siguiente fase del estudio.

6.2 Procedimiento con MVN Analyze

I. Colocación de Sensores

El primer paso en el procedimiento fue la colocación de los 17 sensores inerciales en el sujeto de estudio. Se siguieron las directrices específicas descritas en el apartado 3.2 para garantizar una colocación adecuada y minimizar el movimiento excesivo de los rastreadores. Los sensores se aseguraron en partes rígidas del cuerpo, como la espinilla en lugar de la pantorrilla, y se utilizaron correas ajustadas o se colocaron directamente sobre la piel para mejorar la estabilidad. Los sensores se envolvieron bajo las correas, excepto los de hombro, y se prefirió el uso de correas en lugar de lengüetas de velcro para los sensores de pie.

II. Configuración y Calibración

Una vez que los sensores inerciales se colocan adecuadamente en el sujeto, el siguiente paso es configurar la sesión de grabación en el software MVN Analyze. Este proceso se realizó en varias etapas para asegurar que la grabación se llevase a cabo de manera óptima.

En la ventana de “Configuración de captura de movimiento” se selecciona el sistema que se está utilizando. Si solo se emplea un sistema Xsens, se puede dejar la opción en “Cualquiera”. En esta ventana, se verifica que todos los sensores estén correctamente representados en el modelo biomecánico del software, apareciendo en verde si están conectados adecuadamente como podemos ver en la Figura 14.

Para comprobar el estado de cada sensor, se utiliza el icono de la llave inglesa para abrir la ventana de estado del hardware. Posteriormente, se introduce un nombre para el participante y se introducen las dimensiones corporales del participante, especificando la altura y la longitud del pie en centímetros. El software utilizará estas medidas para estimar otras dimensiones corporales automáticamente. Una vez ingresadas las dimensiones, se guarda el perfil del participante.

Es importante asignar un nombre a la grabación antes de salir de la ventana de configuración. Este nombre se usará para crear el archivo correspondiente a cada toma y se añadirá automáticamente con el número de la toma, por ejemplo, “experimento-001”.

Finalmente, se selecciona la carpeta en la que se guardarán los archivos de grabación y se hace clic en “Aceptar” para regresar al espacio de captura en vivo.

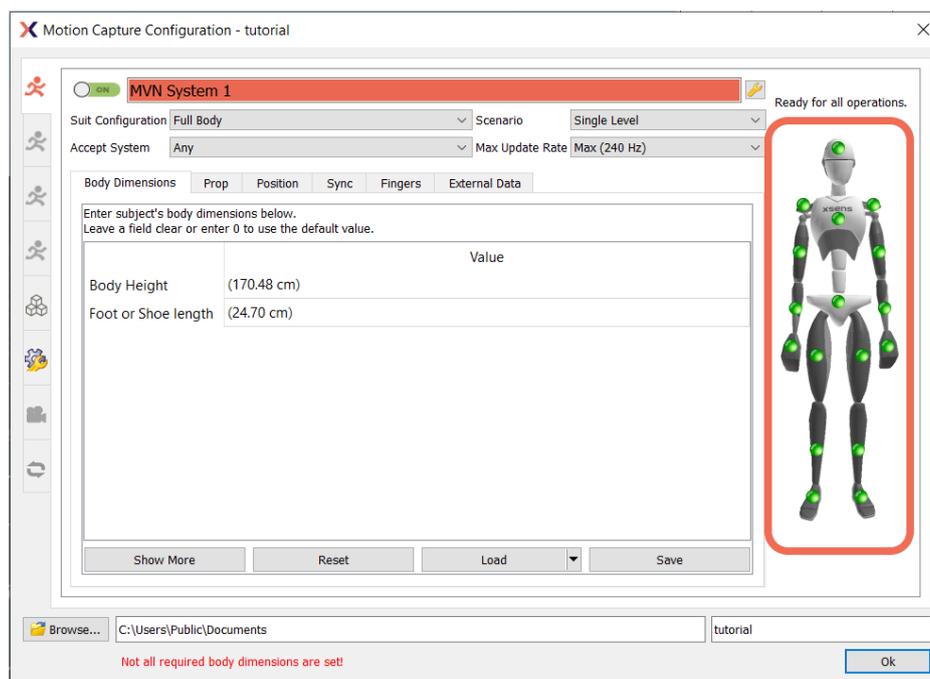


Figura 14. Ventana de “Configuración de captura de movimiento” de MVN Analyze (Movella, 2024c)

Para la calibración del sistema, se accede a la pestaña de calibración en la ventana de “Configuración de hardware” y se selecciona “Npose + walk”. Durante este proceso descrito en la Figura 15, el participante debe adoptar la postura N, caminar hacia adelante, regresar a la posición inicial y mantener la postura N al finalizar.

Se inicia la calibración haciendo clic en “Calibrar” y siguiendo las instrucciones del software. Una vez completada, se muestra una barra de progreso y, tras finalizar el almacenamiento, se hace clic en “Aplicar” para fijar el origen. Es fundamental que el sujeto mantenga la misma posición durante este proceso para preservar la precisión del modelo biomecánico. Finalmente, se debe verificar que los movimientos del modelo sean precisos para asegurar una calibración adecuada.

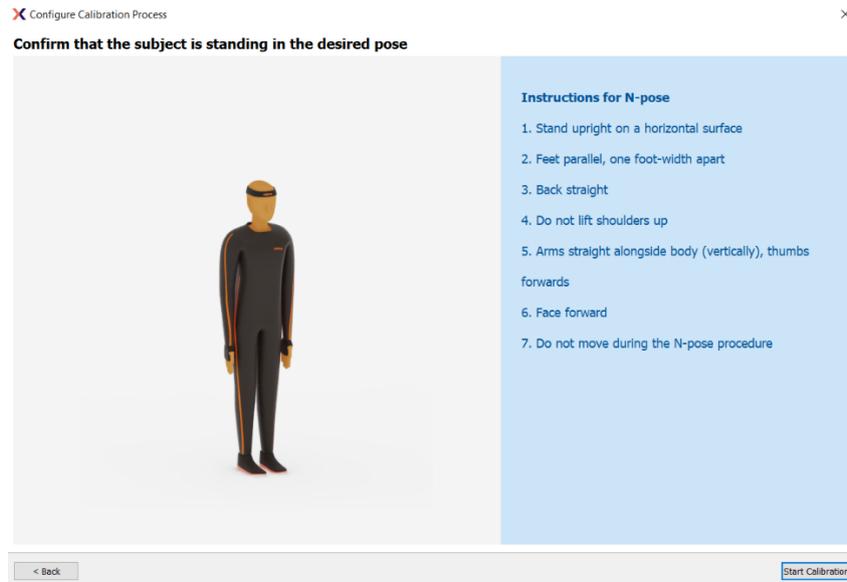


Figura 15. Instrucciones de la calibración N-pose en MVN Analyze

III. Grabación y reproceso

Una vez que los sensores inerciales están correctamente colocados en el sujeto y la configuración de la sesión se ha completado en el software MVN Analyze, se procede a la grabación de los datos. Para iniciar el proceso de grabación, se hace clic en el botón rojo de grabación ubicado en la barra de herramientas del software (Ver Figura 16).



Figura 16. Botones para manejar la grabación en MVN Analyze (Movella 2024b)

Cuando es necesario reproducir las grabaciones realizadas, se debe acceder al menú "Archivo", seleccionar la opción "Abrir" y elegir el archivo que se desea revisar. Los datos grabados se pueden visualizar utilizando los botones de reproducción situados en la barra de herramientas, lo que permite revisar el contenido de las grabaciones de manera efectiva.

El reproceso de los datos es una etapa esencial para mejorar la calidad de la información obtenida. Para iniciar el reproceso, se hace clic en el botón "Reprocesar" o se accede a la pestaña "Tareas" y se selecciona "Reprocesar". En la ventana de reproceso mostrada en la Figura 17, es posible ajustar varios parámetros clave. Se puede elegir entre calidad Normal o HD para el reproceso del archivo. La calidad actual del archivo se muestra en la interfaz, indicando si se requiere procesamiento adicional.

También es necesario seleccionar el escenario en el que se desea reprocesar el archivo, ya que esto influye en la precisión del reproceso. La sección de estado de procesamiento proporciona información sobre el progreso del proceso en tiempo real. Además, es posible restablecer la posición de un segmento específico a coordenadas 3D determinadas, así como ajustar la pelvis a una rotación 3D

específica. La opción de reinicializar el motor de captura de movimiento, aunque generalmente no se utiliza, permite borrar todos los filtros del motor antes de reprocesar si se presentan problemas con los datos.

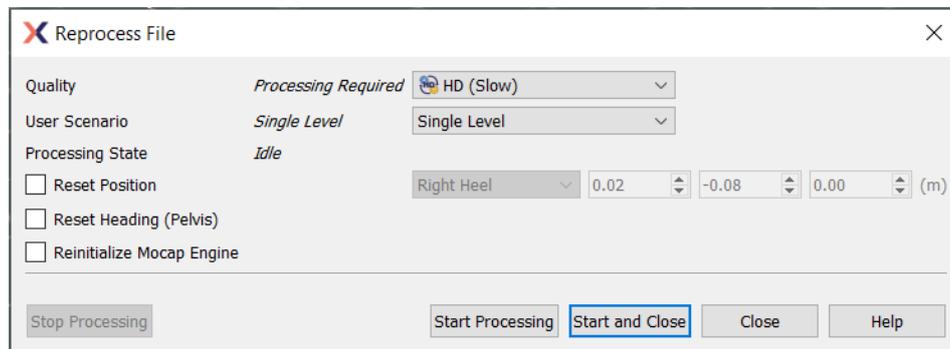


Figura 17. Ventana de reproceso de MVN Analyze (Movella, 2023a)

El reproceso en calidad HD es particularmente valioso ya que mejora significativamente la precisión al procesar información a lo largo de una ventana de tiempo más amplia. Este método toma en cuenta datos del pasado, presente y futuro, lo que permite una estimación más consistente de la posición y orientación de los segmentos. Durante el reproceso, la línea de tiempo en la interfaz del software reflejará el estado del proceso. En el caso del reproceso en calidad normal, la línea de tiempo se tornará verde, mientras que en calidad HD, primero se volverá azul, indicando un procesamiento normal, y luego azul claro cuando el reproceso se complete.

El reproceso también resulta útil si se han grabado archivos en un escenario incorrecto, ya que permite ajustar el archivo al escenario adecuado para obtener datos más precisos y coherentes.

IV. Exportación de los datos

La exportación de datos se realiza fácilmente con la plataforma comercial MotionCloud y se puede realizar a través de dos sistemas: utilizando la plataforma web o mediante la integración directa en la interfaz de MVN Analyze. Ambos métodos ofrecen flexibilidad para gestionar y exportar archivos según las necesidades del usuario, dependiendo de si prefiere trabajar en la web o dentro de la propia aplicación.

El método más común para exportar datos es a través de la interfaz web de MotionCloud (Ver Figura 18), que permite un control sencillo y accesible, además de permitir el reproceso de los datos en la misma. Una vez que el usuario ha iniciado sesión en la plataforma, es posible cargar archivos mvn en la interfaz, lo que facilita el reproceso y la exportación de datos sin necesidad de usar MVN Analyze.

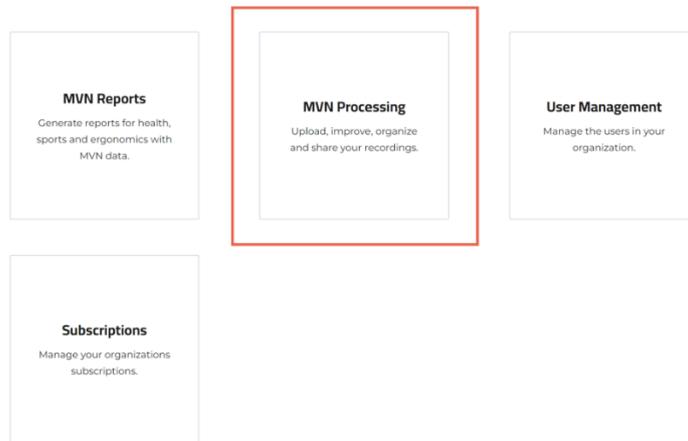


Figura 18. Pantalla de inicio de la plataforma de MotionCloud (Movella, 2024b)

Tras cargar los archivos en la plataforma, se pueden añadir a la cola de reproceso, donde el usuario elige las opciones de calidad y otros parámetros de procesamiento. Una vez que el reproceso está completo, los archivos pueden ser exportados en diferentes formatos (Ver Figura 19), como Biovision Hierarchy (BHV), Filmbox (FBX), o MVNX, según la naturaleza del análisis requerido. Durante este proceso, es posible seleccionar segmentos específicos del archivo para exportar solo las partes relevantes del movimiento (Ver Figura 20). Al finalizar el proceso de exportación, los archivos quedan disponibles para su descarga en la propia web.

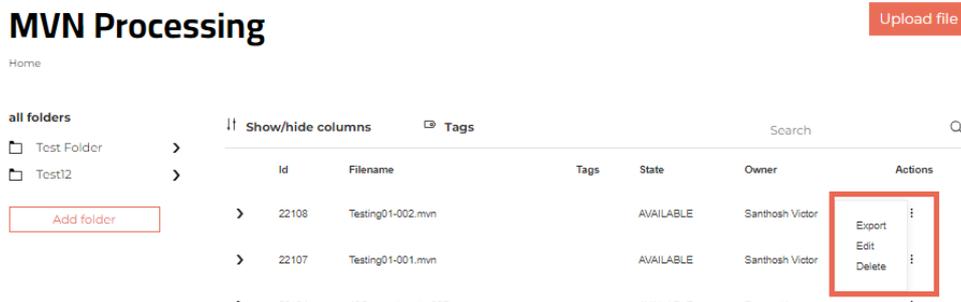


Figura 19. Archivos cargados de MotionCloud (Movella 2024b)

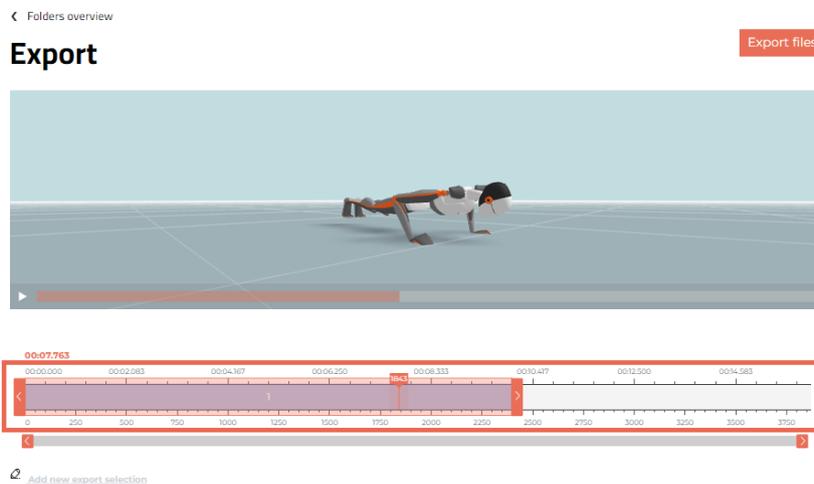


Figura 20. Ventana de exportación de archivos (Movella 2024b)

Por otro lado, el segundo método disponible para exportar archivos es mediante la integración de MotionCloud dentro de MVN Analyse, que proporciona un flujo de trabajo más directo para aquellos que ya utilizan el software. A partir de la versión MVN 2021.2, los usuarios de MVN Animate Pro o Analyse Pro pueden iniciar sesión en MotionCloud desde el propio software, accediendo a las opciones de reproceso y exportación sin salir de la aplicación (Ver Figura 21).

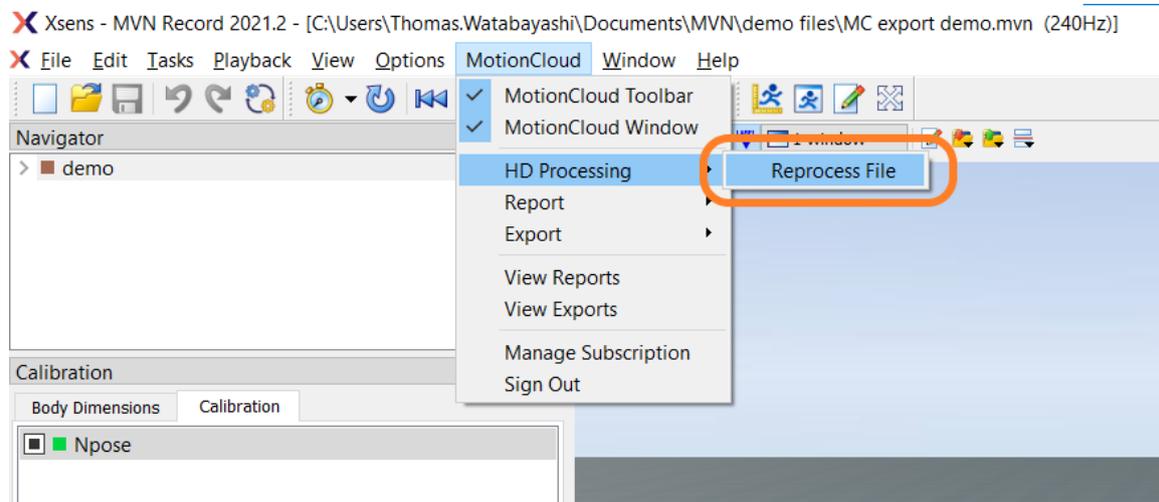


Figura 21. Pestaña de MotionCloud dentro de MVN Analyse (Movella, 2022b).

Este enfoque es especialmente útil cuando se busca un flujo de trabajo más integrado. Después de iniciar sesión en MotionCloud a través de la pestaña correspondiente, el usuario puede acceder a sus archivos almacenados en la nube y gestionar el reproceso o la exportación directamente desde la interfaz de MVN Analyse. El archivo reprocesado aparecerá en la pestaña de Archivos de MVN donde el usuario podrá seleccionarlo para exportarlo con las configuraciones deseadas (Ver Figura 22). Al igual que en la plataforma web, se pueden seleccionar múltiples archivos para exportar de forma simultánea, y el usuario puede optar por varios formatos de exportación según sus necesidades.

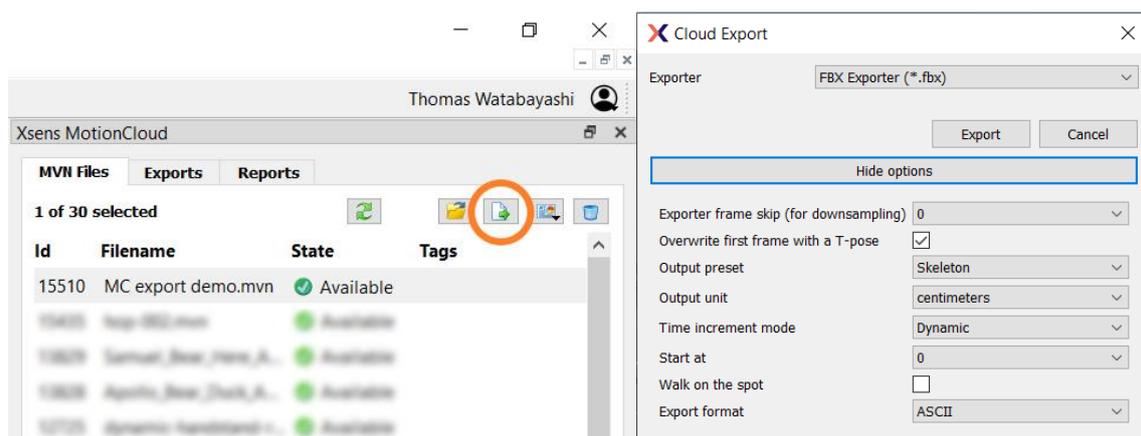


Figura 22. Ventana con los archivos reprocesados y configuración para exportar (Movella 2022b)

En ambos sistemas, una vez que el archivo ha sido exportado, el proceso de descarga es sencillo. Desde la plataforma web o la propia interfaz de MVN Analyse, los archivos exportados se pueden descargar directamente al ordenador para su posterior análisis en otros softwares.

V. Informes RULA

La Evaluación Rápida de Miembros Superiores (RULA) es una herramienta que evalúa el riesgo de trastornos musculoesqueléticos en las extremidades superiores, considerando la carga biomecánica y postural. El informe RULA que se obtiene con MotionCloud usa archivos MVN para generar evaluaciones detalladas a través de todos sus marcos, proporcionando un resumen del riesgo de TME.

Para utilizar la herramienta RULA, es necesario cumplir con ciertos requisitos específicos para el archivo. El archivo debe estar en formato MVN (no mvnx) y debe haber sido recolectado utilizando Xsens MVN 2019.0 o una versión más reciente. Es fundamental que el archivo contenga datos del cuerpo completo del sujeto y que esté en un escenario de un solo nivel. Si el archivo no cumple con estas condiciones, puede ser necesario reprocesarlo en HD en la nube. Además, no se deben incluir datos de dedos en el archivo MVN. Si se desea agregar un video al informe, este debe ser grabado con la integración de cámara web MVN para asegurar una sincronización adecuada.

Existen dos métodos para generar un informe RULA desde un archivo MVN. El primer método consiste en cargar el archivo en MotionCloud y luego generar el informe. Primero, se debe abrir el archivo en el software MVN y cargarlo en MotionCloud a través de la opción de reproceso HD. Una vez que el archivo se haya cargado y procesado, aparecerá en la lista de archivos de MVN con el estado de "Disponible". En este estado, se puede seleccionar el archivo y generar el informe RULA (Ver Figura 23). La herramienta de informes permite seleccionar el tipo de informe deseado, y el informe final se podrá visualizar en el navegador web.

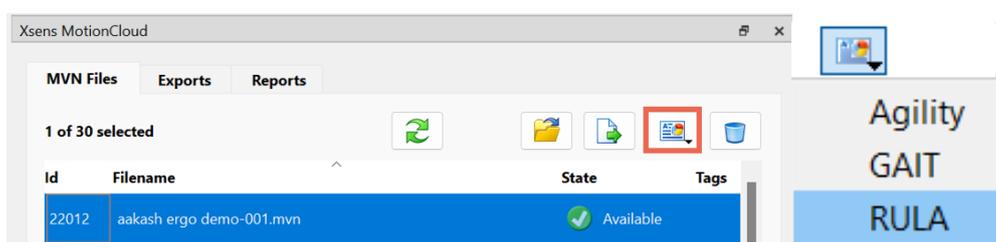


Figura 23. Ventana de archivos de MVN y opciones de informes (Movella, 2023b)

El segundo método permite generar un informe directamente desde un archivo abierto en el software MVN. Al seleccionar la opción de informe, se abrirá una ventana emergente donde se puede elegir RULA y crear el informe. El archivo se cargará y aparecerá en la lista de archivos con el estado de procesamiento. Una vez completado, el informe estará disponible en la sección de informes, desde donde se puede abrir y revisar (Ver Figura 24).

