

AUTOMATIZING THE MANAGEMENT OF ERGONOMIC RISKS PREVENTION USING DEPTH SENSORS

Diego Más, José Antonio; Garzón Leal, Diana Carolina

Universitat Politècnica València

This paper presents the use of depth sensors for the automatized management of ergonomic risks in manufacturing plants. Its use for the prevention of risks arising from postural load at work is analyzed. The depth sensors detect the position of the joints of the worker with a high sampling rate without the need for sensors or markers placed on the subject studied. Several experiments were performed to check the similarity of the postural score with that proposed by human observers, as well as to determine the influence of the worker's position relative to the sensor in the results. The tests show a high inter-method agreement in the classification of the posture in risk categories (Proportion agreement index = 0.89 κ = 0.83) observed when the subject is situated in front of the sensor. Although the results are promising, some aspects of using depth sensors in production environments are discussed.

Keywords: *Prevention; Management; Ergonomics*

GESTIÓN AUTOMATIZADA DE LA PREVENCIÓN DE RIESGOS ERGONÓMICOS MEDIANTE SENSORES DE PROFUNDIDAD

Este trabajo presenta el uso de sensores de profundidad para su empleo en la gestión automatizada de los riesgos ergonómicos en plantas productivas. Se analiza en concreto su uso para la prevención de riesgos derivados de la carga postural en el trabajo. Los sensores de profundidad permiten detectar la posición de las articulaciones del trabajador con una elevada frecuencia de muestreo sin la necesidad de sensores o marcadores colocados en el sujeto estudiado. Varios experimentos fueron realizados para comprobar la similitud de la valoración postural obtenida con la de observadores humanos, así como para determinar la influencia de la posición del trabajador respecto al sensor en los resultados. Las pruebas realizadas muestran un alto inter-method agreement en la clasificación de las posturas en categorías de riesgo (Proportion agreement index=0.89, κ =0.83) cuando el sujeto observado está situado de frente al sensor. Aunque los resultados obtenidos son prometedores, se discuten algunos aspectos del empleo de los sensores de profundidad que es necesario estudiar en el futuro para que puedan ser empleados en entornos reales de producción como forma de automatizar la gestión de riesgos laborales.

Palabras clave: *Gestión; Prevención; Ergonomía*

1. Introducción

Los Trastornos Músculo-Esqueléticos (TME) de origen laboral constituyen una de las principales causas de enfermedad laboral en la actualidad. En Europa el 24% de los trabajadores afirma sufrir dolor de espalda y el 22.8% se queja de dolores musculares (Fifth European Working Conditions Survey, 2010). La repercusión de los TME no sólo afecta a la calidad de vida de los trabajadores (disminuyendo sus ingresos debido a las bajas laborales, aumentando sus gastos en fármacos, precisando consultas médicas, etc.), sino que, además, suponen un importante coste social (prestaciones económicas por incapacidad temporal o permanente, gastos hospitalarios, consultas médicas, prestación farmacéutica, etc.) y económico. La AFL-CIO (Federation of Labor Organizations) estimó, en 2002 en 20 billones (americanos) de dólares el coste anual de los TME en Estados Unidos. En Europa, en 1999, el coste anual de los TME oscilaba entre el 0,5% y el 2% del Producto Interior Bruto) (Díez de Ulzurrun et al. 2007) .La evaluación ergonómica de puestos de trabajo trata de determinar la presencia de factores de riesgo que pueden ocasionar la aparición de TME en los trabajadores que los ocupan, llevando a cabo, de ser necesario, intervenciones ergonómicas que prevengan problemas de salud para el trabajador. Para llevar a cabo estas evaluaciones se emplean métodos específicos de evaluación ergonómica.

Los métodos para la medición de la exposición al riesgo de padecer TME pueden ser clasificados por la precisión con la que se recogen los datos y por lo invasivos que resultan en la tarea desarrollada por el trabajador evaluado (Beek & Frings-Dresen 1998; Wells et al. 1997). Los métodos observacionales se basan en la observación directa del trabajador durante el desarrollo de su tarea. Son sencillos de emplear, permiten evaluar una gran variedad de puestos y son poco invasivos, pero suelen ser poco precisos en la recolección de datos. Los métodos instrumentales o de medición directa emplean diversos tipos de sensores colocados en el sujeto estudiado para medir ciertas variables. Estos métodos obtienen una gran cantidad de datos de elevada precisión, pero son invasivos, requieren un complejo análisis de los datos, necesitan ser aplicados por evaluadores expertos y su coste es elevado debido a la necesidad de adquirir y mantener los equipos de medición (David 2005; Trask & Mathiassen 2012). La complejidad de uso e interpretación de los resultados de los métodos de medición directa hacen que sean preferidos por los investigadores, pero los técnicos de prevención, que son en definitiva los encargados de aplicarlos, los encuentran inadecuados y poco operativos para la medición del riesgo en situaciones de trabajo reales (Li & Buckle 1999), por lo que son los métodos observacionales los que se emplean de forma operativa.