RULA Report

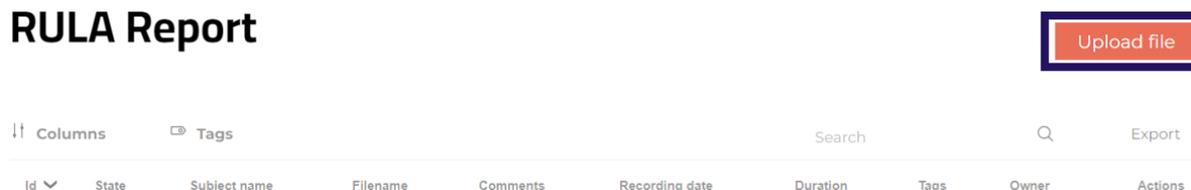


Figura 24. Ventana de informes RULA (Movella, 2023b)

También es posible subir un archivo a través del navegador web en MotionCloud. En este caso, se debe acceder a la plataforma de MotionCloud, seleccionar el archivo MVN para subirlo y esperar a que se complete el procesamiento en HD. Una vez procesado, podrá acceder al informe desde la plataforma.

Para agregar un video al informe, debe hacer clic en el símbolo de tres puntos en la columna de acciones del informe y seleccionar "Agregar video". El vídeo debe estar en formato .MP4 y grabado con la integración de cámara web MVN para garantizar la sincronización adecuada. Una vez subido, el video estará disponible directamente en el informe, y podrá visualizarse en el Editor de RULA junto con la grabación.

El informe RULA incluye la grabación mostrada con un avatar además se puede añadir una grabación captada por una cámara. El gráfico de sectores resume las evaluaciones de RULA y la línea de tiempo muestra las evaluaciones totales por fotograma (Ver Figura 25). Al arrastrar la barra horizontal hacia una puntuación durante la reproducción, se puede ver cómo se puntúan partes específicas de la postura en ese intervalo de tiempo.

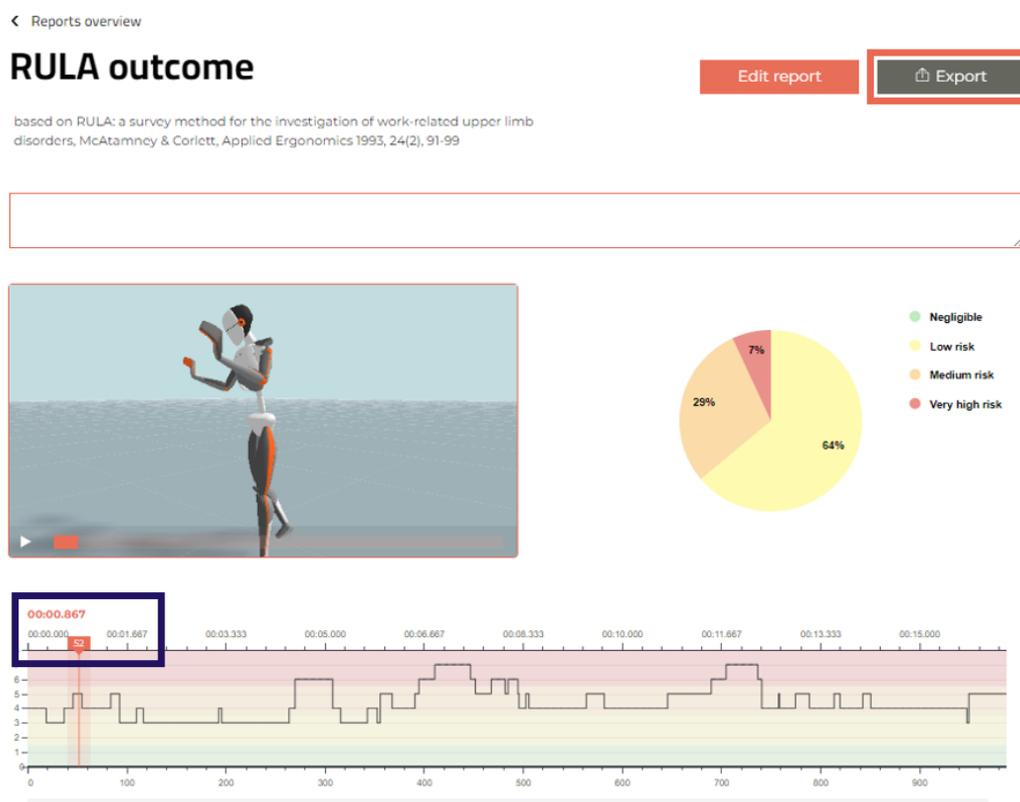


Figura 25. Informe RULA de MotionCloud (Movella 2023b)

Para asegurarse de que el análisis ergonómico es completo y preciso se deben de añadir una serie de parámetros adicionales. Para garantizar el cálculo correcto de todas las puntuaciones el usuario debe configurar ciertos parámetros en función de lo observado durante la grabación. Entre ellos se encuentran la sujeción de los brazos y de las piernas, además de la carga soportada (Ver Figura 26), estos datos pueden hacer variar las puntuaciones individuales y la puntuación general del RULA.

Selection 1

Start Frame ⓘ 10882 End Frame ⓘ 10982

Arms

Support ⓘ Muscle Use ⓘ Load (Kg)

Yes No Yes No < 2kg (intermittent) ▾

Legs

Support ⓘ Muscle Use ⓘ Load (Kg)

Yes No Yes No < 2kg (intermittent) ▾

Figura 26. Parámetros adicionales de RULA en MotionCloud

Para añadir estos parámetros se debe seleccionar la franja de tiempo en la que se encuentran presentes, se pueden añadir varias franjas de tiempo para una misma grabación con distintas configuraciones (Ver Figura 27).

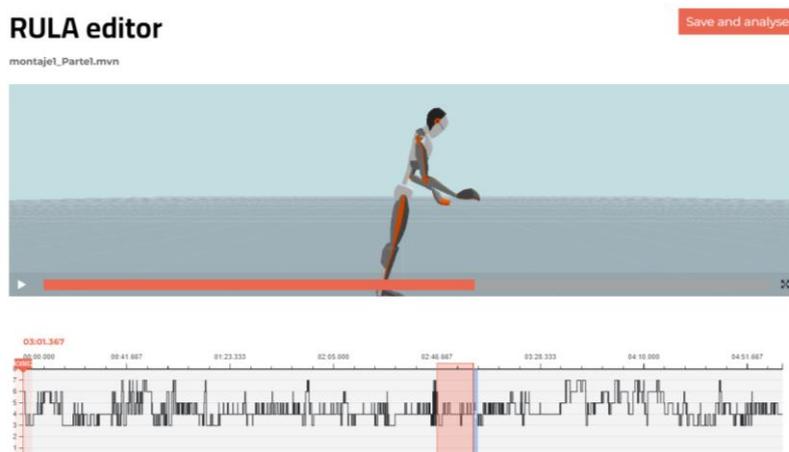


Figura 27. Selección de la franja de tiempo a la que añadir parámetros adicionales

Finalmente, para exportar un informe, se selecciona el período de tiempo deseado y se descarga el informe en formato PDF (Ver Figura 28).

Download Report for frame 52 (PDF)

A. Arm and Wrist Analysis

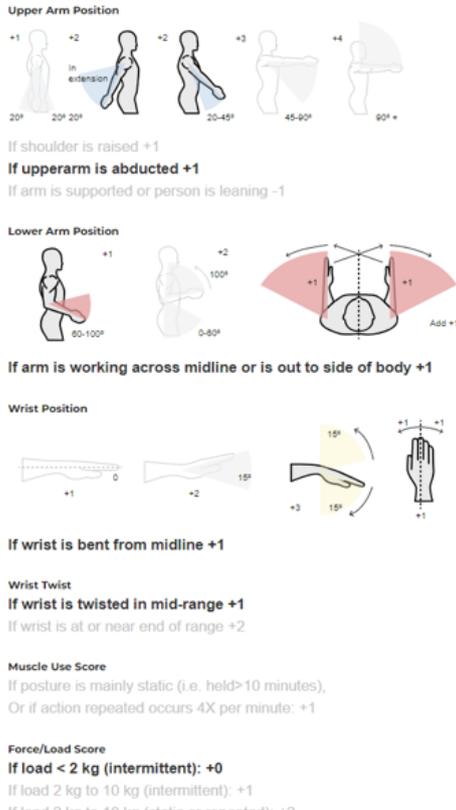


Table A.		Wrist posture score							
Upper arm	Lower arm	1		2		3		4	
		Wrist twist		Wrist twist		Wrist twist		Wrist twist	
		1	2	1	2	1	2	1	2
1	1	1	2	2	2	2	3	3	3
	2	1	2	2	2	2	3	3	3
	3	2	3	3	3	4	4	4	4
2	1	2	3	3	3	3	4	4	4
	2	3	3	3	3	3	4	4	4
	3	3	4	4	4	4	4	5	5
3	1	3	3	4	4	4	4	5	5
	2	3	4	4	4	4	4	5	5
	3	4	4	4	4	4	5	5	5
4	1	4	4	4	4	4	5	5	5
	2	4	4	4	4	4	5	5	5
	3	4	4	4	5	5	5	6	6
5	1	5	5	5	5	5	6	6	7
	2	5	6	6	6	6	6	7	7
	3	6	6	6	7	7	7	7	8
6	1	7	7	7	7	7	8	8	9
	2	8	8	8	8	8	9	9	9

Figura 28. Informe RULA en un instante concreto de la grabación (Movella 2023b).

6.3 Procedimiento con MT Manager y OpenSim

I. Calibración, configuración y colocación de sensores

El primer paso en el proceso es la calibración y colocación de los sensores. Aunque la calibración que se describe no es un paso obligatorio en MT Manager, durante el proceso de pruebas se comprobó que realizar estos pasos ayuda a reducir los errores en las grabaciones y mejora la precisión de los datos obtenidos.

Se inicia colocando los sensores en una mesa, alineándolos de manera paralela utilizando una línea de referencia en la superficie de trabajo. Este alineamiento es fundamental para asegurar que la calibración sea lo más precisa posible.

Una vez que los sensores están alineados en la mesa, se abre el software MT Manager con el receptor de antena de los sensores Awinda conectado. Se verifica que el pincho aparece en verde en el icono de wireless configuration, lo que indica una conexión adecuada (Ver Figura 29). Se habilitan todos los sensores verificando que aparecen todos (enable all wireless masters) y se inicia la medición en todos los nodos (start measurement). Luego de confirmar que todos los nodos están activos, se cierra la ventana de configuración (Ver Figura 30).



Figura 29. Botones MT Manager (Movella 2020)

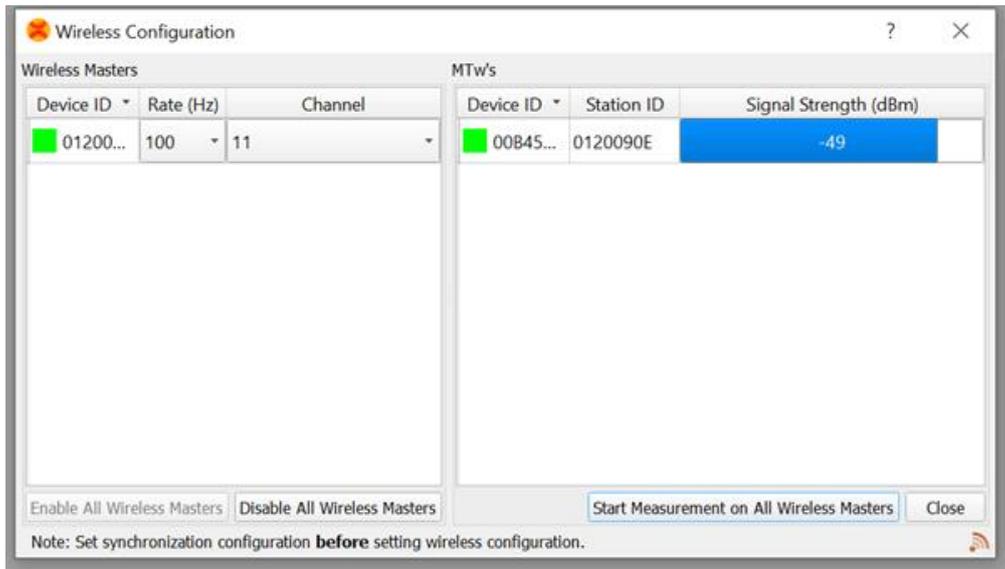


Figura 30. Ventana de configuración de los sensores (Movella, 2020)

A continuación, se accede a la opción "3D orientations" (Ver Figura 31) en MT Manager para comprobar que los sensores se mueven correctamente. Con los sensores aún en la mesa, se ajustan los métodos de reseteo de orientación—Heading, Inclination, y Alignment—y se observa cómo los cubos representan las orientaciones correctas.

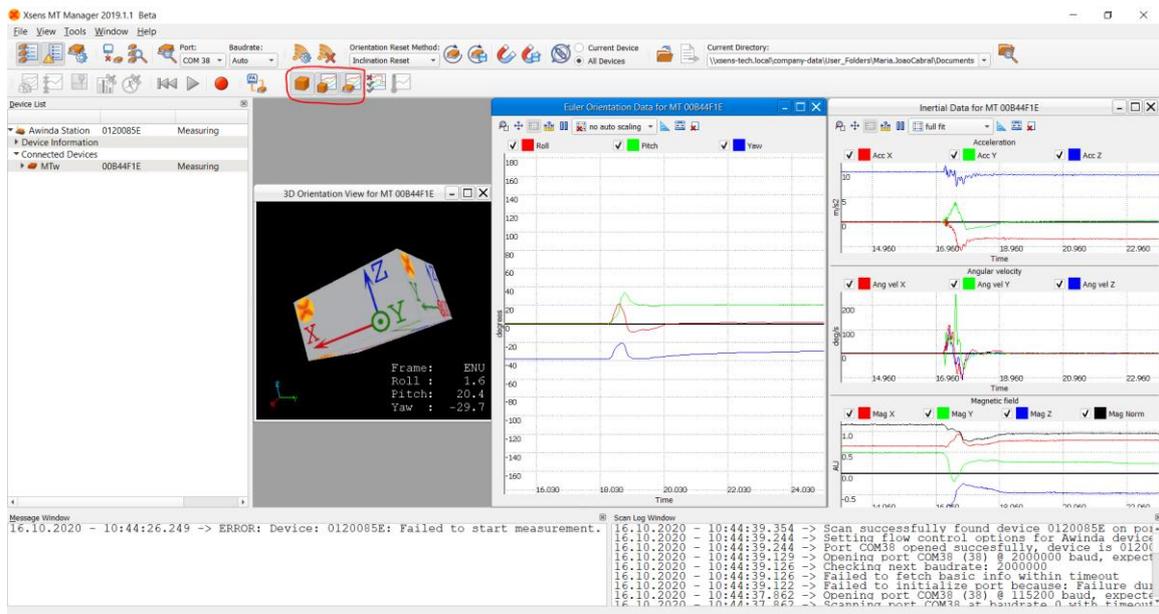


Figura 31. Ventanas de la vista en 3D y los datos inerciales de un sensor (Movella 2020)

Una vez completada la calibración inicial, se procede a la colocación de los sensores en el cuerpo del sujeto. En este caso, no se colocan los 17 sensores disponibles, sino únicamente los necesarios para la evaluación de la parte superior del cuerpo: cabeza, hombros, brazos, antebrazos, muñecas, esternón y lumbar. Esto se debe a que para obtener los informes RULA, solo son necesarios estos ángulos y algunos parámetros adicionales que el usuario debe introducir. Las recomendaciones para la colocación de los sensores siguen las mismas directrices que para MVN Analyze.

El sujeto debe adoptar la posición de N-pose al iniciar la grabación para asegurar la correcta adquisición de los datos. Esta colocación precisa de los sensores es crucial para garantizar la fiabilidad de las mediciones y la calidad de los datos obtenidos.

II. Grabación y exportación

Al iniciar la grabación, es fundamental observar que los cubos que representan el movimiento de cada sensor se muevan adecuadamente y en sincronía con el movimiento del sujeto. Una vez finalizada la grabación, se guarda el archivo .mtb en la carpeta deseada para su posterior procesamiento (Ver Figura 32).

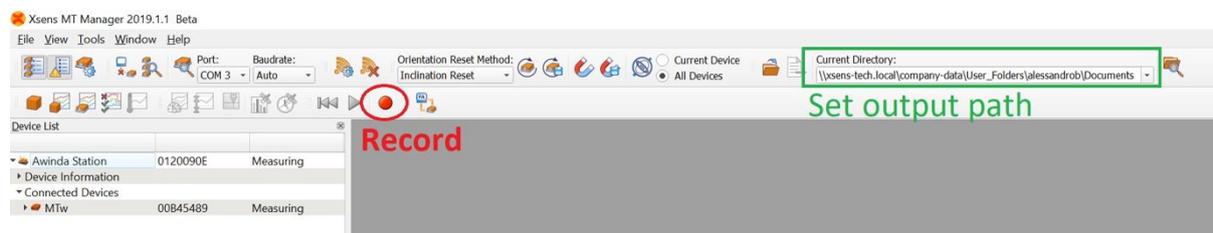


Figura 32. Botones para grabar y guardar la grabación (Movella 2020)

Para exportar los datos de los sensores, se abre el archivo .mtb con MT Manager. En la pestaña de exportación (Ver Figura 33), primero se puede verificar el nombre del archivo y la carpeta en la que se guardará, asegurando que los datos se almacenarán en la ubicación correcta. A continuación, se

selecciona el formato de exportación, eligiendo el formato .txt. Este formato generará un archivo separado por cada sensor, conteniendo la información registrada durante la grabación.

En la misma pestaña, se ofrece la posibilidad de elegir qué tipo de datos exportar. Las opciones incluyen ángulos de Euler, cuaterniones, posición, velocidad y datos inerciales como aceleración. Para el análisis en este trabajo, solo son necesarios los cuaterniones. Los cuaterniones son una representación matemática de rotaciones en un espacio tridimensional que evita problemas como el bloqueo de cardán y permite una interpolación suave entre rotaciones, garantizando datos precisos y coherentes para el análisis del movimiento.

Además, se puede seleccionar el carácter que separará los datos en el archivo exportado. Aunque por defecto el delimitador es un espacio o el tabulador, es necesario especificar la coma como delimitador para que el programa que transformará los archivos .txt en archivos .mot y .sto pueda procesarlos correctamente. De este modo, se asegura que el formato de los datos sea compatible con los pasos siguientes del proceso de análisis y generación del informe RULA.

Al completar la configuración en la pestaña de exportación, MT Manager generará un archivo .txt para cada sensor con la información seleccionada, facilitando el siguiente paso en el proceso de análisis.

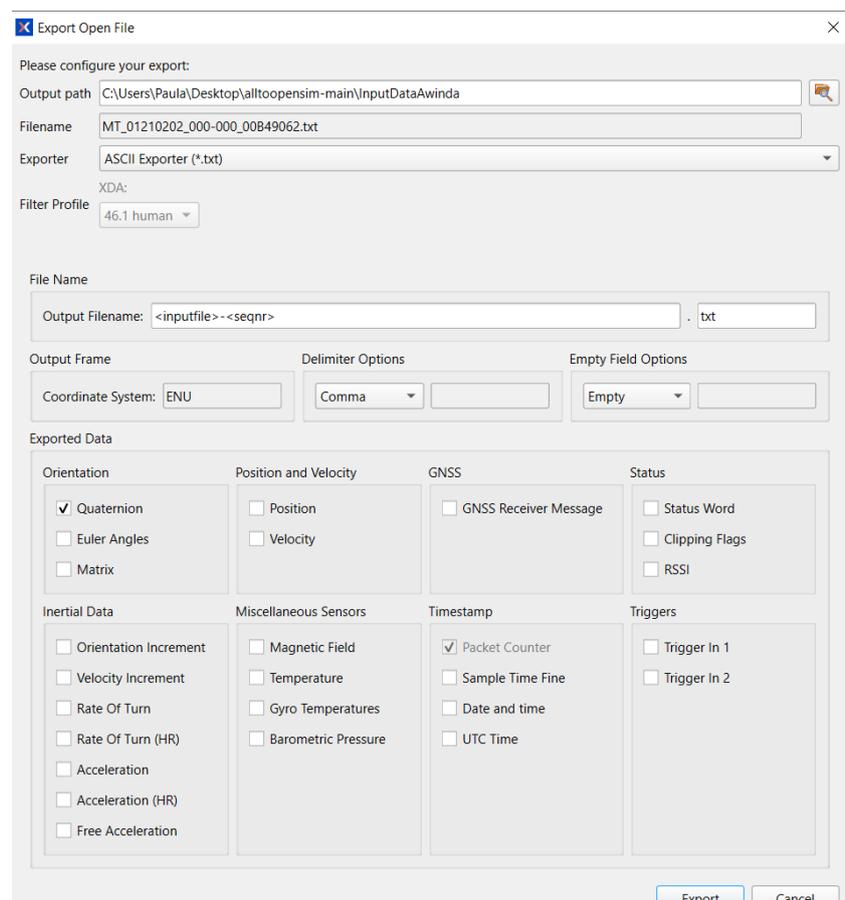


Figura 33. Pestaña de exportación

III. Transformación de Datos: De Archivos .txt a Formatos .mot y .sto

El proceso de conversión de los datos registrados por los sensores inerciales (IMU) en archivos utilizables para análisis biomecánicos involucra varios pasos, todos orientados a transformar la

Una vez que tenemos el archivo .sto, el siguiente paso es convertir esta información en un archivo .mot. El archivo .mot contiene los datos de movimiento interpretados según el modelo biomecánico escogido en forma de ángulos de las articulaciones, que se calculan a partir de las orientaciones registradas por los sensores. Para esto, se utiliza un proceso de calibración del modelo en OpenSim.

El modelo se calibra utilizando un sensor base, que se selecciona automáticamente (generalmente ubicado en el torso o pelvis), y las orientaciones de los sensores se comparan con las orientaciones del modelo biomecánico en OpenSim. Esto ajusta el modelo para que refleje los movimientos grabados en la sesión. Este modelo biomecánico está configurado para interpretar correctamente las orientaciones registradas por los 11 sensores de la parte superior del cuerpo, transformándolas en ángulos articulares que luego OpenSim puede usar para simular el movimiento del cuerpo.

Una vez completada la calibración, el archivo .mot se genera. Este archivo es el que permite a OpenSim reproducir el movimiento en su entorno virtual, basándose en los ángulos de las articulaciones derivados de los datos originales de los sensores.

Finalmente, con el archivo .mot, OpenSim puede simular el movimiento grabado durante la sesión. Esto permite visualizar cómo los movimientos registrados por los 11 sensores afectan al modelo biomecánico y realizar análisis ergonómicos detallados basados en esos movimientos.