La aplicación de estos métodos es necesaria para llevar a cabo una correcta prevención de los TME y evitar sus consecuencias sociales y económicas, pero en sí misma supone un coste económico debido a la laboriosidad de su aplicación. Además, estas técnicas adolecen en muchos casos de falta de precisión. Algunos métodos observacionales recogen datos a intervalos regulares de tiempo para hacer una estimación de la exposición global al riesgo del trabajador. Es evidente que existe una limitación en cuanto a la frecuencia de muestreo en los métodos observacionales que no existe en la medición directa. Muchos estudios han analizado el grado de validez del muestreo comparando sus resultados con los de métodos de medición directa, existiendo grandes discrepancias en las conclusiones (Burdorf et al. 1992; Juul-Kristensen et al. 2001; Paquet et al. 2001; Spielholz et al. 2001).

Los métodos observacionales que emplean técnicas de muestreo de posturas consideran la dimensión duración del riesgo mediante la frecuencia relativa de aparición de cada categoría de riesgo (dimensión nivel del riesgo). Sin embargo, considerar la dimensión frecuencia del riesgo, o la variación temporal del riesgo con precisión hace necesario el empleo de dispositivos que permitan aumentar la frecuencia del muestreo (Beek & Frings-Dresen 1998). Algunos estudios han abordado esta cuestión empleando técnicas como la visión artificial resultando poco operativos (Pinzke & Kopp 2001). Así pues, aunque la validez de

los resultados de los métodos observacionales para la evaluación esté refrendada por muchos estudios, la imprecisión en la recolección de los datos y la baja frecuencia de muestreo parecen ser sus mayores problemas. A estos, habría que añadir que las evaluaciones ergonómicas se realizan poco frecuentemente debido al coste económico que suponen y al tiempo requerido para su desarrollo.

1.1 Sensores de profundidad de bajo coste

Los sensores de profundidad de bajo coste son dispositivos desarrollados en los últimos tres años para su utilización como interfaces de usuario en consolas de videojuegos. Permiten la interacción usuario-máquina a través de la posición o movimientos del cuerpo, técnica denominada habitualmente Natural User Interface. Básicamente, los sensores de profundidad como Microsoft Kinect o ASUS Xtion, consisten en un emisor laser infrarrojo que proyecta un patrón constante sobre una escena. Una cámara infrarroja recoge dicho patrón correlacionándolo con un patrón de referencia mediante un proceso de triangularización, obteniendo la distancia al sensor de cada pixel. Uniendo los datos de profundidad a los colores recogidos por una cámara RGB situada en el sensor es posible obtener una nube tridimensional de cerca de 300,000 puntos a una tasa de hasta 30 cuadros por segundo. Este proceso y las características de los datos recogidos por sensores como Kinect (Figura 1) pueden ser consultados en Henry et al. (2012) o Khoshelham & Elberink (2012). Los datos procedentes del sensor pueden ser empleados en aplicaciones software mediante el uso de un kit de desarrollo de software (SDK) de libre distribución.

Tras el uso lúdico inicial, las posibilidades de esta nueva tecnología han permitido el desarrollo, en los últimos dos años, de nuevas aplicaciones a los más variados campos: escaneado de entornos, análisis de movimientos para deportistas, detección de gestos, rehabilitación, fisioterapia... Uno de los nuevos posibles campos de aplicación de esta tecnología es la ergonomía. Esto es debido a que, además de los datos referentes a la profundidad (depth data) y color (RGB data), el sensor ofrece información sobre la posición de las articulaciones de personas presentes en la escena (skeleton data) prácticamente en tiempo real. La estructura de estos datos consiste en una matriz con las coordenadas de la cadera (centro, izquierda y derecha), intervertebral L5/S1, hombro (centro, izquierda y derecha), cabeza, codos, muñecas, manos, rodillas, tobillos y pies. Los centros articulares son obtenidos mediante un algoritmo basado en árboles de decisión y la precisión de estos datos parece ser suficiente para su empleo en el ámbito de la ergonomía (Clark et al. 2012; Dutta 2012; Martin et al. 2012; Raptis et al. 2011)