IV. Comprobación de la Grabación en OpenSim

Una vez que los archivos .sto y .mot han sido generados, es necesario comprobar que la grabación obtenida refleja correctamente los movimientos capturados durante la sesión con los sensores inerciales. Este paso es clave para asegurar que no haya errores en los datos que puedan afectar a los informes ergonómicos o análisis posteriores.

El proceso comienza cargando en OpenSim un modelo biomecánico que ha sido configurado específicamente para las grabaciones con los 11 sensores de la parte superior del cuerpo. Dicho modelo se ajusta a la colocación de los sensores en el torso, los brazos, las muñecas y otras zonas clave, lo cual asegura que los movimientos registrados sean representados correctamente en la simulación. Este mismo modelo es el que se utiliza en la generación de los archivos .sto y .mot, garantizando coherencia en el análisis. Tras cargar el modelo, se importa el archivo .mot generado a partir de las grabaciones (Ver Figura 35).

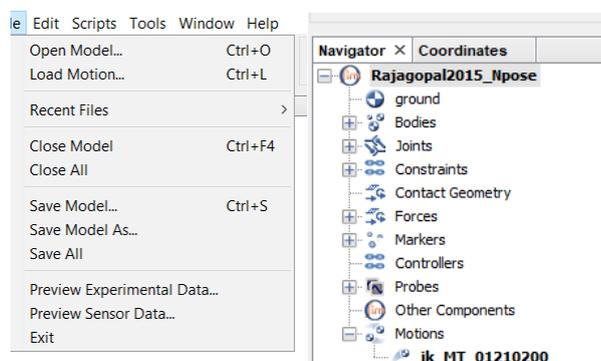


Figura 35. Pestaña para cargar el modelo y la grabación; y muestra del modelo y archivo cargados

En este punto, se puede observar una representación visual del cuerpo humano en movimiento dentro de OpenSim (Ver Figura 36). Este paso es crucial, ya que permite verificar que los movimientos registrados por los sensores coinciden con la grabación original. Aquí se evalúa si hay algún error en los datos de los sensores, comprobando que todas las partes del cuerpo se muevan como se esperaba y que no haya discrepancias entre los movimientos reales y los registrados. Si todos los sensores han funcionado correctamente, el cuerpo virtual debería replicar con precisión los movimientos realizados durante la captura.

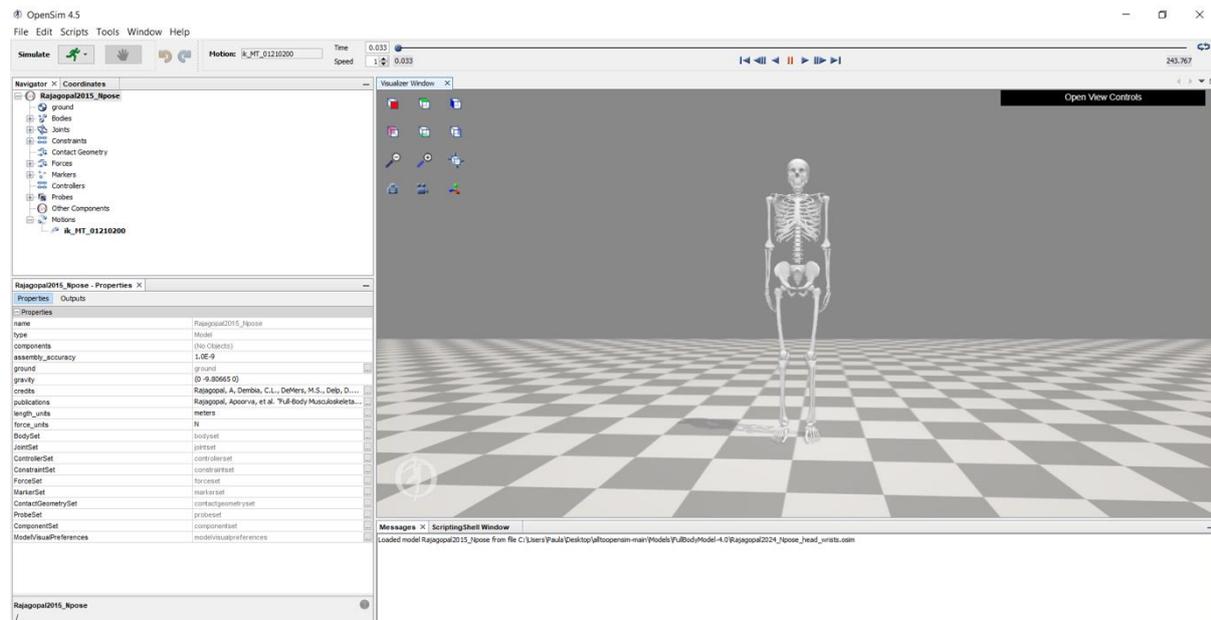


Figura 36. Modelo biomecánico representado en OpenSim

Este proceso de comprobación, además de garantizar la fidelidad de los datos, es una oportunidad para corregir posibles errores en la colocación de sensores o la calibración, de modo que se puedan ajustar las grabaciones o repetir las sesiones si es necesario.

6.4 Creación de Informes RULA a partir de una interfaz de Python

Para crear informes RULA, se desarrolló un script en Python con una interfaz en Jupyter Notebook que ofrece funcionalidades similares a las de MotionCloud. Esta interfaz permite un análisis detallado de la grabación y facilita la generación de informes de manera accesible y eficiente.

El código desarrollado permite la evaluación ergonómica mediante la introducción de datos organizados en un único diccionario que contiene dos claves principales: "rango" y "posición".

Cada entrada en el diccionario incluye información específica para calcular las puntuaciones ergonómicas. Bajo la clave "rango", se define el nombre del ángulo, el rango correspondiente y la puntuación principal asignada. Este diseño permite que el código ajuste las puntuaciones principales basándose en los ángulos definidos, independientemente de si estos rangos corresponden a un método específico como RULA o a otros métodos de evaluación.

La clave "posición" en el mismo diccionario proporciona información adicional sobre la postura del trabajador. Cada entrada bajo esta clave especifica el ángulo en cuestión, el tipo de ajuste (generalmente una puntuación adicional a sumar) y el valor asociado. Este mecanismo permite ajustar las puntuaciones basadas en la posición del trabajador o en cómo ciertos ángulos afectan la evaluación ergonómica.

La integración de ambos tipos de datos en un único diccionario (Ver Figura 37) simplifica la configuración y adaptación del código a diferentes métodos de evaluación. Esta estructura facilita la flexibilidad en el análisis ergonómico al permitir ajustes y cálculos basados en una variedad de parámetros y métodos de evaluación sin necesidad de modificar el código fundamental.

```
puntuaciones_antebrazo = {
  "rango_1": {"elbow_flex": [(60, 100)], "puntuacion": 1},
  "rango_2": {"elbow_flex": [(-float('inf'), 60)], "puntuacion": 2},
  "rango_2.1": {"elbow_flex": [(100, float('inf'))], "puntuacion": 2},
  "posicion_1": {"arm_add": [(20, 100)], "puntuacion": 1},
  "posicion_2": {"arm_add": [(-float('inf'), -50)], "puntuacion": 1}
}
```

Figura 37. Diccionario de las puntuaciones del antebrazo para el método RULA

Para calcular la puntuación de las piernas en el método RULA, fue necesario añadir un botón en la interfaz que permitiera al usuario indicar si estaba sentado o si las piernas estaban apoyadas. Al igual que en MotionCloud, el valor por defecto de las piernas fue 2 que corresponde con el sujeto de pie y sin las piernas sujetas.

Durante el desarrollo del código en Python para la generación de informes RULA, se observó que algunos parámetros del método RULA no estaban claramente especificados o eran imprecisos. Por ejemplo, se requiere sumar uno a la puntuación del brazo si este se encuentra a un lado del cuerpo, o sumar uno a la puntuación del cuello si está rotado o cruza la línea media (Ver Figura 38).

Posición	Puntuación
Cabeza rotada	+1
Cabeza con inclinación lateral	+1

Figura 38. Puntuaciones adicionales del cuello

Para resolver esto, se utilizaron las grabaciones obtenidas con MVN Analyze como base para calibrar el código. Se compararon numerosas veces los ángulos de las posturas en un momentos de la grabación con las puntuaciones obtenidas en MotionCloud. MotionCloud proporciona no solo las puntuaciones generales, sino también las puntuaciones principales y adicionales para cada parte del cuerpo (Ver Figura 39), lo que permitió ver cómo se ajustaban las puntuaciones en función de los ángulos en cada instante.

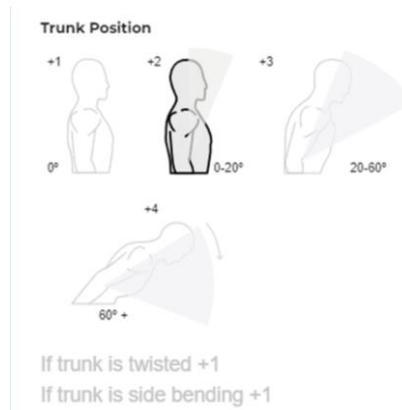


Figura 39. Puntuación principal y puntuaciones adicionales del tronco en MotionCloud

Analizando estos datos, se pudo identificar aproximadamente cómo MotionCloud ajustaba las puntuaciones para diferentes posturas. Por ejemplo, se observó para qué rango de valores MotionCloud determinaba si el tronco estaba rotado o abducido (Ver Fogira 40). Esta comparación permitió ajustar los rangos de entrada en mi código para asegurar que las puntuaciones calculadas fueran consistentes con las de MotionCloud.

```
puntuaciones_tronco = {
  "rango_1": {"lumbar_extension": [(-5, 5)], "puntuacion": 1},
  "rango_2": {"lumbar_extension": [(5, 20)], "puntuacion": 2},
  "rango_2.1": {"lumbar_extension": [(-20, -5)], "puntuacion": 2},
  "rango_3": {"lumbar_extension": [(-float('inf'), -20)], "puntuacion": 3},
  "rango_4": {"lumbar_extension": [(20, 60)], "puntuacion": 3},
  "rango_4.1": {"lumbar_extension": [(60, float('inf'))], "puntuacion": 4},
  "posicion_1": {"lumbar_bending": [(14, float('inf'))], "puntuacion": 1},
  "posicion_1.1": {"lumbar_bending": [(-float('inf'), -12)], "puntuacion": 1},
  "posicion_2": {"lumbar_rotation": [(20, float('inf'))], "puntuacion": 1},
  "posicion_2.1": {"lumbar_rotation": [(-float('inf'), -20)], "puntuacion": 1}
}
```

Figura 40. Rangos de entrada para la puntuación del tronco

En relación con el parámetro adicional del antebrazo, que suma uno a la puntuación si el brazo cruza la línea media del cuerpo. Esta condición no se basa únicamente en un solo ángulo, sino que requiere analizar la combinación de varios ángulos de las articulaciones del brazo. Esto hizo más complicado definir el criterio adecuado para su cálculo. Para solucionarlo, en lugar de ajustar los rangos de entrada de los ángulos, se prefirió añadir una condición especial en la función que calcula las puntuaciones. Esta condición verificaba de forma más precisa si el brazo cruzaba la línea media del cuerpo, evaluando la relación entre distintos ángulos, lo que permitió implementar este ajuste sin alterar otros parámetros.

```

def obtener_puntuacion(angulos, puntuaciones):
    # con esta función se calcula la puntuación de cada parte del cuerpo individualmente
    # angulos: diccionario con el nombre y valor de los ángulos captados en un instante de tiempo
    # puntuaciones: diccionario de puntuaciones de la parte del cuerpo correspondiente
    suma = 0
    puntuacion = 0
    antebrazo_extra = 0
    for nombre, info in angulos.items():
        for clave, datos in puntuaciones.items():
            for clave_int, limite in datos.items():
                if nombre == clave_int:
                    limites = datos[clave_int]
                    if "rango" in clave:
                        angulo = info
                        if limites[0][0] < angulo <= limites[0][1]:
                            puntuacion = datos["puntuacion"] # puntuación principal
                            break
                    if "posicion" in clave:
                        angulo = info
                        if limites[0][0] < angulo <= limites[0][1]:
                            suma = suma + datos["puntuacion"] # puntuaciones adicionales
                            break
    # Añadimos una condición especial para evaluar si el brazo ha cruzado la línea media o se encuentra a un lado
    if puntuaciones == puntuaciones_antebrazo:
        if suma == 0:
            elbow_flex = angulos.get("elbow_flex", None)
            arm_add = angulos.get("arm_add", None)
            arm_rot = angulos.get("arm_rot", None)
            if 20 < elbow_flex < 120 and abs(arm_rot) > 21:
                antebrazo_extra = 1
    return puntuacion + suma + antebrazo_extra

```

Figura 41. Condición especial para el antebrazo dentro de la función para obtener las puntuaciones de cada parte del cuerpo

Además, durante el graficado de los ángulos se observó que los ángulos de flexión del cuello y del tronco además de los de la aducción de las muñecas y de los brazos estaban invertidos, por lo que se invirtieron en el código. También se descubrió que los puntos de referencia en el ángulo de pronosupinación de los brazos eran diferentes en cada software (Ver Figura 42), lo que causó que se tuviesen que modificar los parámetros de entrada de la puntuación giro de muñeca.

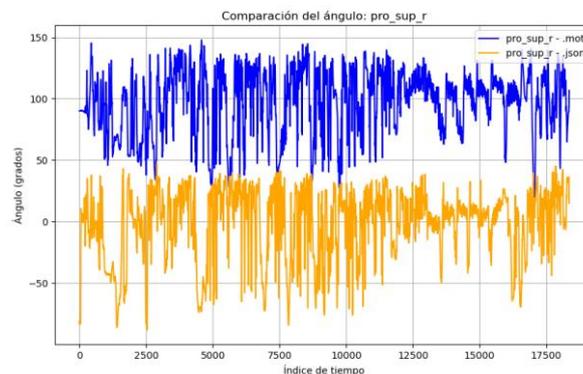


Figura 42. Comparación entre los ángulos de pronosupinación en MT Manager y MVN Analyze

Como se obtuvieron los ángulos de las grabaciones de MVN Analyze en formato .json se modificó el código para que también se pudiesen analizar este tipo de archivos .

Al ejecutar el código, se abre una interfaz con diferentes funciones accionadas por diferentes botones (Ver Figura 43), esta interfaz te permite cargar tanto un archivo .mot o .json que desees analizar junto con el vídeo asociado a la grabación. Una vez cargados, se pueden visualizar varias gráficas relevantes para el análisis ergonómico (Ver Figura 43). Entre ellas, la gráfica de sectores muestra el porcentaje de cada rango de la puntuación total a lo largo de la grabación. Esta gráfica utiliza cuatro colores para representar los diferentes rangos de puntuación del RULA: verde para puntuaciones de 1 o 2, amarillo

para 3 o 4, naranja para 5 o 6, y rojo para puntuaciones de 7. Esta representación visual ayuda a identificar rápidamente las áreas del movimiento que podrían estar en riesgo de generar problemas ergonómicos.

Además, se presenta una gráfica que muestra la evolución de la puntuación RULA a lo largo del tiempo, ofreciendo un resumen rápido de la grabación y permitiendo una visión clara de cómo varía la puntuación en función del tiempo.

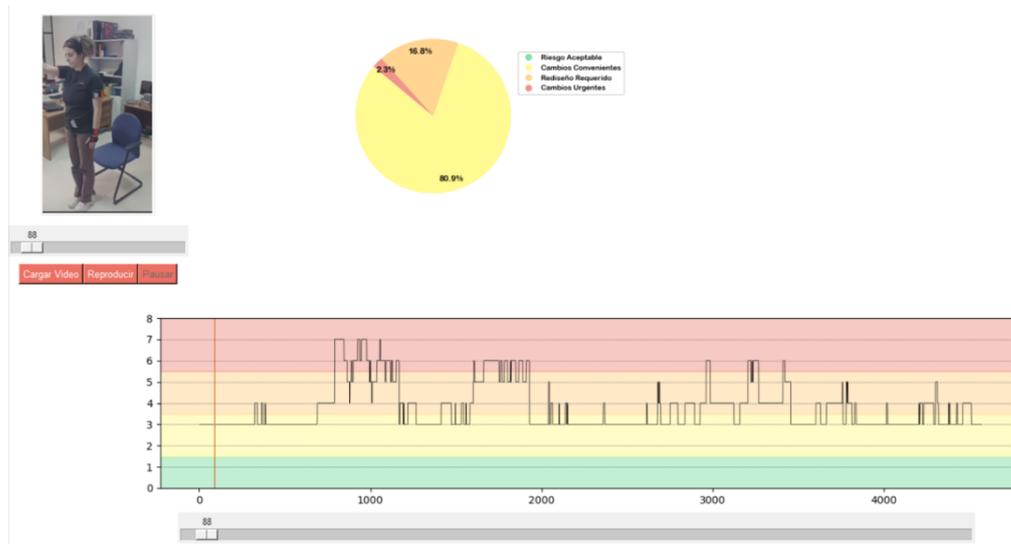


Figura 43. Interfaz desarrollada con Python

El usuario debe introducir varios parámetros para el informe RULA, como la carga soportada por el sujeto, el tipo de movimiento (ocasional, repetitivo o mantenido) y la posición del sujeto. Estos parámetros son esenciales para una evaluación precisa y personalizada (ver Figura 44).

Tipo de actividad:	Carga o fuerza:	Posición de las piernas:
<input checked="" type="radio"/> Ocasional, poco frecuente y de corta duración	<input checked="" type="radio"/> Carga menor de 2 Kg.	<input type="text" value="No Apoyadas"/>
<input checked="" type="radio"/> Estática	<input checked="" type="radio"/> Carga entre 2 y 10 Kg. mantenida intermitentemente	
<input checked="" type="radio"/> Repetitiva	<input checked="" type="radio"/> Carga entre 2 y 10 Kg. estática o repetitiva	
	<input checked="" type="radio"/> Carga superior a 10 Kg mantenida intermitentemente	
	<input checked="" type="radio"/> Carga superior a 10 Kg estática o repetitiva	
	<input checked="" type="radio"/> Se producen golpes o fuerzas bruscas o repentinas	

Figura 44. Parámetros adicionales del método RULA

La interfaz también incluye un slider que permite al usuario ajustar el instante específico de la grabación que desea analizar. Este control facilita la visualización de la puntuación RULA en un momento particular y proporciona detalles sobre la puntuación de cada parte del cuerpo, incluyendo brazo, antebrazo, muñecas, cuello y tronco (Ver Figura 45).

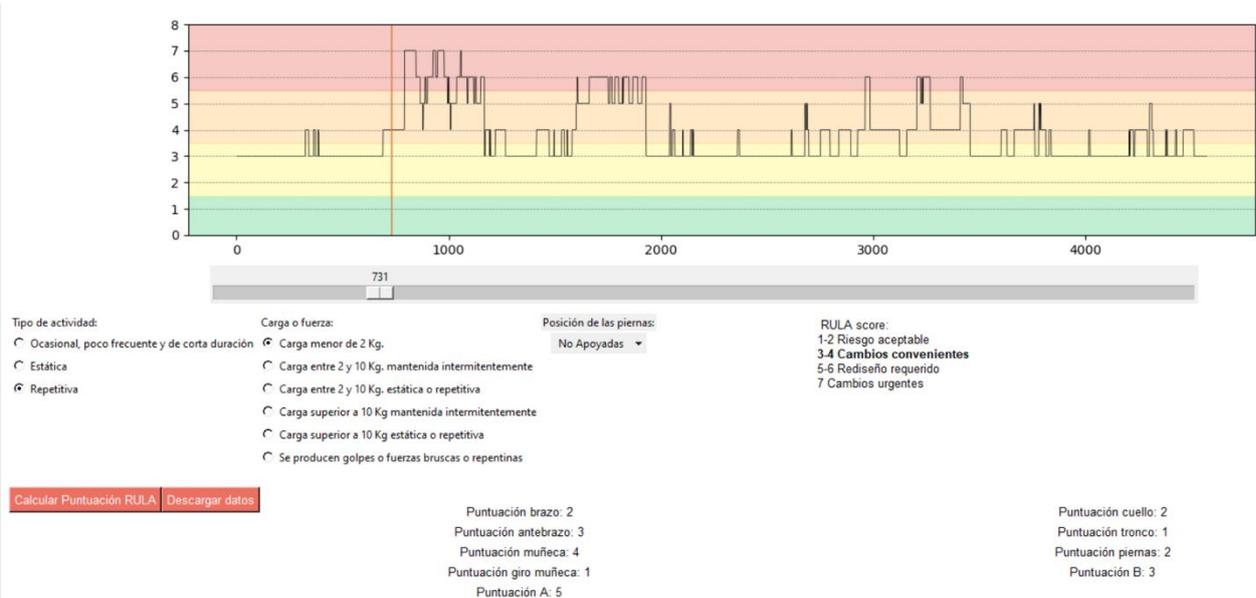


Figura 45. Cálculo de la puntuación RULA en el instante donde se encuentra el slider

Finalmente, los datos y las gráficas generadas pueden ser exportados a un archivo Excel (Ver Figura 46), permitiendo al usuario obtener un informe completo que incluye tanto los datos analizados como las visualizaciones correspondientes. Este enfoque garantiza que los informes RULA sean detallados, accesibles y útiles para la evaluación ergonómica en el entorno laboral.

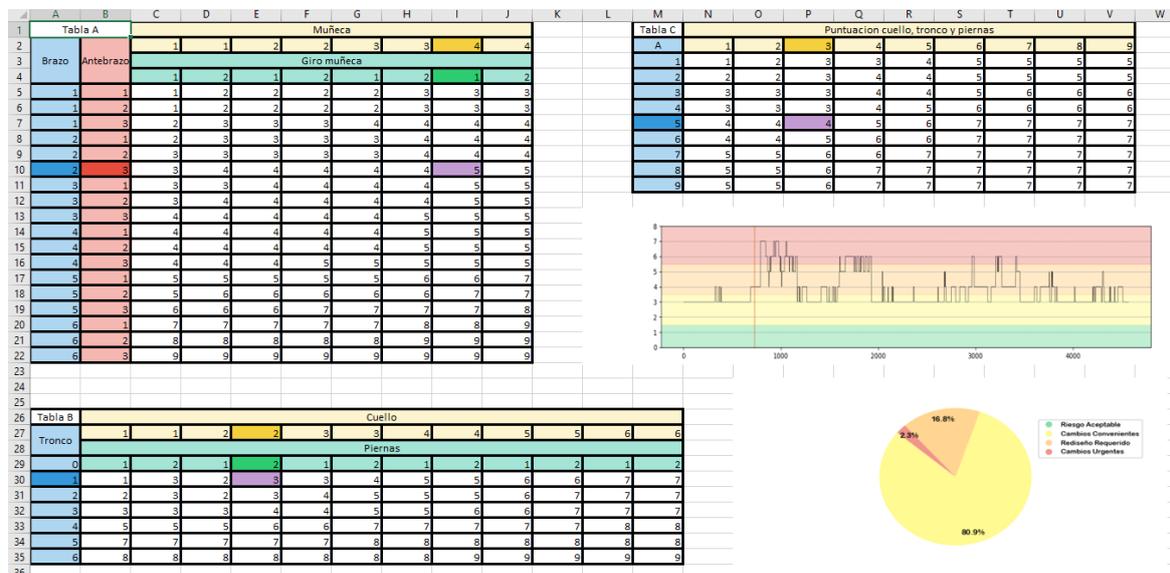


Figura 46. Excel donde se almacenan los datos

6.4 Estudio en el entorno real de trabajo

I. Descripción del entorno

El estudio se llevó a cabo en Eurobelt, una empresa situada en Valladolid, especializada en la fabricación de sistemas de transporte y manipulación de materiales. Eurobelt es un importante actor en el sector industrial, produciendo cintas transportadoras modulares y sistemas de rodillos utilizados en una variedad de aplicaciones industriales. La empresa se destaca por su enfoque en la optimización de procesos logísticos y de manufactura.