Figura 1: Sensor de profundidad Kinect™



2. Objetivos

El empleo de sensores de profundidad de coste reducido podría solventar los problemas expuestos en el apartado 1, permitiendo la recolección de datos a frecuencias muy elevadas

si se determina que la precisión con la que se detectan las posturas es suficiente. Estudios previos han analizado la capacidad del sensor Kinect™ de Microsoft (Figura 1) para ser empleado como sistema de captura de movimientos en entornos de trabajo, concluyendo que la precisión del sensor es solo ligeramente inferior a la de dispositivos más caros, pero suficiente para su uso en aplicaciones en las que se requiere un nivel de precisión similar al propuesto en este proyecto (Clark et al. 2012; Dutta 2012).

La utilización de estos sensores podría permitir la vigilancia constante, automatizada y en tiempo real de la carga física asociada a la tarea desempeñada por el trabajador. Además mantendría las ventajas asociadas a los métodos observacionales disminuyendo el coste de aplicación, dado que la pequeña inversión que supone la adquisición del equipo (149 euros en España en el año 2014) es compensado por la disminución del tiempo en el procesamiento de los datos adquiridos, siendo éste uno de los costes más importantes asociados a la aplicación de estos métodos (Trask & Mathiassen 2012). Por otra parte estos dispositivos son fáciles de utilizar, no necesitan complejos procesos de calibración y no interfieren en la labor del trabajador observado, factores que los hacen preferibles a otras técnicas de medición directa.

En este trabajo se emplea un sensor de profundidad de bajo coste (Microsoft's Kinect™) en la tarea de recogida de datos de un método observacional de evaluación postural. Para la realización del estudio se seleccionó uno de los métodos más comúnmente empleado por los ergónomos: el Ovako Working Posture Analysis System (OWAS) (Karhu et al. 1977). A diferencia de otros métodos de evaluación postural como RULA (McAtamney & Corlett 1993), REBA (Hignett & McAtamney 2000) o LUBA (Kee & Karwowski 2001) que llevan a cabo la evaluación de posturas aisladas, OWAS realiza múltiples observaciones de las posturas adoptadas por el trabajador durante el desarrollo de su tarea. Esta característica lo convierte en el método más adecuado para el presente estudio.

El objetivo es comprobar la aplicabilidad del dispositivo para recabar la información solicitada por el método, y determinar la diferencia con las observaciones realizadas por observadores humanos mediante el empleo de fotografías o videos. El empleo de estos sensores mantendría las ventajas asociadas a este tipo de métodos. Además no aumentaría el coste de aplicación de los métodos de evaluación postural, dado que la baja inversión que supone su adquisición es compensado por la disminución del tiempo en el procesamiento de los datos adquiridos, siendo éste uno de los costes más importantes asociados a la aplicación de estos métodos (Trask & Mathiassen 2012). Por otra parte estos dispositivos son fáciles de utilizar, no necesitan complejos procesos de calibración y no interfieren en la labor del trabajador observado, factores que hacen preferibles a los ergónomos los métodos observacionales frente a la medición directa.

3. Metodología

En los siguientes apartados se presenta de modo breve el método OWAS y se muestra el procedimiento seguido para transformar la información ofrecida por el sensor en la requerida por el método. Posteriormente se expone el procedimiento seguido para comparar las observaciones del sensor con las realizadas por observadores humanos y se muestran los resultados obtenidos y las conclusiones correspondientes.

3.1 El método OWAS

El método OWAS permite estimar la carga estática del trabajador en el puesto de trabajo analizando las posturas adoptadas durante el desarrollo de su tarea. Para ello clasifica las posiciones de la espalda, hombros y piernas del trabajador y el peso de la carga sostenida. El evaluador realiza observaciones a intervalos regulares de entre 30 y 60 segundos codificando las posturas. Cada postura queda codificada por cuatro dígitos correspondientes

a la espalda, hombros, piernas y carga sostenida en este orden. OWAS establece cuatro clases de riesgo por carga estática a partir de los códigos de la postura (Mattila et al. 1993): Clase 1: La carga postural es normal y aceptable. Las posturas de trabajo no necesitan ser corregidas. Clase 2: Deben adoptarse medidas correctivas para mejorar las posturas de trabajo. Clase 3: Deben tomarse medidas correctivas para mejorar las posturas de trabajo lo antes posible. Clase 4: Deben adoptarse medidas correctivas para mejorar las posturas de trabajo inmediatamente.