El entorno de trabajo en Eurobelt presenta características particulares que lo hacen relevante para un análisis ergonómico. Las estaciones de trabajo suelen involucrar tareas repetitivas y posturas estáticas, lo cual puede generar riesgos ergonómicos para los empleados. La empresa cuenta con diversas áreas de producción y ensamblaje, donde se realizan operaciones que requieren precisión y repetición constante, lo que subraya la necesidad de realizar evaluaciones ergonómicas para identificar y mitigar posibles problemas de salud.

II. Puestos evaluados

En la evaluación ergonómica se analizaron dos puestos de trabajo distintos en la fábrica de Eurobelt: el puesto de Inyección y el puesto de Ensamblaje de Cintas Transportadoras. Cada uno de estos puestos presenta características específicas que influyen en las posturas y movimientos de los trabajadores.

Puesto de Inyección: En el puesto de Inyección, los trabajadores se encargan de separar y clasificar las distintas piezas que formarán parte de las cintas transportadoras. Estas piezas son producidas por maquinaria de inyección de plástico y varían en tamaño. Las tareas en este puesto implican la manipulación de pequeños elementos y su colocación, lo que requiere movimientos repetitivos. Las posturas adoptadas y la repetición de movimientos pueden generar fatiga y potenciales problemas musculoesqueléticos a lo largo del tiempo.

Puesto de Ensamblaje de Cintas Transportadoras: En el puesto de Ensamblaje de Cintas Transportadoras, los trabajadores ensamblan las diferentes partes de las cintas. Las tareas en este puesto también involucran movimientos repetitivos, además de posturas prolongadas que pueden tener un impacto significativo en la salud musculoesquelética. La naturaleza de las tareas y las posturas adoptadas durante el ensamblaje pueden contribuir a la aparición de problemas relacionados con el sistema musculoesquelético si no se toman las precauciones adecuadas.

Se evaluaron dos sujetos en el puesto de inyección: una mujer con una altura de 158 cm y un tamaño de pie de 23.8 cm, y un hombre con una altura de 175 cm y un tamaño de pie de 26.6 cm. En el puesto de montaje, solo se evaluó un sujeto, cuya altura era de 178 cm y cuyo tamaño de pie era de 28 cm.

III. Procedimiento de evaluación

Antes de iniciar las grabaciones, se realizó una observación detallada de los puestos de trabajo en Eurobelt para identificar los ciclos de trabajo repetitivos y las zonas del cuerpo que podrían estar más expuestas a problemas ergonómicos. Esta etapa preliminar permitió entender mejor las tareas realizadas por los trabajadores y las posturas adoptadas durante su jornada laboral. Con esta información, se planificaron las pruebas de medición, buscando capturar de manera representativa los movimientos y posturas asociados con estos ciclos de trabajo.

Previo a las grabaciones, se instaló una cámara en un ángulo que capturara todos los movimientos y desplazamientos del sujeto durante las tareas. Esta grabación en video se realizó simultáneamente con las grabaciones de los softwares para asegurar que se pudiera evaluar el mismo instante en ambas grabaciones durante el análisis ergonómico. Dado que el equipo estaba compuesto por dos personas, se coordinó para que tanto el video como las grabaciones de los sensores se tomaran al mismo tiempo, facilitando una comparación precisa de los datos.

Las pruebas de medición se realizaron utilizando dos softwares: MT Manager y MVN Analyze. Durante el proceso, se intentó observar el mismo ciclo de trabajo en ambas plataformas para asegurar una comparación precisa de los resultados. Con MT Manager, se llevó a cabo la grabación configurando los sensores y el software para capturar los movimientos de los trabajadores. En MVN Analyze, se utilizó un procedimiento similar, ajustando los parámetros para alinear las grabaciones con el ciclo de trabajo observado.

Una vez completadas las grabaciones, se procedió a revisar la calidad de los datos obtenidos. En algunos casos, al analizar las grabaciones de MT Manager en OpenSim, se identificaron errores que afectaron la precisión de los datos. Estos errores llevaron a la repetición de algunas grabaciones para asegurar la validez y fiabilidad de la información. La revisión en OpenSim permitió detectar y corregir los problemas antes de proceder con el análisis final de los datos.

7. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para validar la precisión y fiabilidad del código de Python desarrollado para generar informes RULA, se realizó una comparación exhaustiva entre los informes producidos por MotionCloud y los obtenidos mediante el código en Jupyter Notebook.

7.1 Comparación de informes RULA con MVN Analyze: MotionCloud vs. Código en Python

En primer lugar, se compararon los datos de cuatro archivos obtenidos con el sistema MVN Analyze. Para cada uno de los tres archivos se generaron los informes RULA con MotionCloud y otro con el código en Python, es decir se obtuvieron con los mismos ángulos informes RULA mediante dos métodos distintos.

Se evaluaron dos aspectos principales en la comparación de los informes RULA: las gráficas de sectores y las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo.

Primero, se analizó la gráfica de sectores, que muestra la distribución de las puntuaciones RULA en diferentes rangos de riesgo (verde, amarillo, naranja, rojo). La comparación entre los informes generados por MotionCloud y el código en Python se centró en verificar la consistencia en la categorización de estos rangos de riesgo.

En segundo lugar, se revisó la gráfica de la puntuación RULA a lo largo del tiempo. Esta gráfica ilustra cómo varía la puntuación durante la grabación. La evaluación comparativa permitió confirmar si ambos métodos capturan de manera coherente las fluctuaciones en la puntuación RULA a lo largo de la tarea.

Esta metodología permite evaluar no solo la concordancia en los resultados globales, sino también en las fluctuaciones específicas a lo largo del tiempo y en la representación visual de las puntuaciones.

I. Grabación 1

Nombre del Archivo: montaje2doblarBanda

Grabación de Video: Nº 601

Duración de la Grabación con MVN Analyze: 1:16:200

Número de Frames: 4572

Puesto: Montaje

Descripción de la grabación: En la grabación titulada *montaje2doblarBanda*, el sujeto 1 realiza tareas en un puesto de montaje. El proceso comienza con el sujeto extendiendo un trozo de la banda sobre la mesa y recogiendo el cacho de banda que no cabe. Luego, introduce una varilla para enrollar la banda hasta el trozo que había recogido inicialmente. Después de enrollar la banda hasta el final, extiende el resto de la banda y finalmente retira la varilla.

Las gráficas de sectores generadas por MotionCloud y el código en Python son muy similares (Ver Figura 47a y 47b). La principal diferencia es que el gráfico del código en Python muestra porcentajes con un

decimal, mientras que MotionCloud presenta porcentajes enteros. A pesar de esta diferencia en el formato, al aproximar los porcentajes, las categorizaciones de riesgo (verde, amarillo, naranja, rojo) en ambos informes son idénticas, confirmando una alta concordancia en la clasificación de los rangos de riesgo.

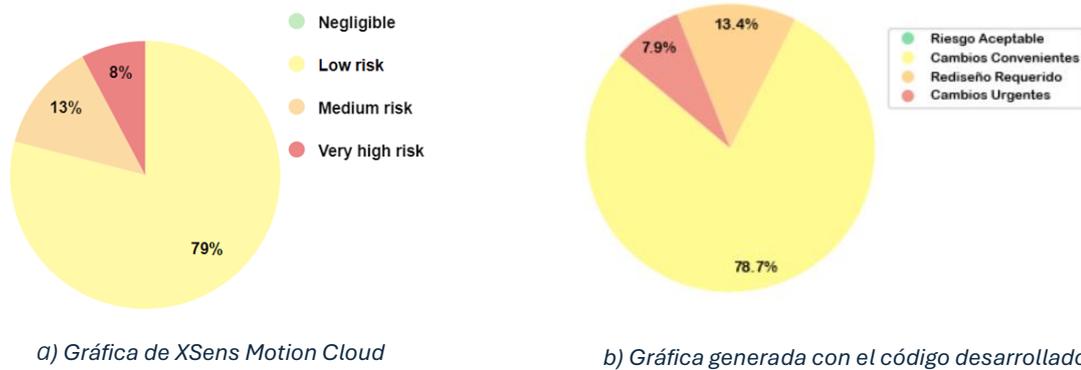


Figura 47. Comparación de las gráficas de sectores de la primera grabación

Las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo también presentan una alta similitud. (Ver Figuras 48a y 48b) Se pueden identificar claramente las zonas de mayor y menor riesgo. Las gráficas muestran coincidencias notables en las fluctuaciones de la puntuación, incluyendo la forma de picos específicos, como el del frame 2780, que es exactamente igual en ambos informes. Las zonas de mayor riesgo están asociadas con fases concretas de la tarea: la primera zona de riesgo alto, entre los frames 700 y 1200, corresponde a la colocación de la banda en la mesa. El segundo rango de riesgo alto se encuentra entre los frames 1600 y 2000, relacionado con la introducción de la varilla en la banda. La zona de riesgo bajo se asocia con el proceso de enrollado de la banda. Finalmente, el último rango de riesgo alto se sitúa entre los frames 2700 y 3400, correspondiente a los empujones necesarios para estirar el último trozo de banda enrollada.

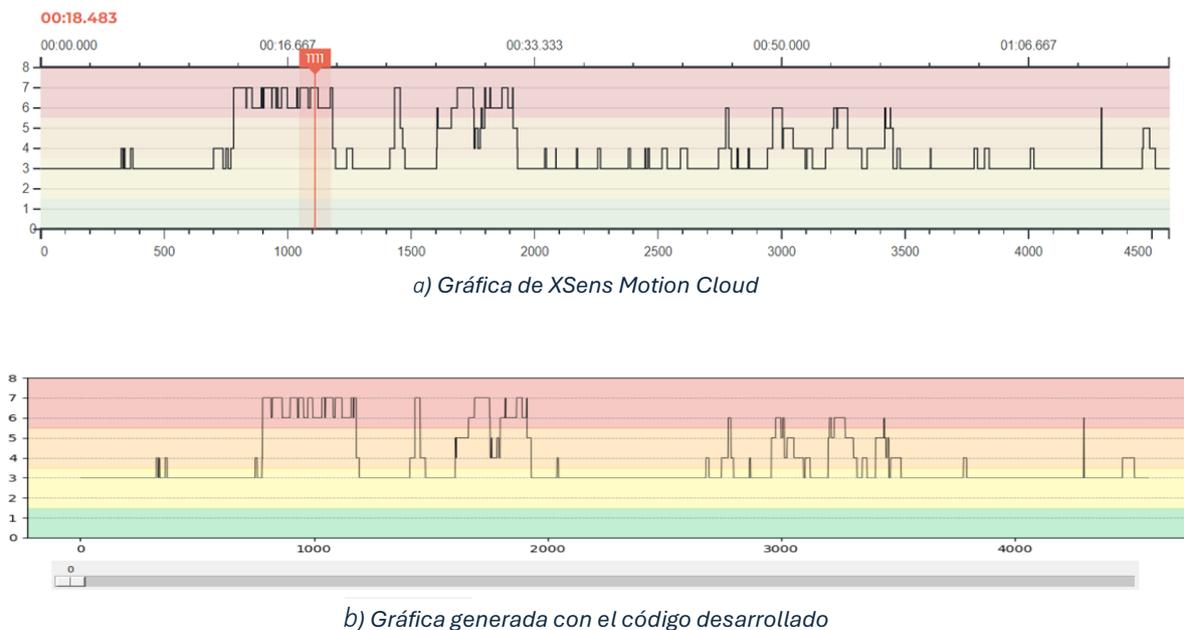


Figura 48. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo de la primera grabación

Observaciones sobre la influencia del espacio de trabajo: El análisis de estas zonas de riesgo sugiere que una mesa más grande podría mejorar la situación ergonómica. Si el sujeto solo tuviera que estirar y enrollar la banda sin el paso adicional de hacerlo por secciones, el informe RULA podría reflejar una puntuación más positiva. Esta observación destaca la importancia del diseño del espacio de trabajo en la evaluación ergonómica de las tareas realizadas.

II. Grabación 2

Nombre del Archivo: cogercajascarro

Duración de la Grabación con MVN Analyze: 12:33:933

Número de Frames: 45236

Puesto: Montaje

Descripción de la Grabación: En esta grabación, el sujeto se encuentra realizando una tarea de montaje que consiste en coger cajas desde un carro situado a un nivel bajo y colocarlas en una mesa alta. Este proceso requiere que el sujeto se incline hacia el suelo para levantar las cajas, lo que provoca inclinaciones frecuentes del cuello y el torso. A medida que el sujeto levanta las cajas y las coloca sobre la mesa, se observan también movimientos de estiramiento excesivo de los brazos y giros de las muñecas. La tarea implica una constante alternancia entre posiciones ergonómicamente desfavorables, lo que afecta a distintas partes del cuerpo a lo largo de la grabación.

Comparación de las Gráficas de sectores: Las gráficas de sectores generadas por MotionCloud y el código en Python son bastante similares (Ver Figuras 49a y 49b), con una diferencia de aproximadamente un 1% en el rango de riesgo 3-4 (naranja), siendo ligeramente más alto en el informe generado por nuestro código en Python. Aunque no se dispone de los valores exactos en decimales del gráfico de MotionCloud, la diferencia es mínima y no altera las conclusiones generales sobre los niveles de riesgo. Ambas gráficas reflejan de manera consistente la distribución del riesgo ergonómico durante la tarea, sugiriendo que las posturas adoptadas son mayormente aceptables, pero con algunas zonas críticas.

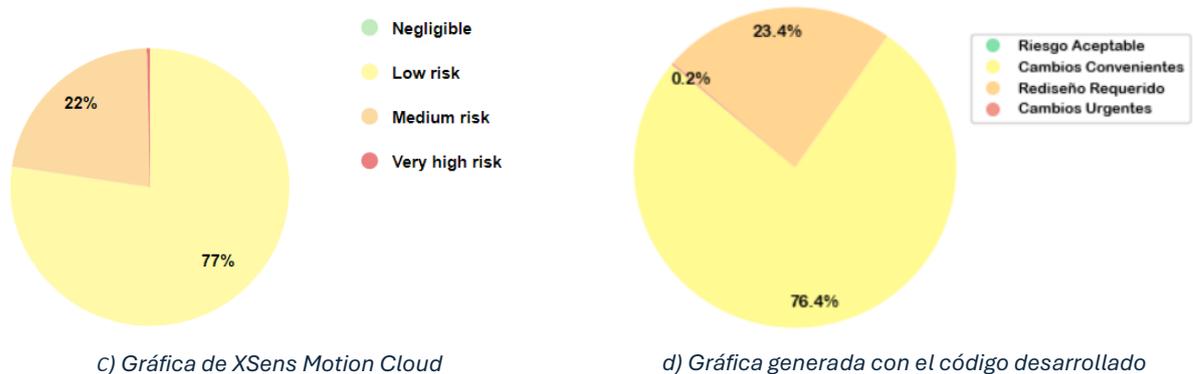
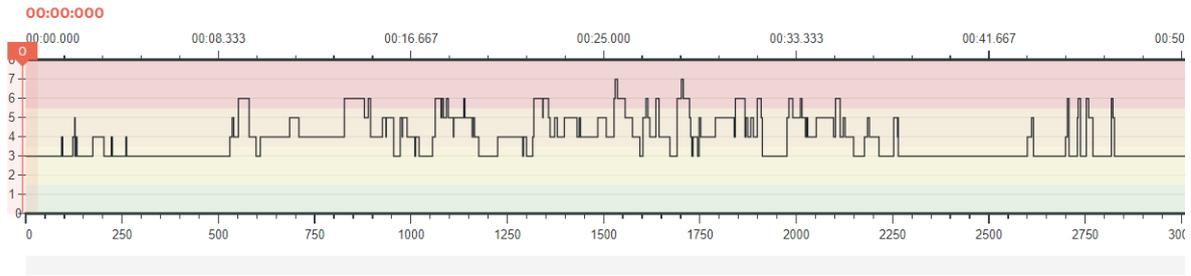


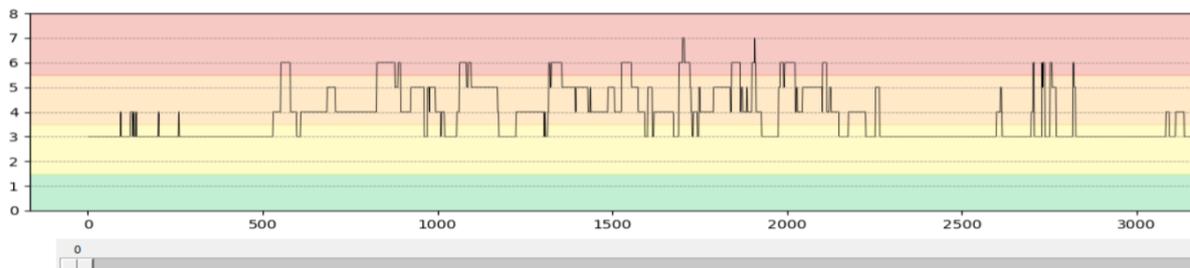
Figura 49. Comparación de las gráficas de sectores de la segunda grabación

Comparación de las Gráficas de la Puntuación RULA a lo Largo del Tiempo: Al analizar las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo, se observa que los picos de riesgo no coinciden con una única posición (Ver Figuras 50a y 50b), sino que están causados por una variedad de factores. La combinación

entre las puntuaciones elevadas por agacharse y las puntuaciones elevadas por la extensión de los brazos hace que los picos no se relacionen con un momento específico del movimiento. La naturaleza variada de los movimientos genera una gráfica irregular, sin un patrón constante, pero que refleja los distintos tipos de estrés a los que se somete el cuerpo durante la tarea.



c) Gráfica de XSens Motion Cloud



d) Gráfica generada con el código desarrollado

Figura 50. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo del archivo 2

Observaciones sobre la Influencia del Espacio de Trabajo: La ergonomía de este puesto podría mejorar significativamente si se ajustaran las alturas del carro y la mesa para reducir la necesidad de agacharse y estirarse repetidamente. Un carro a una altura más adecuada podría reducir la inclinación del cuello y el torso, mientras que una mesa a un nivel intermedio minimizaría el esfuerzo al levantar las cajas. También podría ser útil limitar los movimientos de estiramiento excesivo de los brazos y los giros de las muñecas, lo que mejoraría las puntuaciones ergonómicas y reduciría el riesgo de lesiones asociadas a estas posturas forzadas.

III. Experimento 3

Nombre del Archivo: cintacortatapas

Número de video: 604

Duración de la Grabación con MVN Analyze: 12:33:933

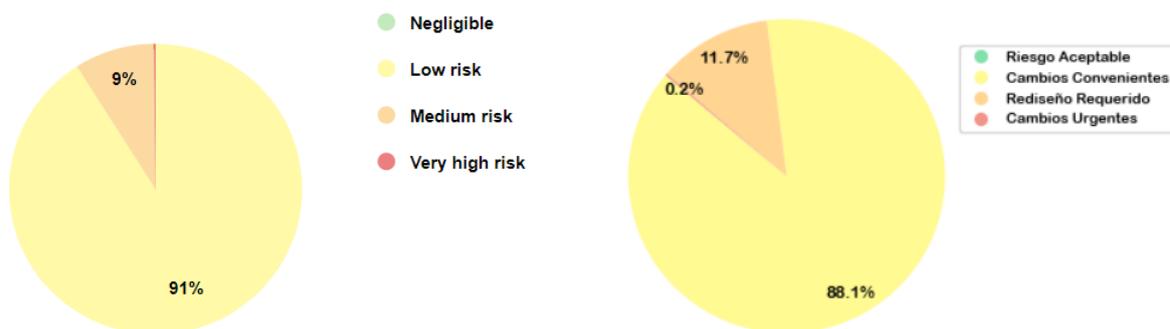
Número de Frames: 45236

Puesto: Montaje

Descripción de la grabación: En esta grabación, el sujeto realiza una tarea de montaje en una banda estrecha que se extiende a lo largo de la mesa de trabajo. La tarea consiste en colocar tapones en los

laterales de la banda para que las piezas no se suelten entre sí. Como la banda es más larga que la mesa, el sujeto primero pliega una sección de la banda, coloca los tapones en el tramo extendido, y luego despliega la parte plegada para repetir el proceso. Una vez colocados los tapones en un lateral, el sujeto debe darle la vuelta a la banda y realizar el mismo procedimiento en el otro lateral.

Análisis de las Gráficas de sectores: En cuanto a las gráficas de sectores, se observa una diferencia de un 2% en los informes generados por MotionCloud y el código en Python (Ver Figuras 51a y 51b). Esta diferencia, aunque pequeña, puede deberse a la larga duración de la grabación y los ajustes en la precisión de los porcentajes. Sin embargo, en términos generales, ambos informes muestran una gran similitud en la categorización de las puntuaciones RULA por riesgo (verde, amarillo, naranja, rojo), lo que confirma que las tendencias generales en la clasificación del riesgo son prácticamente iguales.

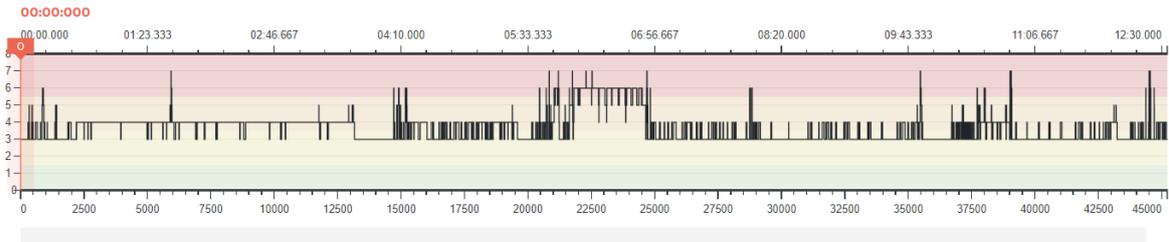


e) Gráfica de XSens Motion Cloud

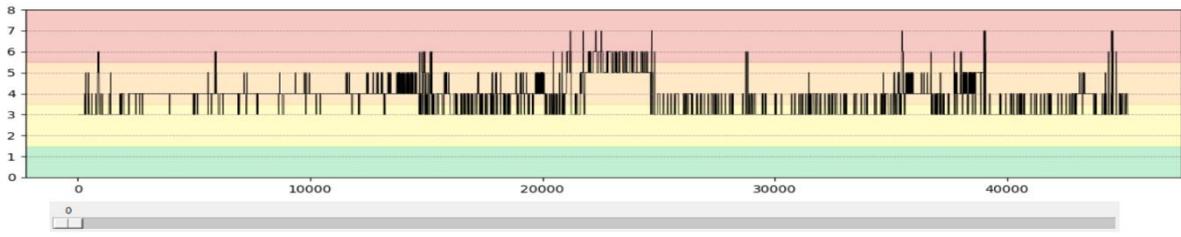
f) Gráfica generada con el código desarrollado

Figura 51. Comparación de las gráficas de sectores del archivo 3

Análisis de las Gráficas de la Puntuación RULA a lo Largo del Tiempo: Las gráficas generadas por XSens MotionCloud y el código en Python muestran una gran similitud (Ver Figuras 52a y 52b), detectándose con precisión los tramos de mayor y menor puntuación RULA, que están claramente asociados a las diferentes tareas realizadas en el puesto de trabajo. El primer tramo de la gráfica, que llega hasta el frame 15,000, coincide con la colocación de los tapones en el primer segmento de la banda extendida. A continuación, se observa un pico que refleja el esfuerzo adicional necesario para desplegar la parte de la banda que estaba plegada. Después, la gráfica muestra un segundo tramo más estable, hasta el frame 22,000, que corresponde a la colocación de los tapones en la sección recién desplegada. Entre los frames 22,000 y 24,000, se aprecia el rango con mayor puntuación de la gráfica asociado al proceso de darle la vuelta a la banda para repetir el mismo procedimiento en el otro lateral. Estos picos representan los momentos de mayor exigencia física, mientras que los tramos más estables corresponden a las tareas repetitivas de colocar los tapones, que resultan en puntuaciones ergonómicas más moderadas.



e) Gráfica de XSens Motion Cloud



f) Gráfica generada con el código desarrollado

Figura 52. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo del archivo 3

Observaciones sobre la influencia del espacio de trabajo: El espacio de trabajo es adecuado para la tarea repetitiva de colocar tapones en la banda, manteniendo mayormente puntuaciones RULA bajas o moderadas. Sin embargo, los picos de riesgo ergonómico coinciden con las acciones de desplegar y darle la vuelta a la banda, lo que sugiere que estas tareas implican mayor esfuerzo físico. Mejorar el diseño del puesto, por ejemplo, permitiendo trabajar con la banda completamente extendida o facilitando el proceso de darle la vuelta, podría reducir estos momentos de mayor carga física y optimizar la ergonomía general del puesto.

IV. Experimento 4

Nombre del Archivo: montaje1_Parte1
 Duración de la Grabación con MVN Analyze: 5:05:967
 Número de Frames: 18,358
 Puesto: Montaje

Descripción de la Grabación:
 En esta grabación, el sujeto trabaja en una mesa larga donde debe ensamblar varias piezas para formar una banda. El proceso comienza con la colocación de las cajas con piezas en un lugar accesible, de donde las recoge para montarlas. Las piezas se ensamblan entre sí para formar una banda larga, y luego el sujeto introduce unas varillas de plástico para mantener las piezas sujetas. En lugar de desplazarse, el sujeto empuja la banda a lo largo de la mesa para que las piezas se mantengan siempre en el mismo punto de la mesa. Este método de trabajo permite realizar la tarea sin moverse mucho, pero implica movimientos repetitivos y el esfuerzo de empujar la banda.

Comparación de las Gráficas de sectores:
 Las gráficas de sectores generadas por MotionCloud y el código en Python son bastante similares (Ver Figuras 53a y 53b). A pesar de no poder comparar los decimales con exactitud, el informe generado por el código en Python muestra una diferencia estimada de 1% más de riesgo en el nivel 7 (rojo) y un 1%

menos en los rangos intermedios (naranja y amarillo, que corresponden a las puntuaciones 3, 4, 5 y 6). Aunque las diferencias son mínimas, ambas gráficas muestran una tendencia muy parecida en la categorización de los niveles de riesgo.

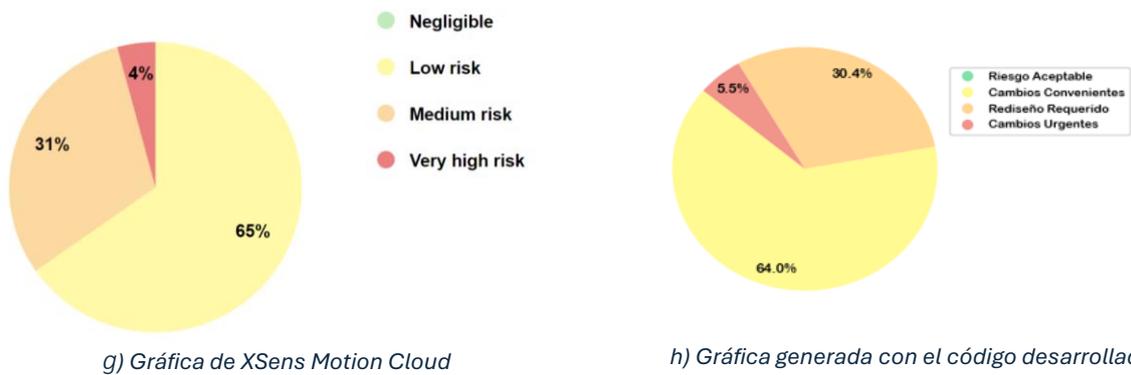
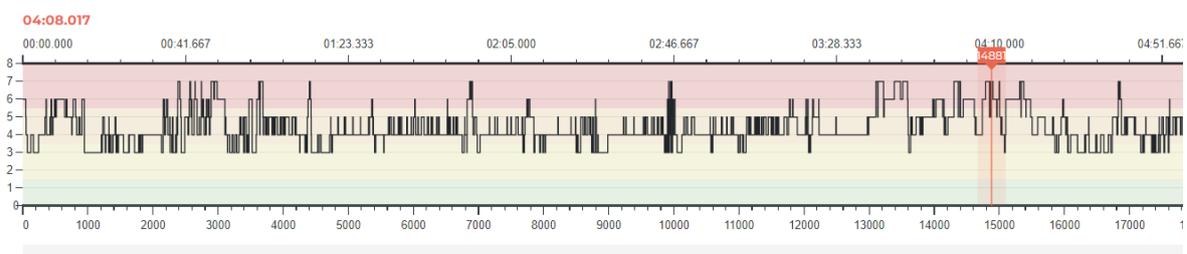


Figura 53. Comparación de las gráficas de sectores del archivo 4

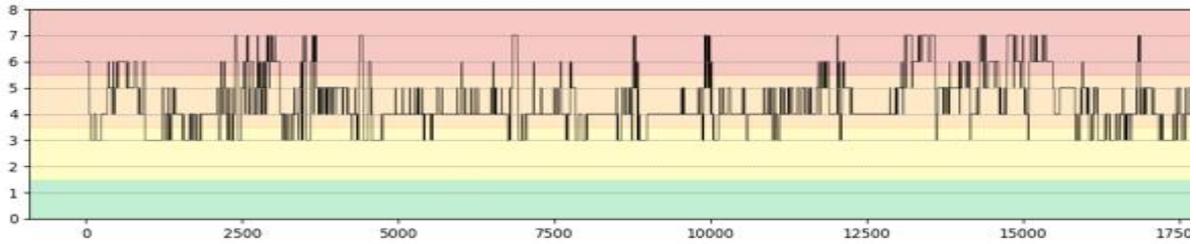
Comparación de las Gráficas de la Puntuación RULA a lo Largo del Tiempo: Las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo también muestran gran similitud (Ver Figuras 54a y 54b). Los picos y fluctuaciones coinciden de manera precisa, lo que sugiere una evaluación ergonómica coherente en ambas representaciones. Se pueden identificar claramente las zonas de mayor y menor riesgo, asociadas a tareas específicas dentro del proceso de ensamblaje.

El primer bloque de riesgo se identifica entre los frames 400 y 1000, cuando el sujeto se agacha para recoger una nueva caja de piezas. Posteriormente, alrededor del frame 2500, comienza el proceso de juntar las piezas sobre la mesa. Antes de esto, se observa un pico asociado a agacharse para dejar una caja vacía. Desde el frame 2500 hasta aproximadamente el frame 13,200, el sujeto continúa ensamblando las piezas. Al principio de este bloque, los valores de riesgo son más altos debido a que el sujeto inclina demasiado el cuello. Durante este periodo, los picos observados se deben mayoritariamente a la extensión del brazo para recoger piezas desde la caja, que está colocada encima de la mesa.

A partir del frame 13,200, el sujeto comienza a introducir las varillas de plástico, un proceso que genera también valores altos de riesgo. Este proceso se extiende hasta alrededor del frame 15,500. Durante esta fase, los brazos del sujeto están muy estirados, lo que provoca una puntuación de riesgo de 5, y tanto el cuello como el tronco presentan una inclinación considerable, incrementando el riesgo en esa zona.



g) Gráfica de XSens Motion Cloud



h) Gráfica generada con el código desarrollado

Figura 54. Comparación de las gráficas RULA en función del tiempo del archivo 4

Observaciones sobre la Influencia del Espacio de Trabajo: El principal problema identificado en esta grabación es la necesidad de estirar los brazos repetidamente para alcanzar las piezas en las cajas y la inclinación constante del cuello, lo que provoca que el cuerpo se doble en exceso. Si las cajas con las piezas estuvieran situadas a una altura más cómoda o más cerca del punto de trabajo, se reduciría significativamente la cantidad de veces que el sujeto tiene que estirar los brazos o inclinarse, lo que podría mejorar las puntuaciones RULA y reducir el riesgo de lesiones. Además, ajustar la altura de la mesa para evitar que el sujeto mantenga la cabeza constantemente hacia abajo también podría contribuir a una mejor postura general durante la tarea.

7.2. Comparación de informes RULA: MVN Analyze vs MT Manager

En este análisis se realizaron una serie de experimentos para comparar los informes RULA generados por MotionCloud para las grabaciones realizadas con el sistema MVN Analyze y los informes generados mediante el código en Python para las grabaciones realizadas con MT Manager. No ha sido posible realizar las pruebas en condiciones ideales, ya que las grabaciones no se pueden capturar simultáneamente; por lo tanto, es necesario tomar primero una grabación y luego la otra. Esto implica que los movimientos no son exactamente iguales y, por ende, las gráficas a lo largo del tiempo no tienen por qué coincidir perfectamente. Además, los puestos de trabajo no son completamente cíclicos: aunque el procedimiento de trabajo es el mismo, el trabajador no realiza las tareas de la misma manera en cada ocasión.

La comparación se estructura en tres fases. Primero, se analiza la gráfica de sectores, que muestra la distribución de las puntuaciones RULA en diferentes rangos de riesgo (verde, amarillo, naranja, rojo). En esta fase, se evaluará la similitud entre las gráficas de sectores obtenidas con MotionCloud y las generadas mediante el código en Python, observando las diferencias en la categorización de los rangos de riesgo. Aunque los porcentajes exactos pueden variar, no debería haber una diferencia considerable en la clasificación general del riesgo, lo que indicará si ambos métodos ofrecen una evaluación consistente del riesgo ergonómico.

A continuación, se examina la gráfica de la puntuación RULA a lo largo del tiempo. Esta gráfica ilustra cómo varía la puntuación durante la tarea, permitiendo identificar claramente las zonas de mayor y menor riesgo. En lugar de buscar una coincidencia exacta, se analizará la geometría de las gráficas para verificar si las mismas tareas generan formas similares en ambas representaciones. Esta comparación permitirá identificar si las fluctuaciones y picos en la puntuación RULA siguen patrones semejantes, reflejando de manera coherente las variaciones en la demanda física y las zonas de riesgo a lo largo del tiempo.

En la siguiente fase, se evaluarán posturas lo más parecidas posibles en ambas grabaciones. Para ello, se seleccionarán momentos específicos en los que el sujeto realiza tareas similares y se compararán las puntuaciones generales e individuales de cada parte del cuerpo obtenidas en esos instantes en ambos sistemas. Esta comparación se centrará en verificar cómo se reflejan las posturas y las puntuaciones RULA en cada sistema, identificando cualquier discrepancia en la evaluación de las posturas ergonómicas en momentos equivalentes de las grabaciones.

Posteriormente, se procederá a analizar los ángulos de las posturas capturadas en cada sistema. Se graficarán los ángulos de ambos sistemas para evaluar si las características generales de los ángulos son similares, aunque no se espera que los ángulos sean idénticos en el mismo instante de tiempo debido a la falta de simultaneidad en las grabaciones. Este análisis permitirá verificar si ambos sistemas proporcionan una representación coherente de las posturas y si sus características generales coinciden, aunque las grabaciones no se realicen al mismo tiempo.

I. Puesto de montaje 1

En este análisis, se compararon dos grabaciones del mismo puesto de trabajo, centrado en el ensamblaje de piezas de plástico para formar cintas largas. Las grabaciones reflejan las mismas tareas realizadas en distintos momentos, por lo que no se han tomado de manera simultánea. La primera grabación fue obtenida con MVN Analyze (archivo "*montaje1_Parte1*") y el informe RULA se generó a través de MotionCloud. La segunda grabación fue realizada con MT Manager (archivo "*ik_MT_Montaje10_57*") y el informe RULA fue generado mediante el código desarrollado en Python.

El primer paso fue asegurar que los ángulos derivados de los datos inerciales de MT Manager se transformaron correctamente. Para ello, se utilizó OpenSim, verificando que los movimientos capturados correspondieran de manera fiel a la realidad. En general, los movimientos reflejados en la grabación de MT Manager fueron coherentes con la actividad real del puesto de trabajo, aunque se

observó una desviación progresiva en la posición del cuello a medida que avanzaba el tiempo en la grabación.

Como se muestra en la figura correspondiente (Ver Figura 55), cuando el trabajador realiza la misma tarea, la posición de ambos avatares es bastante similar, lo cual indica que las grabaciones, aunque no sean simultáneas, reflejan posturas y movimientos coherentes.

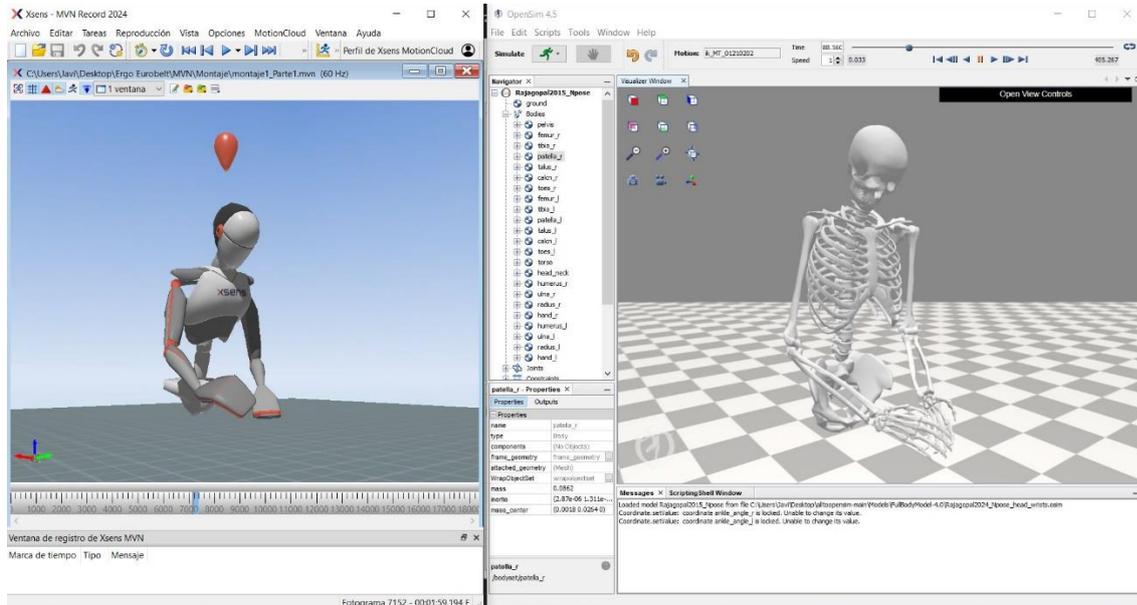


Figura 55. Comparación de grabaciones del puesto 1 en MVN Analyze y OpenSim

Se realizó una comparación detallada entre los informes generados por MotionCloud (MVN Analyze) y los generados por el código Python (MT Manager). Analizando las gráficas de sectores (Ver Figuras 56a y 56b) de cada informe observamos cierto grado de error observando los rangos de riesgo en cada grabación. En el informe generado por MVN Analyze, el porcentaje de tiempo en que se alcanza la puntuación máxima (7) es del 5%, mientras que, en la grabación de MT Manager, esta cifra aumenta al 9%. En el rango intermedio de puntuaciones (5-6), MVN Analyze registra un 25% del tiempo, mientras que en MT Manager esta cifra se incrementa al 28%. Finalmente, en el rango más bajo de riesgo (puntuaciones de 3-4), MVN Analyze muestra un 70%, mientras que MT Manager solo refleja un 63%.

Estas diferencias sugieren que los datos capturados por MT Manager presentan un mayor número de momentos en los que el riesgo postural es más elevado. Esto podría deberse a la acumulación de errores en los sensores de MT Manager a lo largo de la grabación o a la menor capacidad de este sistema para compensar interferencias en comparación con MVN Analyze.

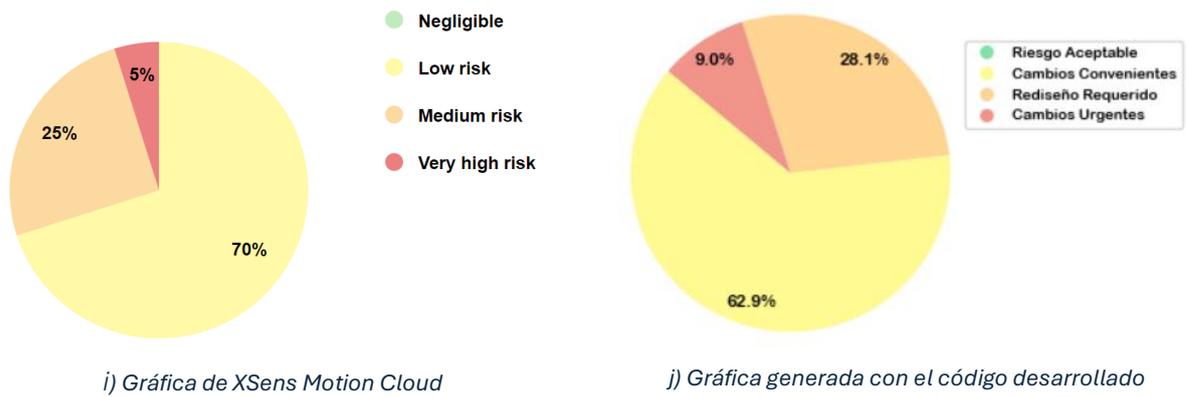
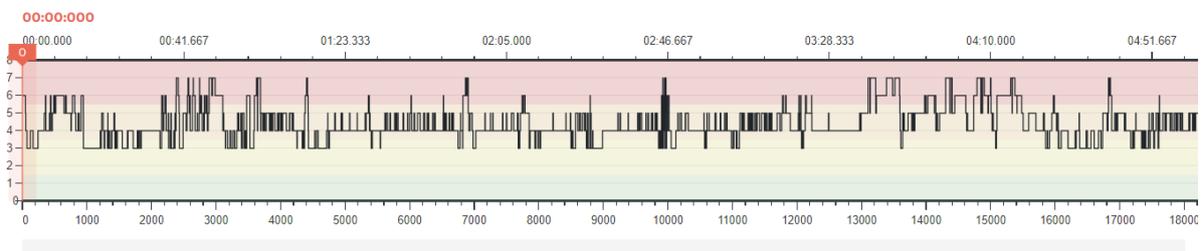


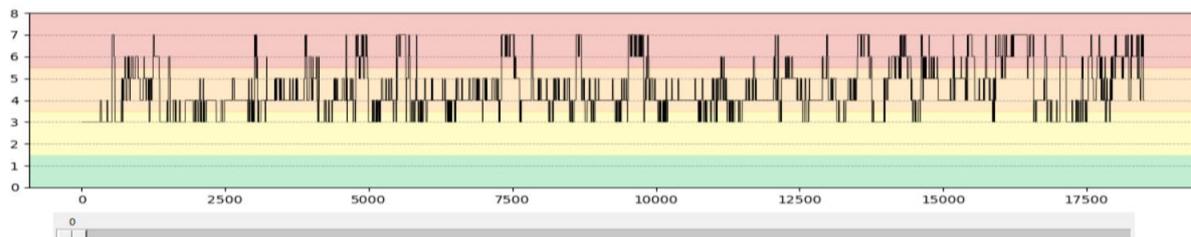
Figura 56. Comparación de las gráficas RULA en el puesto 1

Al examinar la evolución de la puntuación RULA a lo largo del tiempo (Ver Figuras 57a y 57b), también se encontraron algunas diferencias. En la grabación con MVN Analyze, las puntuaciones fluctúan suavemente entre los valores de 4 y 5, con picos ocasionales que alcanzan valores de 6 o 7 en momentos específicos. En cambio, la grabación con MT Manager muestra una tendencia más irregular. Aunque al principio las puntuaciones pueden reflejar la misma tendencia de mantenerse en el 4 y fluctuar hacia el 3 o el 5, esta gráfica presenta mayores subidas hacia rangos de riesgo mayores.

Esta irregularidad en la grabación de MT Manager podría estar asociada a la acumulación de errores en los sensores a lo largo del tiempo. Además, cabe señalar que la grabación de MT Manager contiene un número significativamente mayor de frames, lo que podría dificultar la comparación directa entre ambas grabaciones.



i) Gráfica de XSens Motion Cloud



j) Gráfica generada con el código desarrollado

Figura 57. Comparación de las gráficas del RULA durante el tiempo del puesto 1

Para investigar las irregularidades observadas en las puntuaciones RULA, se graficaron los ángulos de las mismas partes del cuerpo en ambas grabaciones. Se observó una alta concordancia en la geometría de la mayoría de las señales como se ve en la Figura 58, lo que sugiere que, al realizar las mismas tareas, los ángulos articulares varían de manera similar en ambas grabaciones. Los valores no son exactamente los mismos, sin embargo, como las grabaciones no son simultáneas, las diferencias menores en los ángulos no son inesperadas.