El método valora la carga postural para cada una de las zonas corporales que contempla, en función del porcentaje de tiempo pasado con la espalda, brazos y piernas en cada posición respecto al tiempo total de trabajo. La proporción relativa de tiempo que representa cada postura sobre toda la jornada de trabajo (o el período analizado), se calcula a partir de la frecuencia de aparición de cada postura respecto al total de posturas registradas durante el muestreo. Teniendo en cuenta lo anterior, para cada postura individual de espalda, brazos y piernas se determina su porcentaje de aparición. A medida que aumenta este porcentaje la carga postural es mayor, así como la prioridad de una intervención ergonómica.

Los límites del error (con un 95% de probabilidad) asociado a las proporciones relativas medias de las posturas de trabajo disminuyen a medida que el número total de observaciones aumenta. Los límites de error para valores medios basados en 100 observaciones son del 10%. Los límites de error para valores medios basados en 200, 300 y 400 observaciones son del 7%, 6% y 5% respectivamente (Karhu et al. 1977; Mattila & Vilki 1999). Los valores medios obtenidos a través de observaciones pueden considerarse suficientemente fiables cuando los límites de error están por debajo del 10%.

3.2 Desarrollo del software para la adquisición de datos desde Kinect™

Se utilizó Delphi 2010 para el desarrollo de una aplicación software (ergonautas-NUI) para la adquisición y tratamiento de los datos procedentes del sensor Kinect™ (Figura 2). En ella puede localizarse los diferentes módulos que la conforman: 1: Módulo de control de sensores. 2: RGB Map. 3: Depth Map. 4: Skeleton Data. 5: Módulo de grabación y replay. 6: Valoración de posturas según OWAS. 7: Cálculo de frecuencias relativas y valoración global según OWAS

Figura 2: Software desarrollado para la adquisición y tratamiento de los datos de Kinect™



Este software puede ser descargado gratuitamente en la web ergonautas.com. Para la comunicación de ergonautas-NUI con el dispositivo se empleó el SDK del sensor que Microsoft™ distribuye de forma gratuita. ergonautas-NUI puede conectar y tratar los datos de hasta cuatro sensores diferentes de forma simultánea, representando el RGB Map y el Depth Map (números 2 y 3 en la Figura 2). El Depth Map es procesado por la Kinect™ que calcula las posiciones de las articulaciones de las personas presentes en la escena, devolviendo las coordenadas en una estructura de datos matricial. Para facilitar la

visualización y el tratamiento de la información recibida, ergonautas-NUI realiza una traslación automática de todas las coordenadas de forma que el pie situado más abajo coincida con el suelo (coordenada $y=0$), y el centro de la cadera se mantenga siempre en un eje vertical con coordenadas $x=z=0$.

ergonautas-NUI recoge la información de la posición de las articulaciones a intervalos regulares de tiempo. La frecuencia de muestreo puede ser regulada por el evaluador, variándola entre 25 por segundo y una por hora. La información recogida es tratada para obtener los códigos de cada postura registrada y la clase de riesgo de cada postura a partir de los códigos (número 6 en la Figura 2). Con las posturas recogidas se calcula, a partir de sus frecuencias relativas, el porcentaje de tiempo en cada posición para cada miembro y su clase de riesgo, (número 7 en la Figura 2). Finalmente, para obtener una valoración global del riesgo, se calcula el porcentaje de posturas en cada clase de riesgo y un estimador del riesgo OWAS (Grzybowska 2010), que puede tomar valores entre uno y cuatro, definido como:

$$OWAS_{RI} = \frac{[C_1 \cdot 1 + C_2 \cdot 2 + C_3 \cdot 3 + C_4 \cdot 4]}{obs} \quad (1)$$

Donde C_1 , C_2 , C_3 y C_4 son el número de posturas observadas en cada categoría de riesgo y obs es el número total de observaciones.

La introducción de este indicador permite realizar comparaciones de los resultados obtenidos en las diferentes condiciones de experimentación.

Aunque Kinect™ permite la obtención de imágenes y mapas de profundidad con una tasa de hasta 30 imágenes por segundo, el procesamiento de la información obtenida ralentiza este proceso. Aun así la velocidad de obtención y valoración de posturas alcanza las 25 observaciones por segundo en un ordenador de sobremesa con un procesador de 3.4 GHz y 4GB de memoria R.A.M.