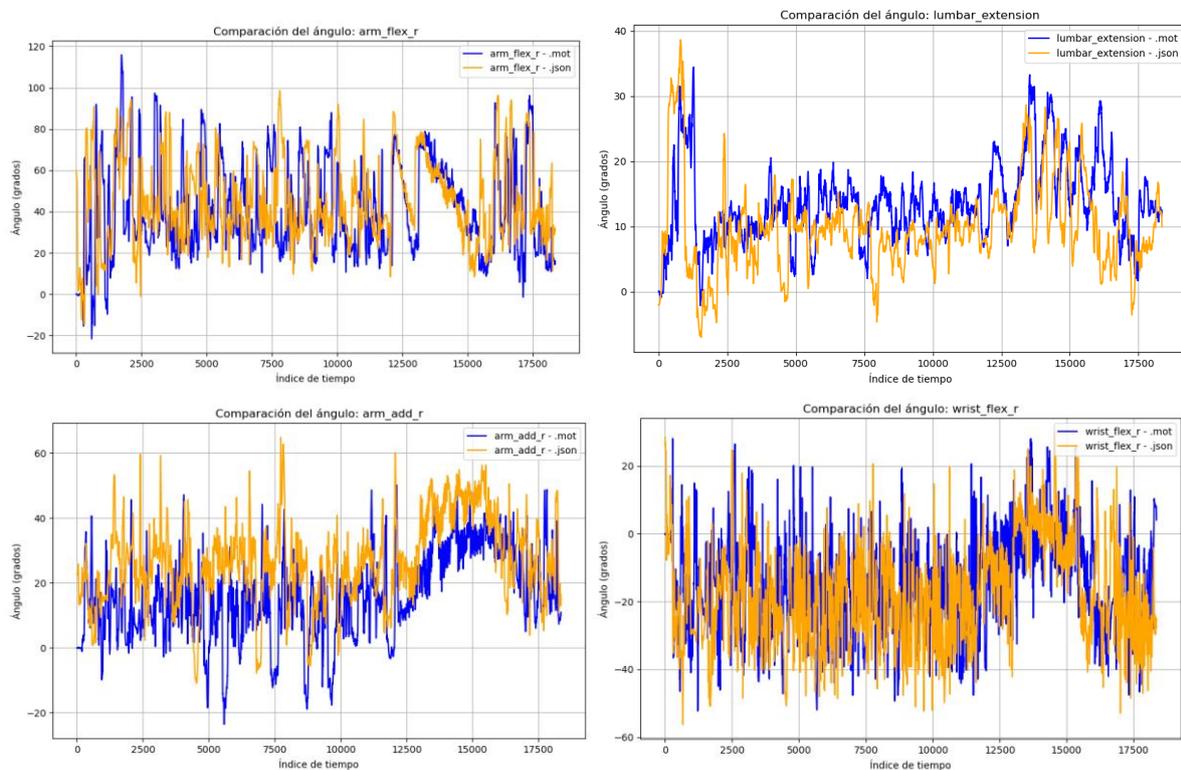


Figura 58. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager en toda la grabación

En algunos casos, se encontraron discrepancias que podrían estar relacionadas con las fuentes de error (Ver Figura 59). El primer caso muestra que, en las grabaciones de MT Manager, las fluctuaciones en los ángulos de las muñecas oscilan entre -20° y 55° , lo que representa una variación considerablemente mayor en comparación con los datos de MVN Analyze. El segundo caso es el ángulo del cuello, se observó una desviación progresiva en la grabación de MT Manager que no coincidió con la grabación de MVN Analyze, lo que sugiere que el sensor del cuello pudo haber fallado o haberse movido durante la captura de datos.

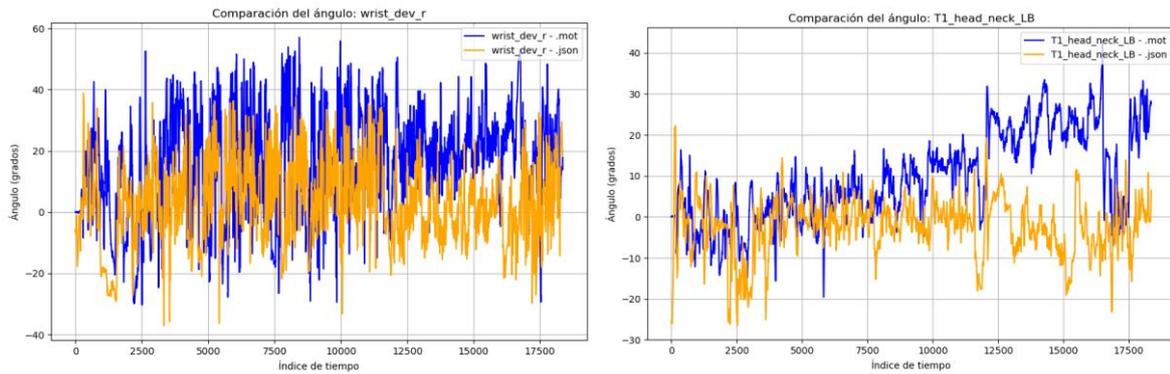


Figura 59. Representación de los ángulos de la desviación de las muñecas y el cuello con MVN Analyze y con MT Manager en toda la grabación

Para realizar un análisis más preciso y detallado, nos centramos en la evaluación de un momento específico en el que la postura es lo más similar posible entre ambas grabaciones, con el objetivo de verificar si los sistemas pueden generar correctamente las evaluaciones RULA en un instante concreto. En este caso, comparamos el frame 13,523 de la grabación con MVN Analyze y el frame 13,521 de la grabación con MT Manager (Ver Figura 60).

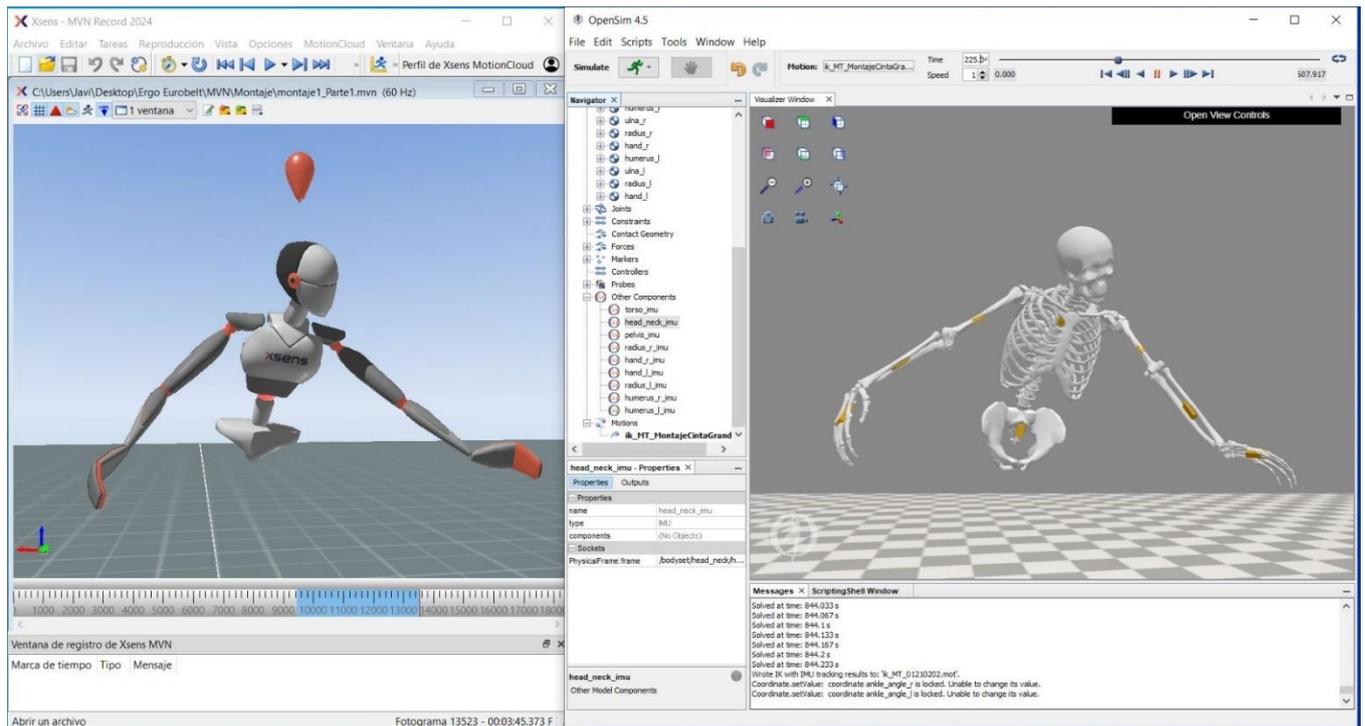


Figura 60. Avatar en el frame 13,523 de MVN Analyze y en el frame 13,521 de OpenSim

Ambos informes generaron una puntuación RULA general de 4 (Ver Tablas 4a y 4b), lo que indica una postura de riesgo moderado. Además, las puntuaciones individuales de cada parte del cuerpo coincidieron exactamente, lo que sugiere que en ese instante particular, ambos sistemas evaluaron la postura de manera muy similar (Ver Tablas 5a y 5b, y 6a y 6b).

Table C.		Neck, trunk and leg score ①						
		1	2	3	4	5	6	7+
Wrist and arm score ②	1	1	2	3	3	4	5	5
	2	2	2	3	4	4	5	5
	3	3	3	3	4	4	5	6
	4	3	3	3	4	5	6	6
	5	4	4	4	5	6	7	7
	6	4	4	5	6	6	7	7
	7	5	5	6	6	7	7	7
	8+	5	5	6	7	7	7	7

k) Tabla puntuación RULA de XSens Motion Cloud

Tabla C	Puntuación cuello, tronco y piernas							
A	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	2	3	3	4	5	5	5
2	2	2	3	4	4	5	5	5
3	3	3	3	4	4	5	6	6
4	3	3	3	4	5	6	6	6
5	4	4	4	5	6	7	7	7
6	4	4	5	6	6	7	7	7

l) Tabla puntuación RULA generada con el código desarrollado

Tabla 4. Tablas de puntuaciones RULA de MotionCloud y el código desarrollado del puesto 1

Además, las puntuaciones de todas las partes individuales coinciden exactamente (Ver Tablas 5 y 6)

Table A.		Wrist posture score					
Upper arm	Lower arm	Wrist twist		Wrist twist		Wrist twist	
		1	2	1	2	1	2
		1	2	1	2	1	2
1	1	1	2	2	2	3	3
	2	1	2	2	2	3	3
	3	2	3	3	4	4	4
2	1	2	3	3	3	4	4
	2	3	3	3	3	4	4
	3	3	4	4	4	4	5
3	1	3	3	4	4	4	5
	2	3	4	4	4	4	5
	3	4	4	4	4	5	5
4	1	4	4	4	4	5	5
	2	4	4	4	4	5	5
	3	4	4	5	5	6	6

m) Tabla A de XSens Motion Cloud

Tabla A		Muñeca					
Brazo	Antebrazo	1		2		3	
		1	2	1	2	1	2
		1	2	1	2	1	2
1	1	1	2	2	2	2	3
1	2	1	2	2	2	2	3
1	3	2	3	3	3	4	4
2	1	2	3	3	3	3	4
2	2	3	3	3	3	3	4
2	3	3	4	4	4	4	4
3	1	3	3	4	4	4	4
3	2	3	4	4	4	4	4
3	3	4	4	4	4	4	5
4	1	4	4	4	4	4	5
4	2	4	4	4	4	4	5
4	3	4	4	4	5	5	5
5	1	5	5	5	5	5	6

n) Tabla A generada con el código desarrollado

Tabla 5. Tabla A de MotionCloud y del código desarrollado del puesto 1

Table B.		Trunk posture score					
Neck posture score	Legs	1		2		3	
		1	2	1	2	1	2
		1	2	1	2	1	2
1	1	3	2	3	3	4	5
2	2	3	2	3	4	5	5
3	3	3	3	4	4	5	5
4	5	5	5	6	6	7	7
5	7	7	7	7	7	8	8
6	8	8	8	8	8	9	9

o) Gráfica de XSens Motion Cloud

Tabla B	Tron					
Cuello	1	1	2	2	3	3
0	1	2	1	2	1	2
1	1	3	2	3	3	4
2	2	3	2	3	4	5
3	3	3	3	4	4	5
4	5	5	5	6	6	7
5	7	7	7	7	7	8
6	8	8	8	8	8	8

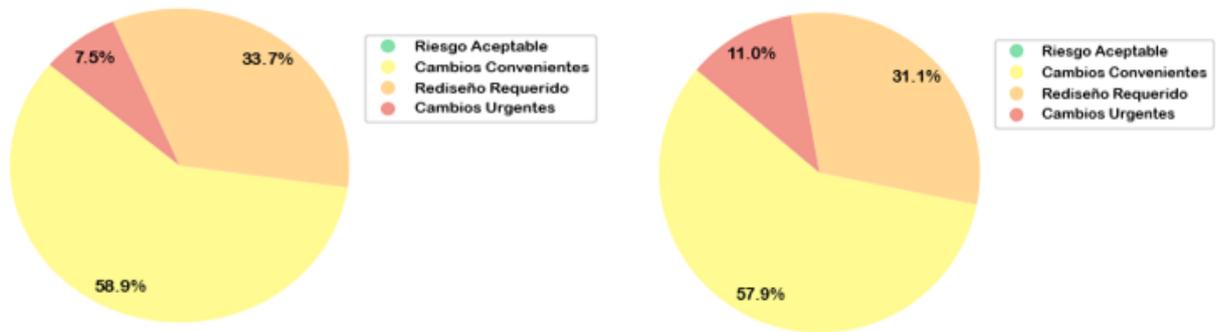
p) Gráfica generada con el código desarrollado

Tabla 6. Tabla B de MotionCloud y del código desarrollado del puesto 1

Para afinar más el análisis en torno a ese momento, recortamos las grabaciones entre los frames 8,000 y 18,000 y recalculamos los informes RULA. En este nuevo análisis, se observó una disminución del error general entre ambas grabaciones. Es importante destacar que, en esta ocasión, los informes de las

grabaciones de MVN Analyze se obtuvieron utilizando el código en Python, ya que en el análisis anterior verificamos que los errores generados por el código eran mínimos, y MotionCloud no permitía generar informes específicos para esa franja temporal.

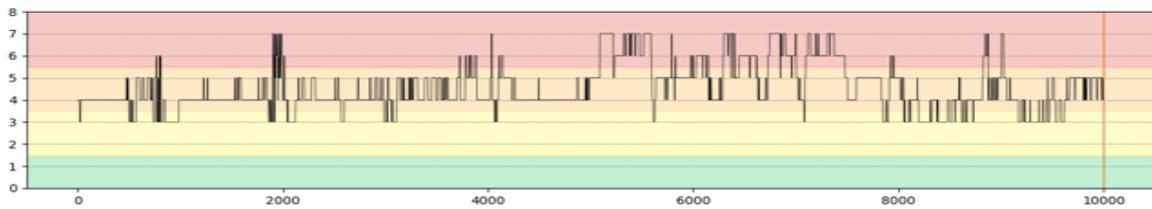
Al comparar las gráficas de sectores para este segmento temporal, se detectaron errores entre el 2% y el 3%, un margen mucho menor que en la evaluación global. Además, las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo también mostraron una mayor semejanza entre ambas grabaciones, lo que refuerza la precisión del análisis en intervalos más reducidos y controlados.



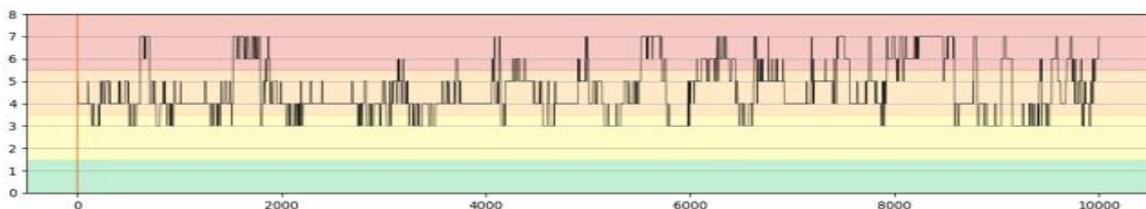
q) Gráfica de MVN Analyze generada con el código desarrollado

r) Gráfica generada con el código desarrollado

Figura 61. Comparación de las gráficas de sectores en el puesto 1 recortado



k) Gráfica de MVN Analyze obtenida con el código desarrollado



l) Gráfica de MT Manager obtenida con el código desarrollado

Figura 62. Comparación de las gráficas del RULA a lo largo del tiempo en el puesto 1 recortado

Finalmente, repetimos el análisis de los ángulos articulares, pero centrado únicamente en esta franja de tiempo. Como en el análisis de toda la grabación, los ángulos mostraron formas similares en ambos sistemas.

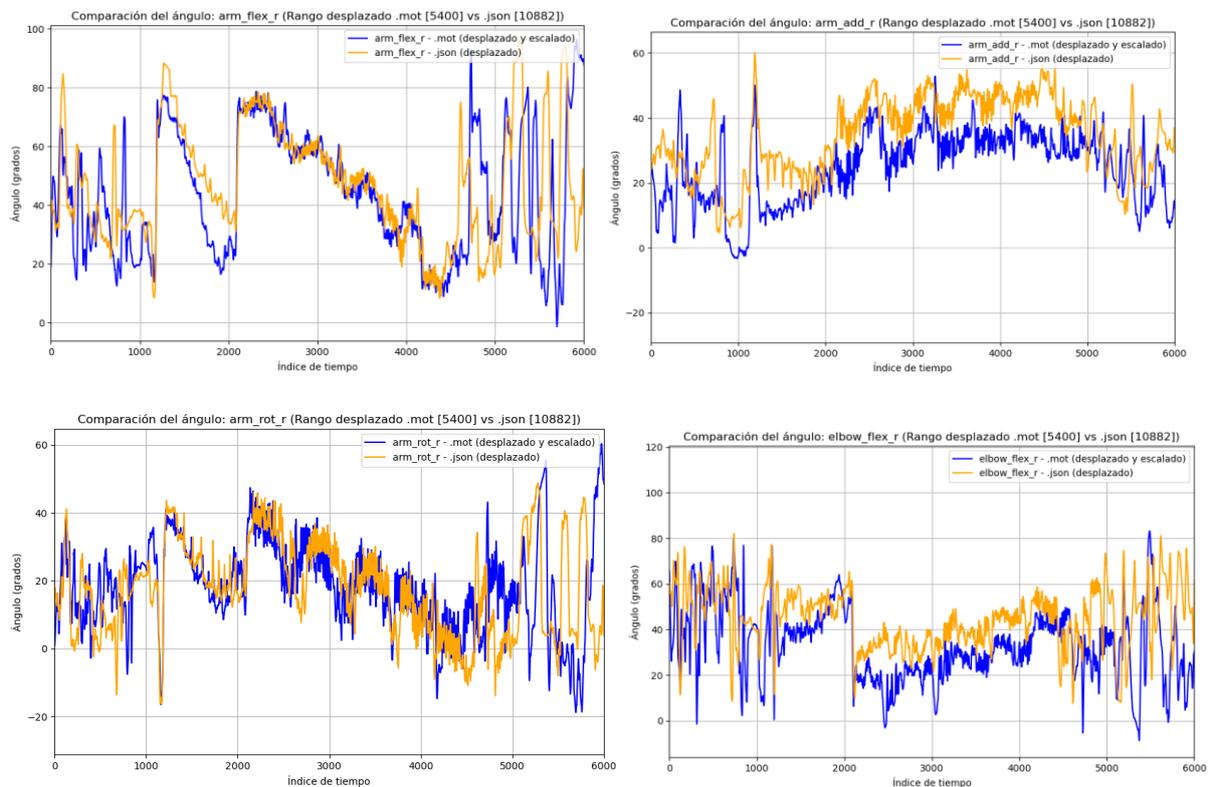


Figura 63. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager entre los frames 8000 a 18000

No obstante, nuevamente se observó la mayor discrepancia en la desviación de las muñecas y del cuello, especialmente hacia el final de la grabación. Estos resultados sugieren que, aunque el sistema MT Manager es capaz de realizar evaluaciones precisas en momentos específicos, persisten ciertos errores acumulativos, sobre todo en ángulos como los del cuello y las muñecas, que podrían estar relacionados con problemas en la estabilidad de los sensores.

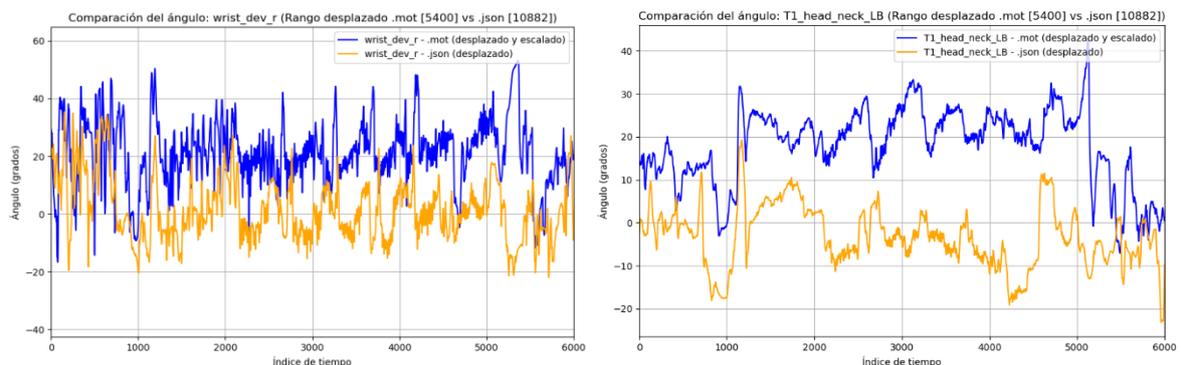


Figura 64. Representación de los ángulos de la desviación de las muñecas y el cuello con MVN Analyze y con MT Manager entre los frames 8000 y 18000

II. Puesto de montaje 2

En este análisis, se compararon dos grabaciones del mismo puesto de trabajo, centrado en la colocación de unos tapones en las bandas de plástico para asegurar la fijación del ensamblaje. Las grabaciones reflejan las mismas tareas realizadas en distintos momentos, porque no se han tomado de manera simultánea. La primera grabación fue obtenida con MVN Analyze (archivo “CintacortaTapas.mvn”) y el informe RULA se generó a través de MotionCloud. La segunda grabación fue realizada con MT Manager (archivo “ik_MT_Montaje12_14tapas_noconstraints60hz.mot”) y el informe RULA fue generado mediante el código desarrollado en Python.

El primer paso fue asegurar que los ángulos derivados de los datos inerciales de MT Manager se transformaron correctamente. Para ello, se utilizó OpenSim, verificando que los movimientos capturados correspondieran de manera fiel a la realidad. En general, los movimientos reflejados en la grabación de MT Manager fueron coherentes con la actividad real del puesto de trabajo, aunque se observó una desviación brusca y progresiva en la posición del cuello a medida que avanzaba la grabación, lo que sugiere la presencia de posibles problemas de estabilidad en los sensores.

Como se muestra en la figura correspondiente (Ver Figura 65), cuando el trabajador realiza la misma tarea, la posición de ambos avatares es bastante similar, lo cual indica que las grabaciones, aunque no sean simultáneas, reflejan posturas y movimientos coherentes.