3.3 Procedimiento experimental

El objetivo del experimento realizado era conocer las diferencias entre los resultados de la evaluación postural empleando Kinect™ y la codificación de las posturas por un observador humano empleando las imágenes registradas. Se deseaba conocer, además, la influencia en los resultados de la orientación del trabajador respecto al sensor. Aunque es posible emplear simultáneamente varios sensores colocados en orientaciones diferentes esto disminuye la precisión en la detección de posturas. El emisor de cada sensor proyecta un patrón de luz infrarroja en el área de detección. Si se emplea más de un sensor simultáneamente se producen interferencias entre los patrones que dificultan la detección de las posturas (NUI 2013). Por esto motivo no se optó por registrar la misma secuencia de movimientos desde diferentes sensores con distintas orientaciones respecto al trabajador. En cambio, se diseñó una secuencia de posturas que un voluntario debía mantener frente a un solo sensor, realizando la transición entre posturas a intervalos prefijados de tiempo y sin carga. En dicha secuencia se incluían las posibles combinaciones de posiciones de espalda, brazos y piernas contempladas por el método OWAS (considerando que la carga es constante) excepto aquellas en las que el sujeto se desplaza con uno o dos brazos por encima de los hombros o el tronco no erguido, o las que suponen posturas en las que es difícil mantener el equilibrio. En total se incluyeron 55 combinaciones. La duración total de la secuencia de posturas era de 196 segundos aproximadamente. El voluntario realizó la secuencia de posturas 5 veces a diversos ángulos respecto al sensor (0° , 20° , 40° , 60° y 80°), es decir, variando el ángulo entre su plano sagital y la posición del sensor. La distancia entre el sensor y el voluntario fue, en todos los casos, de 3 metros. Para facilitar la repetición lo más fiel posible de la secuencia de movimientos se indicaba al voluntario la siguiente

postura a adoptar y el momento en que debía adoptarla. Las secuencias de movimientos fueron registradas empleando Kinect Studio™.

Las secuencias de movimientos registradas fueron reproducidas mediante Kinect Studio™, analizando los datos con ergonautas-NUI. La frecuencia de observación fue establecida en 4 posturas por segundo, obteniendo entre 756 y 797 observaciones en cada secuencia. ergonautas – NUI obtuvo, para cada secuencia, el número de posturas en cada categoría de riesgo, el indicador de riesgo OWAS y el número de posturas inferidas, es decir, la cantidad de posturas en las que alguna articulación necesaria para determinar el código de postura no era visible y su posición era inferida.

Para comparar los resultados obtenidos empleando Kinect™ con los resultados de la observación por humanos, dos expertos en la aplicación del método OWAS analizaron las imágenes de las 784 posturas de la secuencia 0°. Los expertos clasificaron de forma independiente cada postura en una categoría de riesgo. Aquellas posturas en las que la opinión de los expertos era diferente fueron analizadas de nuevo, de forma conjunta, hasta alcanzar un consenso en la puntuación. La secuencia 0° fue la escogida como referencia porque el Skeleton Tracking system resulta más preciso cuando el usuario está situado de frente al sensor (NUI 2013).

4. Resultados

En el análisis de la secuencia 0° se encontraron diferencias en la clasificación realizada por los dos expertos en 114 posturas. La proporción de observaciones en las cuales la valoración de los expertos coincidieron (Po) fue 0.85. En general, las discrepancias entre los expertos se daban en posturas en las que el sujeto observado estaba realizando un movimiento que provoca una transición en la clasificación de la postura. Por ejemplo, en un movimiento en el que el sujeto levanta el brazo, la clasificación de la posición de los brazos cambia cuando el codo alcanza la altura del hombro. Si la observación es realizada en ese instante existe cierta ambigüedad sobre la categoría a la que pertenece realmente la postura. Después de analizar conjuntamente las 114 posturas se llegó a obtener una clasificación consensuada de las mismas.

En la secuencia de movimientos 0° se detectaron 212 posturas (27.04%) en las que la clasificación de la posición de algún miembro había sido incorrecta (espalda, brazos o piernas). Los errores detectados fueron debidos a una incorrecta clasificación de la posición de la espalda en 34 posturas (4.34%), de los brazos en 40 posturas (5.10%) y de las piernas en 164 (20.92%). 26 observaciones presentaban errores en la clasificación de dos miembros. La categoría de riesgo de cada postura fue correctamente clasificada por el sensor en el 88.77% de los casos. Así pues, 88 posturas fueron clasificadas en categorías de riesgo incorrectas. Aunque un miembro pueda ser incorrectamente clasificado la postura puede permanecer en la misma categoría de riesgo. Por ello, aunque 212 posturas presentaban errores en la codificación de la posición de sus miembros, en 124 casos este error no suponía un cambio en la categoría de riesgo de la postura.

Las tablas de contingencia entre las observaciones de los expertos y las llevadas a cabo automáticamente mediante Kinect™ se muestran en la Tabla 1. El *Proportion agreement index* (Po) y el *strength of agreement* expresado mediante el κ de Cohen's se muestra en la Tabla 2.

Tabla 1: Tablas de contingencia de las clasificaciones de las posturas entre Kinect™ y los expertos para cada parte del cuerpo.

		Sensor			
		Derecha	Doblada	Girada	Doblada y girada
Expertos	Espalda				
	Derecha	336	11	1	0
	Doblada	2	217	3	0
	Girada	0	8	118	3
	Doblada y girada	0	0	6	79

		Sensor		
		Ambos bajo los hombros	Uno sobre el hombro	Ambos sobre los hombros
Expertos	Brazos			
	Ambos bajo los hombros	361	7	1
	Uno sobre el hombro	11	195	6
	Ambos sobre los hombros	2	13	188

		Sensor					
		Ambas piernas rectas	Una pierna recta	Ambas rodillas flectadas	Una rodilla flectada	Arrodillado	Caminando
Expertos	Piernas						
	Ambas piernas rectas	273	7	2	0	0	0
	Una pierna recta	5	105	6	0	0	0
	Ambas rodillas flectadas	2	8	91	13	0	0
	Una rodilla flectada	0	2	26	48	0	0
	Arrodillado	93	0	0	0	82	0
	Caminando	0	0	0	0	0	21

		Categoría de riesgo	Sensor			
			1	2	3	4
Expertos	1	340	16	4	1	
	2	10	211	5	0	
	3	2	14	79	2	
	4	3	23	8	66	

Tabla 2: Proportion agreement index (Po) y strength of agreement (κ de Cohen's) mostrando el nivel de acuerdo para cada variable entre las observaciones de los expertos y las llevadas a cabo automáticamente mediante Kinect™

Variable	Po	κ
Espalda	0.96	0.94
Brazos	0.95	0.92
Piernas	0.79	0.72
Riesgo	0.89	0.83

Los resultados obtenidos en todas las secuencias se resumen en la Tabla 3. En la segunda columna se muestra el número total de observaciones obtenidas de cada secuencia. En la tercera el número de observaciones inferidas, es decir, posturas en las que la posición de alguna articulación necesaria para calcular la categoría de riesgo quedaba oculta por lo que se calcula a partir de las posturas precedentes y de la posición del resto de articulaciones. Las siguientes columnas muestran el porcentaje de posturas en cada categoría de riesgo. La última columna ofrece el Estimador de Riesgo OWAS para cada secuencia de posturas.

Tabla 3: Resultados obtenidos en las secuencias de movimientos a diferentes ángulos

Secuencia	Número de observaciones	Observaciones inferidas	Risk 1 %	Risk 2 %	Risk 3%	Risk 4 %	OWAS Risk Estimator
Experts	784	0	46.05	28.83	12.37	12.76	1.92
0°	784	144	45.28	33.67	12.24	8.80	1.85
20°	797	205	46,07	30,38	13,18	10,4	1,88
40°	762	368	46,45	24,14	14,96	14,5	1,97
60°	775	500	40,14	27,62	17,04	15,2	2,07
80°	756	697	33,98	33,32	20,23	12,5	2,11