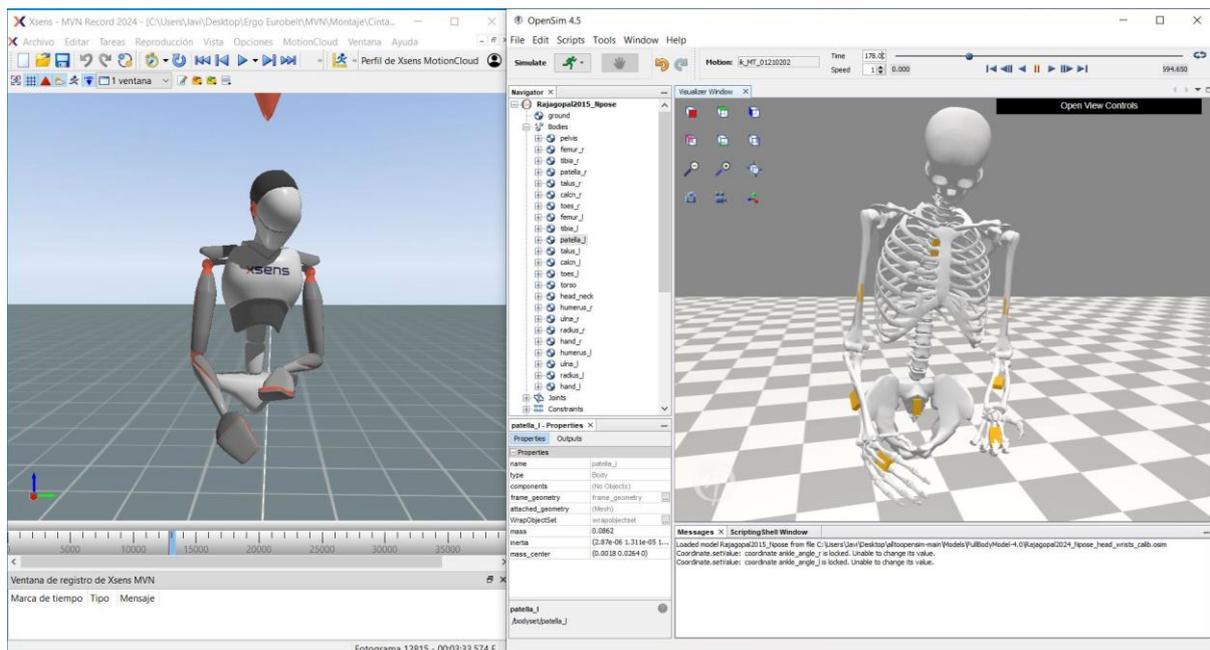


Figura 65. Comparación de las grabaciones del puesto 2 en MVN Analyze y OpenSim

Se realizó una comparación detallada entre los informes generados por MotionCloud (MVN Analyze) y los generados por el código Python (MT Manager). Analizando las gráficas de sectores de cada informe, al igual que las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo.

Al observar las gráficas de los sectores (Ver Figuras 66a y 66b) observamos diferencias en los rangos de riesgo en cada grabación. En el informe generado por MVN Analyze, el porcentaje de tiempo en que se alcanza la puntuación máxima (7) es del 0%, mientras que en la grabación de MT Manager, esta cifra

aumenta al 7%. En el rango intermedio de puntuaciones (5-6), MVN Analyze registra un 9% del tiempo, mientras que en MT Manager esta cifra se incrementa al 57%. Finalmente, en el rango más bajo de riesgo (puntuaciones de 3-4), MVN Analyze muestra un 91%, mientras que MT Manager solo refleja un 37%.

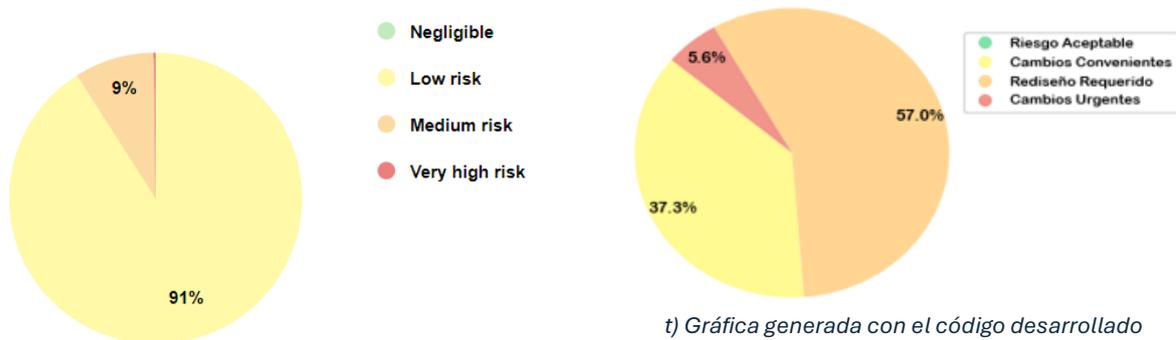
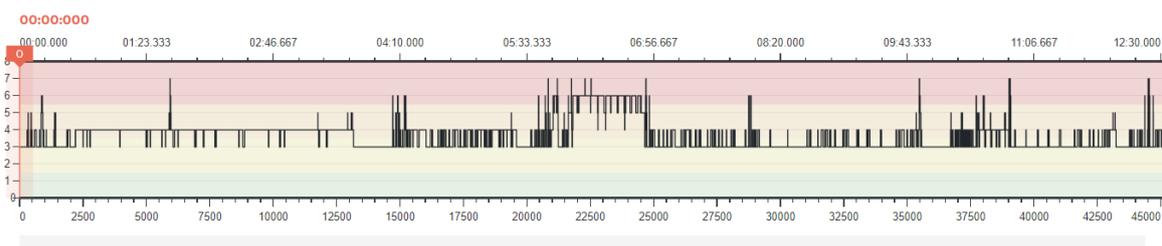


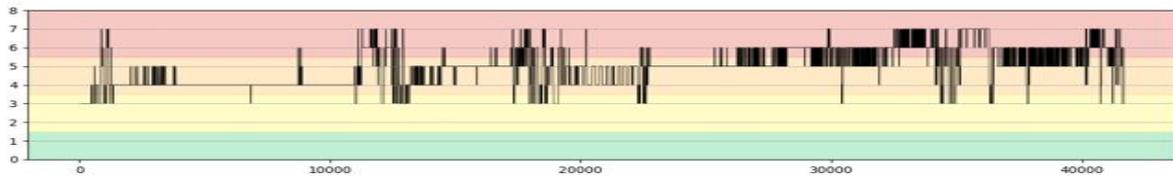
Figura 66. Comparación de las gráficas de sectores del puesto 2 a lo largo de toda la grabación

Al examinar las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo, observamos algunas diferencias significativas entre los dos sistemas. En la gráfica obtenida con MotionCloud (Ver Figura 57a), las fluctuaciones tienden a mantenerse entre los valores 3 y 4, lo que indica un riesgo postural moderado durante la mayor parte de la grabación. Sin embargo, hay un momento en la grabación en el que se observa un aumento en el riesgo postural, alcanzando puntuaciones más elevadas.

En cambio, la gráfica generada con el código Python (Ver Figura 57b) muestra un comportamiento diferente. Aunque las puntuaciones también fluctúan en rangos similares al principio, la gráfica presenta cambios más bruscos en comparación con la gráfica de MotionCloud. Estos cambios se vuelven más pronunciados a medida que avanza la grabación, y hacia el final, la frecuencia de las fluctuaciones aumenta significativamente, lo que sugiere inestabilidades en los datos de los sensores de MT Manager. Este comportamiento podría estar relacionado con la desviación progresiva observada en la posición del cuello, que se refleja en una puntuación más alta y fluctuaciones más irregulares en la evaluación RULA.



m) Gráfica de XSens Motion Cloud



n) Gráfica generada con el código desarrollado

Figura 67. Comparación de las gráficas del RULA a lo largo de toda la grabación del puesto 2

Estas diferencias sugieren que los datos capturados por MT Manager presentan un mayor número de momentos en los que el riesgo postural es más elevado. Esto podría deberse a la acumulación de errores en los sensores de MT Manager a lo largo de la grabación, sobre todo en la región del cuello, o a la menor capacidad de este sistema para compensar interferencias en comparación con MVN Analyze.

Para investigar las irregularidades observadas en las puntuaciones RULA, se graficaron los ángulos de las mismas partes del cuerpo en ambas grabaciones. Para ello, se analizaron las formas de las gráficas de los ángulos y se intentó realizar desplazamientos en las gráficas para que el ciclo de trabajo coincidiese, aunque las grabaciones tomadas no estuviesen hechas a la vez. Se observó una alta concordancia en la geometría de la mayoría de las señales, como se ve en la Figura 68, lo que sugiere que, al realizar las mismas tareas, los ángulos articulares varían de manera similar en ambas grabaciones. Los valores no son exactamente los mismos, lo cual no es inesperado, ya que las grabaciones no son simultáneas.

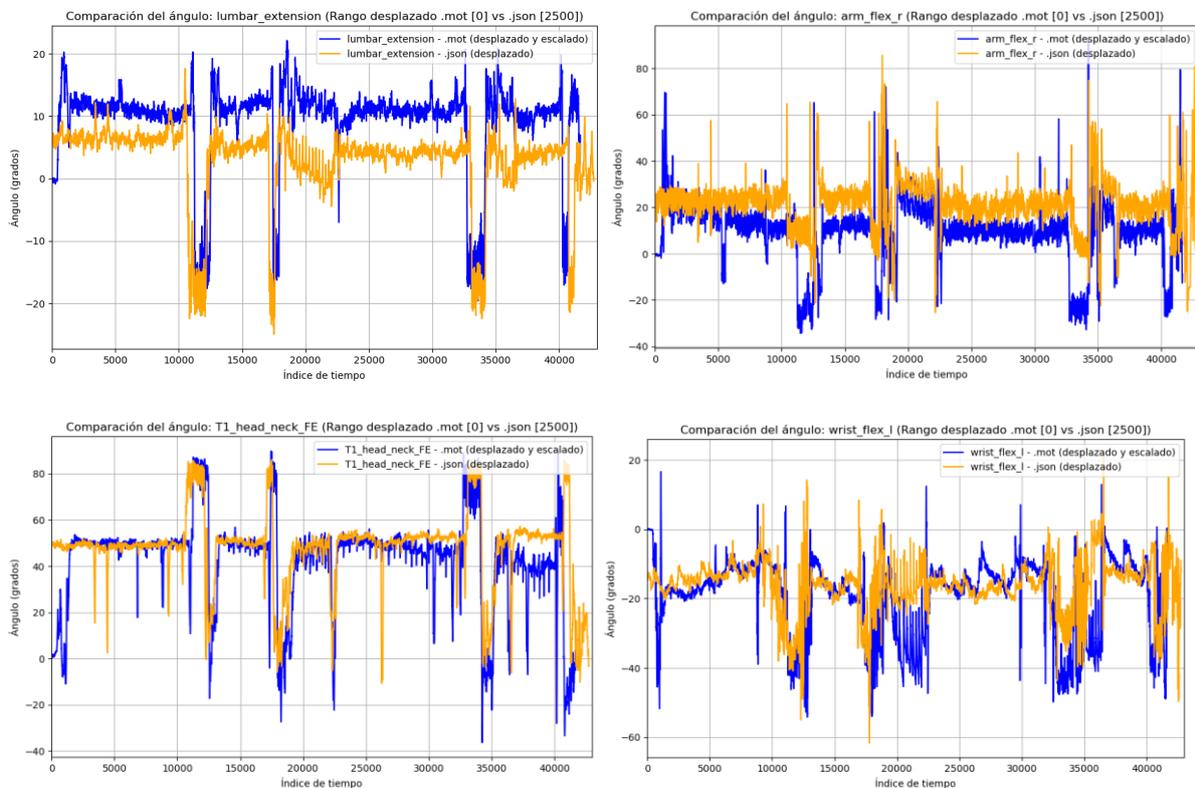


Figura 68. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager a lo largo de toda la grabación del puesto 2

Sin embargo, en algunos casos se encontraron discrepancias significativas. Los ángulos de rotación y desviación de la línea media del cuello fueron aumentando a lo largo de la gráfica, mientras que en MVN Analyze, la posición del cuello se mantuvo estable. Esto sugiere que los errores en los sensores de MT Manager pueden haberse acumulado durante la grabación, afectando la precisión en ángulos clave.

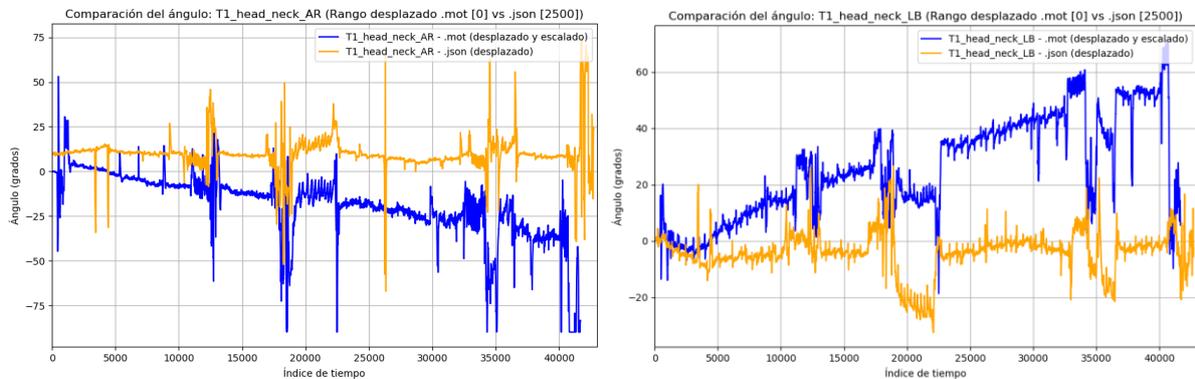


Figura 69. Representación de los ángulos de rotación y desviación del cuello con MVN Analyze y MT Manager a lo largo de toda la grabación del puesto 2

Para realizar un análisis más preciso y detallado, nos centramos en la evaluación de un momento específico en el que la postura es lo más similar posible entre ambas grabaciones, con el objetivo de verificar si los sistemas pueden generar correctamente las evaluaciones RULA en un instante concreto. En este caso, comparamos el frame 12815 de la grabación con MVN Analyze y el frame 10680 de la grabación con MT Manager (Ver Figura 65).

Ambos informes generaron una puntuación RULA general de 4 (Ver Tablas 7a y 7b), lo que indica una postura de riesgo moderado. Las puntuaciones individuales de cada parte del cuerpo coincidieron (Ver Tablas 8a, 8b, 9a y 9b) exactamente salvo una, la puntuación de las muñecas que en el caso de la generada con MotionCloud fue de riesgo moderado (4) en vez de aceptable (2) (Ver tablas 8a y 8b).

Table C.		Neck, trunk and leg score ①						
		1	2	3	4	5	6	7+
Wrist and arm score ①	1	1	2	3	3	4	5	5
	2	2	2	3	4	4	5	5
	3	3	3	3	4	4	5	6
	4	3	3	3	4	5	6	6
	5	4	4	4	5	6	7	7
	6	4	4	5	6	6	7	7
	7	5	5	6	6	7	7	7
	8+	5	5	6	7	7	7	7

Tabla C	Puntuacion cuello, tronco				
A	1	2	3	4	5
1	1	2	3	3	4
2	2	2	3	4	4
3	3	3	3	4	4

v) Tabla puntuación RULA generada con el código desarrollado

u) Tabla puntuación RULA de XSens Motion Cloud

Tabla 7. Tablas de puntuaciones RULA en el puesto 2 de MotionCloud y el código desarrollado

Table A.		Wrist posture score							
Upper arm	Lower arm	1		2		3		4	
		Wrist twist		Wrist twist		Wrist twist		Wrist twist	
		1	2	1	2	1	2	1	2
1	1	1	2	2	2	2	3	3	3
	2	1	2	2	2	2	3	3	3
	3	2	3	3	3	4	4	4	4
2	1	2	3	3	3	3	4	4	4
	2	3	3	3	3	3	4	4	4
	3	3	4	4	4	4	4	5	5

w) Tabla A de XSens Motion Cloud

Tabla A		Muñeca									
Brazo	Antebrazo	1		1		2		2		3	
		Giro muñeca				Giro muñeca					
		1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2
1	2	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2

x) Tabla A generada con el código desarrollado

Tabla 8. Tablas A en el puesto 2 de MotionCloud y el código desarrollado

Table B.		Trunk posture score											
Neck posture score	score	1		2		3		4		5		6	
		Legs		Legs		Legs		Legs		Legs		Legs	
		1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
1	1	1	3	2	3	3	4	5	5	6	6	7	7
2	2	2	3	2	3	4	5	5	5	6	7	7	7
3	3	3	3	3	4	4	5	5	6	6	7	7	7
4	4	5	5	5	6	6	7	7	7	7	7	8	8
5	5	7	7	7	7	7	8	8	8	8	8	8	8
6	6	8	8	8	8	8	8	8	9	9	9	9	9

y) Tabla B de XSens Motion Cloud

Tabla B		Cuello									
Cuello	score	1		1		2		2		3	
		Giro cuello				Giro cuello					
		1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
0	1	1	2	1	2	2	2	2	2	1	
1	1	1	3	2	3	2	3	3	3	3	
2	2	2	3	3	2	2	3	3	4	4	
3	3	3	3	3	3	3	4	4	4	4	
4	4	5	5	5	5	5	6	6	6	6	

z) Tabla B generada con el código desarrollado

Tabla 9. Tablas B en el puesto 2 de MotionCloud y el código desarrollado

Para afinar más el análisis en torno a ese momento, recortamos las grabaciones entre los frames 10,000 y 22,000 en la grabación y recortamos los frames que corresponden del archivo de MotionCloud después de hacer coincidir las dos gráficas, es decir los frames 12500 y 24500 y recalculamos los informes RULA. En este nuevo análisis, se observó una disminución del error general entre ambas grabaciones. Es importante destacar que, en esta ocasión, los informes de las grabaciones de MVN Analyze se obtuvieron utilizando el código en Python, ya que en el análisis del apartado 7.1 verificamos que los errores generados por el código eran mínimos, y MotionCloud no permitía generar informes específicos para esa franja temporal. Al comparar las gráficas de sectores para este segmento temporal (Ver Figuras 70a y 70b), se detectó una diferencia de un 2 por ciento en el rango de mayor riesgo, una diferencia del 30 % en el rango de riesgo moderado y una diferencia de 31% en el rango de cambios convenientes.

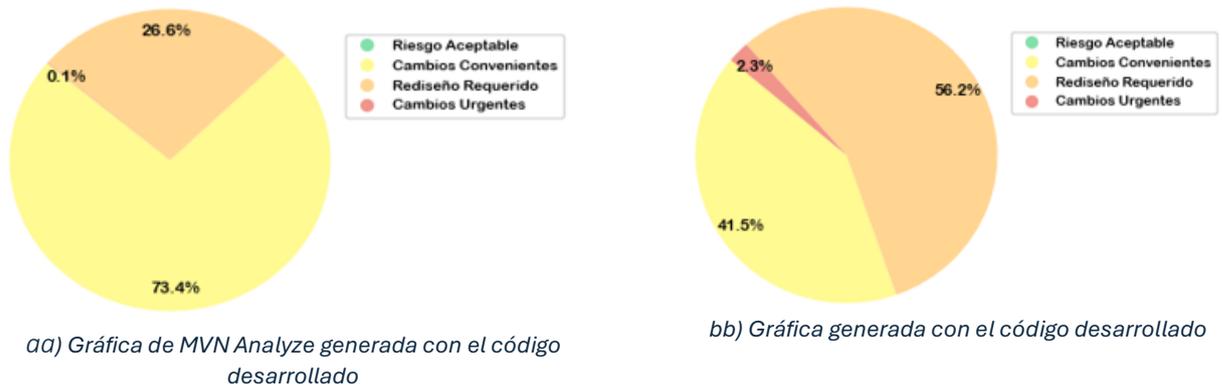


Figura 70. Comparación de las gráficas de sectores en el puesto 2 recortado

Las gráficas de la puntuación RULA a lo largo del tiempo si que mostraron alguna semejanza mayor (Ver Figuras 71a y 71b). Sin embargo, no se llega a apreciar del todo la relacione entre las formas de ambas gráficas que se relaciona con el tipo de tarea que están realizando, lo que hemos verificado cuando hemos validado el código desarrollado.

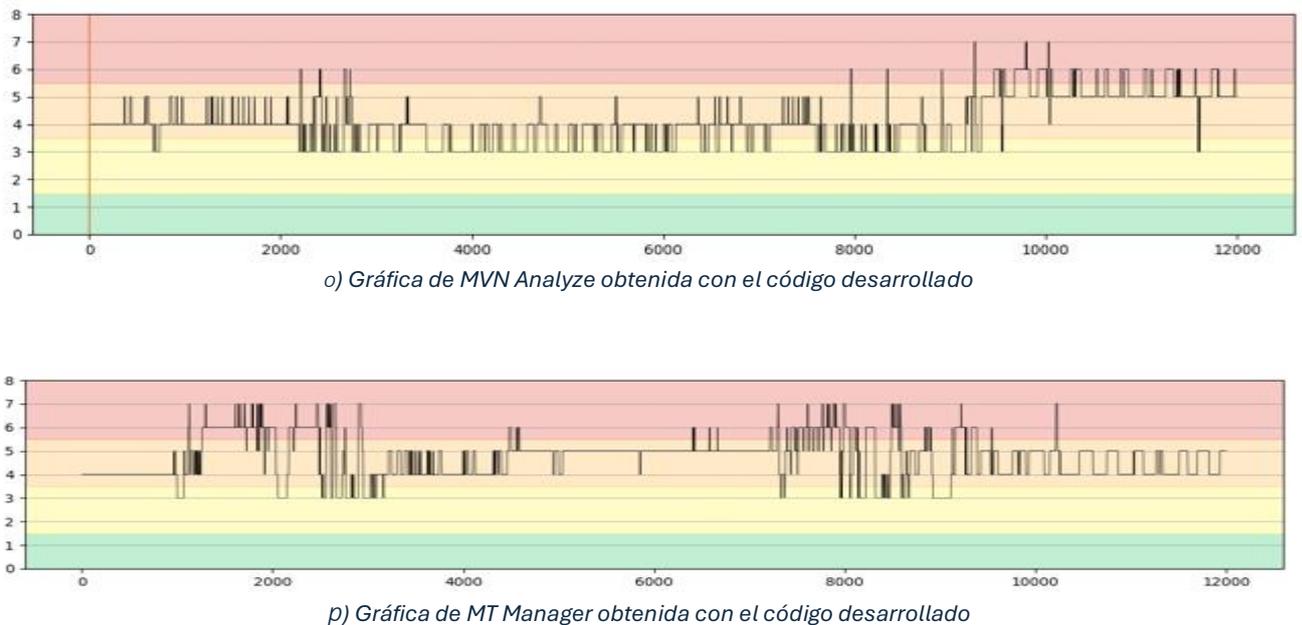


Figura 71. Comparación de las gráficas del RULA en el puesto 2 recortado

Finalmente, repetimos el análisis de los ángulos articulares, pero centrado únicamente en esta franja de tiempo (Ver Figura 72). Como en el análisis de toda la grabación, los ángulos mostraron formas similares en ambos sistemas, aunque no se observase exactamente la misma franja de valores en la comparación de ambos sistemas.