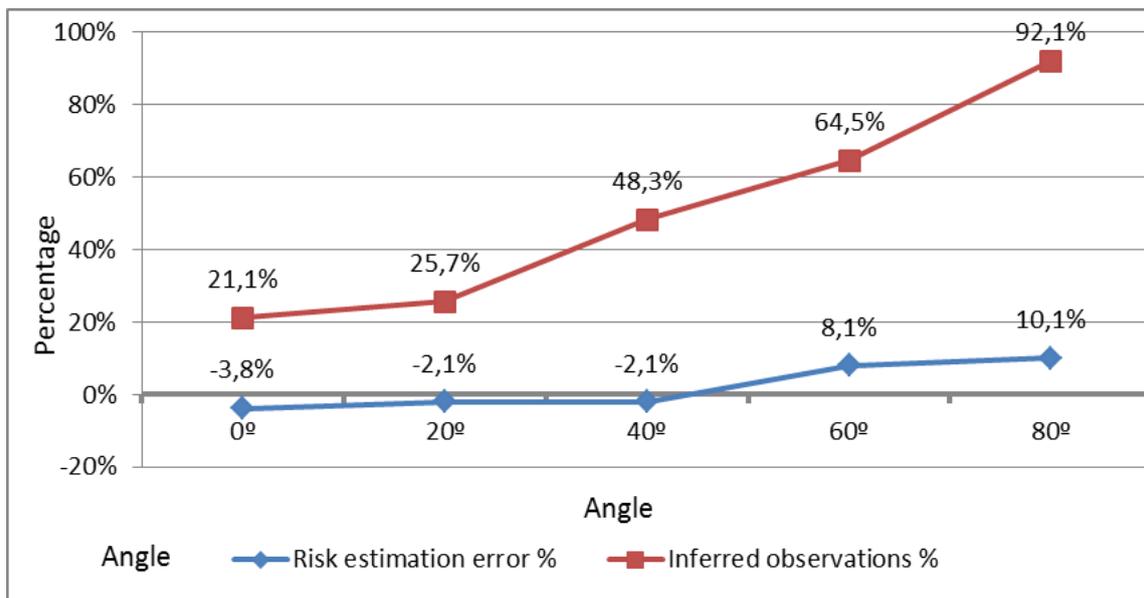
5. Discusión

En este estudio la evaluación postural realizada por expertos es empleada como estándar y comparada con la evaluación automatizada realizada por un sensor de profundidad de bajo coste. Los inter-observer y intra-observer agreements en la aplicación del método OWAS por observadores humanos han sido estudiados en otros trabajos (de Bruijn et al. 1998; Karhu et al. 1977; Kee & Karwowski 2007; Kivi & Mattila 1991; Mattila et al. 1993) y su determinación no era el objetivo de este estudio. El objetivo era determinar el grado de similitud entre las observaciones consensuadas de los evaluadores humanos y las obtenidas mediante Kinect™. Este sensor está optimizado para determinar la posición de las articulaciones cuando el sujeto está situado frente al sensor, por lo que además se trató de determinar cómo afectaba la orientación en los resultados. Para ello, un voluntario realizó una secuencia de posturas 5 veces frente al sensor situado a diferentes ángulos respecto al plano sagital del sujeto (0°, 20°, 40°, 60° y 80°). Aunque se procuró que la duración y la velocidad se mantuvieran constantes, la duración de las secuencias fue ligeramente diferente en cada caso, variando entre 189 y 199 segundos. Esto implicó que el número de observaciones en cada secuencia fuera distinto y que, por lo tanto, las comparaciones entre las diferentes posiciones del sensor puedan verse ligeramente afectadas.

Los resultados muestran que el error en la estimación del riesgo (OWAS Risk Estimator) empleando Kinect™ es inferior a $\pm 4\%$ si el ángulo entre el plano sagital del trabajador y el sensor es inferior o igual a 40°. Al aumentar el ángulo el error crece, llegando a cerca de un 10% cuando el ángulo alcanza los 80°. El riesgo global es ligeramente subestimado cuando

el ángulo es inferior a 40° y sobreestimado cuando el ángulo crece más allá de este valor. Estos resultados son coherentes con el hecho de que el algoritmo de Skeleton Tracking implementado en Kinect™ está optimizado para detectar posturas frontales al sensor (NUI 2013). Esto puede corroborarse en la Figura 3 observando que el porcentaje de casos inferidos aumenta rápidamente a partir de los 20°. Cuando el sujeto observado está de frente al sensor en el 21.1% de las posturas adoptadas algún miembro del cuerpo no es visible desde el punto de vista del sensor, por lo que la posición de estos es inferida. A partir de los 20° este porcentaje crece rápidamente hasta alcanzar el 92.1% cuando el ángulo es de 80°.

Figura 3: Porcentaje de error de estimación del riesgo y posturas inferidas en función del ángulo entre el sensor y el sujeto observado



La comparación de los resultados obtenidos por los evaluadores humanos y el sensor en la secuencia 0° permite concluir existe una elevada *inter-method agreement* en la clasificación de cada postura en categorías de riesgo ($P_o=0.89$, $\kappa=0.83$). Los índices *proportion agreement* en la clasificación de la posición de cada miembro son muy altos en el caso de la espalda ($P_o=0.96$, $\kappa=0.94$) y de los brazos ($P_o=0.95$, $\kappa=0.92$) y menor en el caso de la posición de las piernas ($P_o=0.79$, $\kappa=0.72$). Observando la Tabla 2 puede comprobarse que el sensor encuentra dificultades para determinar que el sujeto observado está arrodillado. El 53.14% de las posturas en las que se encontraba arrodillado la posición de las piernas fue clasificada como "Sobre ambas piernas rectas". Esto es debido a que cuando el sujeto está de frente al sensor, sus pantorrillas quedan ocultas por sus muslos, Por ello, en esta posición el sensor confunde las rodillas con los pies, determinando que el sujeto se encuentra de pie sobre ambas piernas. De forma similar, cuando el sujeto se mantiene sobre una única pierna flexionada la postura es clasificada en un 34.21% de los casos como "Sobre ambas rodillas flectadas".