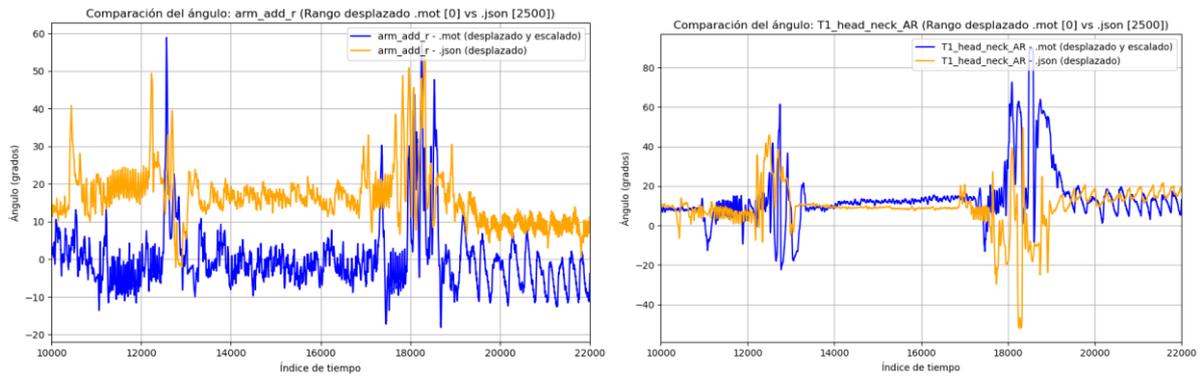


Figura 72. Representación de los ángulos de MVN Analyze con los de MT Manager entre los frames 10000 y 22000

No obstante, nuevamente se observó la mayor discrepancia en la desviación de las muñecas y del cuello (Ver Figura 73), especialmente hacia el final de la grabación. Estos resultados sugieren que, aunque el sistema MT Manager es capaz de realizar evaluaciones precisas en momentos específicos, persisten ciertos errores acumulativos, sobre todo en ángulos como los del cuello y las muñecas, que podrían estar relacionados con problemas en la estabilidad de los sensores.

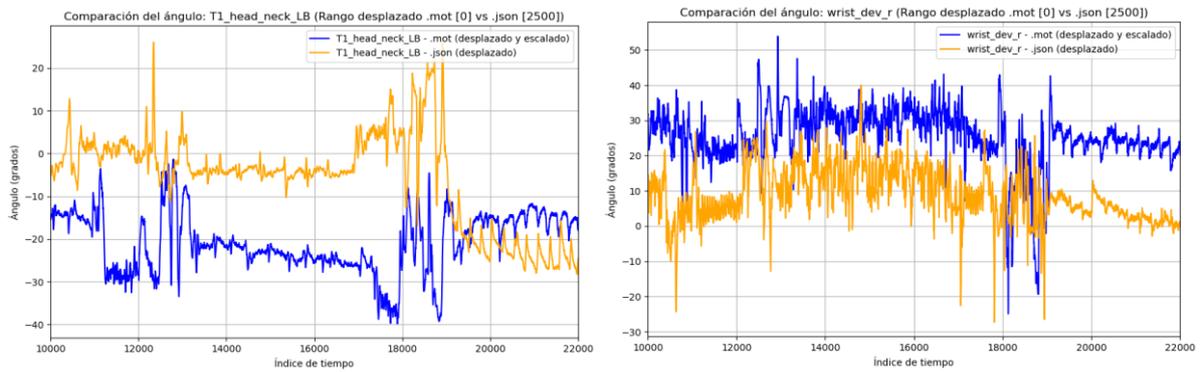


Figura 73. Representación de los ángulos de desviación del cuello y la muñeca del puesto 2 entre los frames 10000 a 22000

8. CONCLUSIÓN Y LINEAS FUTURAS

8.1 Conclusiones

El objetivo principal se centró en la implementación de un código en Python capaz de generar informes RULA de manera precisa. Para alcanzar este objetivo, el primer hito se centró en el desarrollo de una interfaz en Python que permitiera cargar los datos obtenidos de los sensores inerciales, visualizar gráficas y parámetros relevantes, e integrar videos de las grabaciones. Esta interfaz ha sido diseñada para mostrar gráficos de evaluación ergonómica, como el de sectores y las gráficas de puntuación a lo largo del tiempo, así como permitir la descarga de los datos en formato Excel. El desarrollo de esta interfaz permitió obtener los informes de manera sencilla, favoreciendo acceso rápido y fácil a los resultados de las evaluaciones. Esta herramienta simplifica el análisis ergonómico y proporciona opciones para ajustar parámetros clave y revisar los datos antes de descargarse los informes finales.

El cumplimiento del objetivo principal se logró a partir de la validación de los resultados RULA generados con el código desarrollado en este TFG para puestos de trabajo en un entorno industrial real. Para ello se obtuvieron grabaciones con MVN Analyze, una herramienta comercial ampliamente utilizada, y se extrajeron los ángulos articulares reprocesados de las grabaciones utilizando una licencia comercial profesional. La información de estos ángulos articulares se empleó como entrada tanto al código desarrollado como a otro software comercial para el cálculo de RULA con procesamiento en la nube llamado Motion Cloud.

Los resultados mostraron que los porcentajes de cada rango en el gráfico de sectores eran casi idénticos entre los informes generados por MotionCloud y los obtenidos con el código de Python desarrollado, lo que indica que el sistema desarrollado fue capaz de calcular las puntuaciones RULA de manera coherente. Las gráficas temporales reflejaron patrones similares, con subidas y bajadas alineadas, lo que confirmó que las zonas de mayor y menor riesgo ergonómico eran detectadas de manera consistente. La validación también permitió confirmar que las diferentes partes del cuerpo analizadas, como el brazo, antebrazo, muñeca, cuello y tronco, recibían puntuaciones similares en ambos sistemas. Este aspecto fue especialmente importante, ya que el cálculo de las puntuaciones en RULA depende de la evaluación precisa de los ángulos y movimientos de estas partes del cuerpo en relación con los criterios establecidos por el método RULA. Gracias a esta validación, se pudo verificar que el código desarrollado en Python cumple con los requisitos de precisión y fiabilidad necesarios para su uso en entornos de evaluación ergonómica.

El objetivo secundario se llevó a cabo tras alcanzar el objetivo principal del trabajo, formando una solución para generar informes RULA sin depender de licencias de software comerciales que optimizan el seguimiento del cuerpo humano. Para ello se desarrolló una solución que emplea los sensores Xsens Awinda junto con el software gratuito MT Manager de Movella. Los datos en crudo obtenidos con MT Manager fueron procesados mediante un código desarrollado por el grupo de Telemática e Imagen (GTI) de la Universidad de Valladolid, utilizando librerías de OpenSim para convertir los datos inerciales en ángulos precisos que representan las posturas y movimientos del usuario. Con estos ángulos, se generaron informes RULA utilizando un código en Python, demostrando que es posible realizar valoraciones ergonómicas detalladas sin recurrir a herramientas comerciales. Esta solución, aunque efectiva, mostró áreas para mejorar la precisión en el procesamiento y la generación de informes.

El segundo conjunto de experimentos permitió la validación del reprocesado de datos inerciales y la calidad de los informes RULA generados. Para ello, se llevaron a cabo grabaciones del mismo puesto de

trabajo, aunque en momentos diferentes, utilizando tanto MT Manager como MVN Analyze. Los informes generados por MotionCloud con MVN Analyze se compararon con los informes obtenidos mediante el código Python a partir de las grabaciones de MT Manager. La comparación reveló que los informes RULA generados con la solución accesible son comparables a los de las herramientas comerciales en términos de precisión y detalle, aunque hubo diferencias notables en la calidad de los datos en crudo. Este análisis también mostró que, aunque la solución accesible es competitiva, aún requiere ajustes para igualar o superar las capacidades de los sistemas comerciales.

Los informes RULA generados durante estos experimentos han demostrado ser sensibles a los errores introducidos por los sensores inerciales utilizados. En el primer puesto se observa un error del cuello no muy excesivo y los informes que se obtuvieron son bastante parecidos a los obtenidos con MotionCloud. En el segundo puesto de trabajo el error en esta parte del cuerpo fue tan grande que dificultó la evaluación precisa del resto de las extremidades, lo que plantea la necesidad urgente de identificar y corregir esta anomalía antes de poder confiar plenamente en los análisis ergonómicos generados. Este error detectado en el seguimiento del cuello requiere una solución para que los análisis ergonómicos sean fiables.

En cuanto a las gráficas de los sensores, esta claro que todos los ángulos excepto el de rotación y desviación del cuello mantienen una forma similar debido a la repetición de las mismas tareas. Sin embargo, el rango de los valores no coincide en todos los casos y en alguno la diferencia es notoria esto plantea la duda sobre si las diferencias se deben a la forma en que MT Manager capta y procesa los datos de los sensores, o si podrían ser el resultado de no estar comparando grabaciones en el mismo momento y de los mismos movimientos exactamente, debido a que las posturas que adopta el trabajador no es igual en un momento u otro.

Además, se observó que las grabaciones más largas tienden a acumular más errores, lo que sugiere que, para una primera validación, sería preferible realizar grabaciones más cortas y controladas. Esto permitiría reducir la acumulación de errores por deriva de los sensores inerciales. Asimismo, para mejorar la precisión y comparabilidad de los resultados, sería recomendable realizar las grabaciones con ambos sistemas (MT Manager y MVN Analyze) de manera simultánea. Esto permitiría obtener una comparación más justa y directa, evitando las diferencias que puedan surgir por la variabilidad en las tareas realizadas o la colocación de los sensores.

8.2 Limitaciones

A lo largo del desarrollo de este proyecto, se identificaron varias limitaciones que impactaron en la implementación y en la obtención de resultados.

Una de las primeras limitaciones que surgió a lo largo del trabajo fue la falta de conocimiento exacto sobre los criterios que utiliza MotionCloud para determinar las puntuaciones adicionales y principales en el método RULA. Aunque se pudo ajustar el código mediante la observación y comparación de los ángulos y puntuaciones generados, este proceso se basó en una interpretación indirecta de los datos. Al no tener acceso directo a los algoritmos subyacentes ni a las reglas precisas aplicadas por MotionCloud, los ajustes realizados en el código se basaron únicamente en la comparación de los resultados, lo que puede haber generado pequeñas discrepancias en la evaluación de ciertos movimientos y posturas.

Otro desafío importante fue la implementación del parámetro que añade uno a la puntuación del antebrazo cuando el brazo cruza la línea media del cuerpo. Esta situación no depende exclusivamente de un solo ángulo, sino de la combinación de varios, lo que dificultó establecer un criterio claro. Para resolverlo, en lugar de modificar los rangos de entrada, se implementó una condición especial en la función encargada del cálculo de las puntuaciones. Esta condición evaluaba la relación entre varios ángulos para determinar con mayor precisión si el brazo cruzaba la línea media. Aunque esta solución no cubre todas las posibles combinaciones de movimientos, sí abarca la mayoría de los casos encontrados durante las pruebas, generando resultados consistentes con mínimas variaciones respecto a los informes de MotionCloud.

Una tercera limitación fue la necesidad de incluir una opción en la interfaz que permitiera al usuario indicar si las piernas estaban apoyadas o no, algo que no podía calcularse directamente a partir de los datos de los sensores inerciales. Para esto, se añadió un botón que, por defecto, indicaba que las piernas no estaban apoyadas, dado que todas las grabaciones realizadas correspondían a puestos de trabajo donde los sujetos estaban de pie. Aunque este enfoque fue funcional para las pruebas realizadas, en un entorno más diverso donde se requiera evaluar trabajos en posición sentada, podría ser necesario ajustar esta funcionalidad para permitir más opciones al usuario.

Aunque esta solución no contempla todos los posibles casos y combinaciones de movimientos, cubre la mayoría de las situaciones que se presentaron durante las pruebas. Las diferencias observadas entre el código y los informes de MotionCloud fueron mínimas, lo que indica que esta aproximación, aunque no perfecta, es adecuada para la mayoría de los casos evaluados. Sin embargo, cabe destacar que, en situaciones más complejas, podría no capturar con exactitud todas las variaciones en la postura del antebrazo. A pesar de ello, la implementación mostró ser funcional y precisa en la mayoría de las grabaciones realizadas.

Finalmente, una limitación clave fue la imposibilidad de obtener grabaciones simultáneas con ambos sistemas, MT Manager y MVN Analyze. Al no poder grabar el mismo puesto de trabajo de manera simultánea, cada software registraba los movimientos en momentos diferentes, lo que generaba diferencias inevitables en los gestos y ángulos. Para obtener una comparación más precisa y directa entre los ángulos calculados por ambos sistemas, lo ideal habría sido capturar las mismas grabaciones al mismo tiempo con ambos software. Sin embargo, esta opción no fue factible debido a las limitaciones de infraestructura y equipo. A pesar de esta restricción, las comparaciones entre las grabaciones secuenciales proporcionaron resultados útiles, aunque no completamente precisos.

8.3 Líneas futuras

En un hipotético desarrollo futuro del proyecto, una de las primeras líneas de trabajo sería realizar un análisis exhaustivo de las señales obtenidas por MT Manager para identificar posibles fuentes de ruido. Este ruido podría deberse a imprecisiones propias del sistema inercial por la deriva de los datos adquiridos con el tiempo y las interferencias ferromagnéticas. Una opción sería utilizar técnicas de análisis de señales como la Transformada de Fourier para descomponer las señales en sus componentes de frecuencia, lo que permitiría identificar patrones de ruido. También se podría emplear un análisis en el dominio temporal para detectar anomalías o picos irregulares en las señales que correspondan a interferencias externas. Con esta información, se podría planificar e implementar un sistema de filtrado que elimine o mitigue estas interferencias, optimizando así la precisión de los datos angulares obtenidos durante las grabaciones.

Por otra parte, una mejora significativa en la interfaz desarrollada sería la inclusión de un avatar que represente al sujeto, similar al que utiliza MotionCloud. Actualmente, es necesario realizar una grabación en video que coincida exactamente con el inicio y fin de la grabación de los sensores en MT Manager, lo cual puede ser complicado y propenso a errores si las grabaciones no están perfectamente sincronizadas. Para evitar esta dependencia del video real, se podría integrar un avatar generado con OpenSim o alguna otra herramienta de código abierto que ofrezca una visualización en tiempo real del movimiento del sujeto a partir de los ángulos capturados por los sensores. Esta solución no solo facilitaría el análisis ergonómico al evitar la necesidad de grabar un video por separado, sino que también permitiría visualizar el movimiento de manera más clara y detallada dentro de la misma interfaz, brindando a los usuarios un mayor control y flexibilidad en la evaluación de las posturas.

BIBLIOGRAFÍA

- Aghamohammadi, A., Beheshti Shirazi, S. A., Banihashem, S. Y., Shishechi, S., Ranjbarzadeh, R., Jafarzadeh Ghouschi, S., & Bendeche, M. (2023). A deep learning model for ergonomics risk assessment and sports and health monitoring in self-occluded images. *Signal, Image and Video Processing*. <https://doi.org/10.1007/s11760-023-02830-6>
- Beheshti, M. H., Javan, Z., & Yarahmadi, G. (2015). *Ergonomic Evaluation of Musculoskeletal Disorders in Construction Workers Using Posture, Activity, Tools, Handling (PATH) Method*. <http://ijoh.tums.ac.ir>
- Caymaz, T., Çalışkan, S., & Reha Botsalı, A. (2022). Evaluation of Ergonomic Conditions using Fuzzy Logic in a Metal Processing Plant. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*, 8(1), 19–24. <https://doi.org/10.22399/ijcesen.932994>
- Chen, Y., Wang, X., & Xu, H. (2021). Human factors/ergonomics evaluation for virtual reality headsets: a review. *CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction*, 3(2), 99–111. <https://doi.org/10.1007/s42486-021-00062-6>
- Collin, J., Davidson, P., Kirkko-Jaakkola, M., & Leppäkoski, H. (2019). Inertial Sensors and Their Applications. In *Handbook of Signal Processing Systems* (pp. 51–85). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-91734-4_2
- Diego-Mas, J. A. (2015). *Evaluación postural mediante el método RULA*. Ergonautas, Universidad Politécnica de Valencia. <https://www.ergonautas.upv.es/metodos/rula/rula-ayuda.php>
- European Risk Observatory. (2013). Eurostat (Labour Force Survey ad hoc module. *European Statistics on Accidents at Work*. <https://doi.org/10.2802/66947>
- González-Alonso, J., Simón-Martínez, C., Antón-Rodríguez, M., González-Ortega, D., Díaz-Pernas, F. J., & Martínez-Zarzuela, M. (2024). Development of an end-to-end hardware and software pipeline for affordable and feasible ergonomics assessment in the automotive industry. *Safety Science*, 173, 106431. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2024.106431>
- Lasota, A. M. (2020). A New Approach to Ergonomic Physical Risk Evaluation in Multi-Purpose Workplaces. *Tehnicki Vjesnik - Technical Gazette*, 27(2). <https://doi.org/10.17559/TV-20180312131319>
- LeBlanc, K. E., & LeBlanc, L. L. (2010). Musculoskeletal Disorders. *Primary Care: Clinics in Office Practice*, 37(2), 389–406. <https://doi.org/10.1016/j.pop.2010.02.006>
- Lee, L.-F., & Umberger, B. R. (2016). Generating optimal control simulations of musculoskeletal movement using OpenSim and MATLAB. *PeerJ*, 4, e1638. <https://doi.org/10.7717/peerj.1638>
- Lin, Y.-C., Price, K., Carmichael, D. S., Maniar, N., Hickey, J. T., Timmins, R. G., Heiderscheid, B. C., Blemker, S. S., & Opar, D. A. (2023). Validity of Inertial Measurement Units to Measure Lower-Limb Kinematics and Pelvic Orientation at Submaximal and Maximal Effort Running Speeds. *Sensors*, 23(23), 9599. <https://doi.org/10.3390/s23239599>

- Mamani Hualpa, R. S. (2021). Impacto de la ergonomía en la productividad, una revisión sistemática entre los años 2016 – 2021. *Qantu Yachay*, 1(1), 46–50. <https://doi.org/10.54942/qantuyachay.v1i1.6>
- Mcatamney, L., & Corlett, E. N. (1993). RULA: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders. In *Applied Ergonomics* (Vol. 24, Issue 2).
- Movella. (2020). *MT Manager User Manual*. www.xsens.com
- Movella. (2022a, January 17). *Sensor Placement in Xsens Awinda System*. https://base.movella.com/s/article/Sensor-Placement-in-Xsens-Awinda-System?language=en_US
- Movella. (2022b, July 4). *Reprocess and Export Files with the MVN MotionCloud Integration*. https://base.movella.com/s/article/Reprocess-and-Export-Files-with-the-MVN-MotionCloud-Integration?language=en_US
- Movella. (2023a, January 16). *Reprocess (HD)*. https://base.movella.com/s/article/Reprocess-HD?language=en_US&r=37&ui-knowledge-components-aura-actions.KnowledgeArticleVersionCreateDraftFromOnlineAction.createDraftFromOnlineArticle=1
- Movella. (2023b, September 28). *RULA Report - How to generate a report?*
- Movella. (2023c, December 15). *MVN Calibration*. https://base.movella.com/s/article/MVN-Calibration?language=en_US
- Movella. (2024a). *Xsens Analyze*. <https://www.movella.com/products/motion-capture/mvn-analyze>
- Movella. (2024b, January 16). *MVN Processing: Reprocessing and Exporting files with MotionCloud*. https://base.movella.com/s/article/Motion-Cloud-Workflow?language=en_US
- Movella. (2024c, July 30). *Getting Started with the Link in MVN*. https://base.movella.com/s/article/Getting-Started-with-the-Link-in-MVN?language=en_US
- Olasunkanmi Ismaila, S., Adeyemi Salami, Y., Ibiyemi Kuye, S., Usman Dairo, O., & Olatunde Adekunle, N. (2020). ERGONOMIC EVALUATION OF PACKAGING WORKERS' POSTURE IN A FOOD MANUFACTURING COMPANY. In *Journal of Engineering Studies and Research* (Vol. 26, Issue 1).
- Park, D., Toxiri, S., Chini, G., Natali, C. Di, Caldwell, D. G., & Ortiz, J. (2022). Shoulder-sideWINDER (Shoulder-side Wearable INDUSTRIAL Ergonomic Robot): Design and Evaluation of Shoulder Wearable Robot With Mechanisms to Compensate for Joint Misalignment. *IEEE Transactions on Robotics*, 38(3), 1460–1471. <https://doi.org/10.1109/TRO.2021.3125854>
- Punnett, L., & Wegman, D. H. (2004). Work-related musculoskeletal disorders: the epidemiologic evidence and the debate. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 14(1), 13–23. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2003.09.015>

- Regalado García, G. N., Regalado García, K. G., Arevalo Rojas, J. A., & Escalona León, D. (2023). Musculoskeletal disorders associated with occupational activity. *Salud, Ciencia y Tecnología*, 3. <https://doi.org/10.56294/saludcyt2023441>
- Salisu, S., Ruhaiyem, N. I. R., Eisa, T. A. E., Nasser, M., Saeed, F., & Younis, H. A. (2023). Motion Capture Technologies for Ergonomics: A Systematic Literature Review. *Diagnostics*, 13(15), 2593. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13152593>
- Sancibrian, R., Redondo-Figuero, C., Gutierrez-Diez, M. C., Gonzalez-Sarabia, E., & Manuel-Palazuelos, J. C. (2020). Ergonomic evaluation and performance of a new handle for laparoscopic tools in surgery. *Applied Ergonomics*, 89, 103210. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2020.103210>
- Schepers, M., Giuberti, M., & Bellusci, G. (2018). *Xsens MVN: Consistent Tracking of Human Motion Using Inertial Sensing*. <https://www.xsens.com>,
- Taylor, L., Miller, E., & Kaufman, K. R. (2017). Static and dynamic validation of inertial measurement units. *Gait & Posture*, 57, 80–84. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2017.05.026>
- Trinler, U., Schwameder, H., Baker, R., & Alexander, N. (2019). Muscle force estimation in clinical gait analysis using AnyBody and OpenSim. *Journal of Biomechanics*, 86, 55–63. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2019.01.045>
- Zelik, K. E., Nurse, C. A., Schall, M. C., Sesek, R. F., Marino, M. C., & Gallagher, S. (2022). An ergonomic assessment tool for evaluating the effect of back exoskeletons on injury risk. *Applied Ergonomics*, 99, 103619. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2021.103619>