Aunque 212 posturas presentaban errores en la codificación de la posición de sus miembros, en 124 casos este error no suponía un cambio en la categoría de riesgo de la postura. Por otra parte, un análisis detallado de las posturas mal codificadas permite detectar que muchas de ellas corresponden a posturas en las que el sujeto observado estaba realizando un movimiento que provocaba una transición en la codificación de la posición de un miembro. Por ejemplo, en un movimiento en el que el sujeto levanta el brazo, la codificación de la posición de los brazos cambia cuando el codo alcanza la altura del

hombro. Si la observación es realizada en ese instante existe cierta ambigüedad sobre la codificación de la postura. Puede considerarse que estos errores debidos a las zonas de transición entre categorías de riesgo afectan poco al riesgo global observado dado que tienden a compensarse entre ellos. Por ejemplo, si el error se da en la transición entre una postura con el brazo bajo a otra con el brazo alto, se verá compensado por el error inverso en la transición entre la postura con brazo alto a la postura con el brazo bajo.

De las 224 codificaciones erróneas 72 correspondía a posturas inferidas. Esto implica que el 43.49% de las posturas inferidas son mal codificadas frente al 24.53% de las no inferidas. Es evidente que la probabilidad de error es mayor en las posturas inferidas que en las no inferidas. El porcentaje de posturas inferidas sobre el total de observaciones aumenta con el ángulo formado entre el sujeto y el sensor, motivo que puede provocar el aumento del error al aumentar el ángulo.

El software desarrollado permite al evaluador decidir si las posturas observadas en las que la posición de alguna articulación es inferida serán empleadas en el cálculo o serán desechadas. Para comprobar la conveniencia de utilizar o no las observaciones inferidas en el cálculo del riesgo se repitió el análisis de la secuencia de movimientos 0° desechando las posturas inferidas y comparando los resultados con los cálculos anteriores. Al desechar las posturas inferidas el análisis se realizó sobre las 619 restantes, obteniendo un Estimador de Riesgo OWAS 1.65. Las posturas fueron clasificadas en cada categoría de riesgo de la siguiente forma: Risk 1 (56.06 %), Risk 2 (27.63 %), Risk 3 (11.63 %) and Risk 4 (4.7 %). Así pues, al eliminar del análisis las posturas inferidas se produce una subestimación del riesgo (14.02 %) superior a la obtenida considerando las posturas inferidas. Puede observarse que la distribución de las posturas en los diferentes riesgos cambia, haciendo aumentar notablemente el porcentaje de posturas en la categoría de riesgo 1. Esto es debido a que las restantes categorías de riesgo implican posturas en las que es más probable que exista ocultación de algún miembro del cuerpo, por lo que resultan inferidas por el skeleton tracker.

Aunque los resultados obtenidos son prometedores, existen aspectos del empleo de los sensores de profundidad de bajo coste que es necesario estudiar en el futuro para que puedan ser empleados en entornos reales. Como se ha visto Kinect™ proporciona un skeleton tracking óptimo cuando el sujeto está de frente al sensor o en un intervalo de $\pm 40^\circ$. A partir de este intervalo la fiabilidad de los datos obtenidos disminuye. Esto supone un importante inconveniente en los casos en los que el trabajador observado adopta posturas con una elevada variación de su orientación respecto al sensor. Por otra parte, en entornos reales de trabajo es común la existencia de objetos que oculten parte del cuerpo del trabajador al sensor, lo que impediría una adecuada monitorización de las posturas adoptadas. Algo similar ocurre cuando el trabajador manipula objetos voluminosos que impiden la visibilidad de partes del cuerpo. Este problema podría solventarse con el empleo de varios sensores orientados en diferentes ángulos respecto al sujeto observado. Por otra parte, en este estudio no se ha considerado la posibilidad de que el sujeto esté sentado, ni la detección automática de la carga manipulada por el trabajador. El método OWAS considera la carga en 3 intervalos (menos de 10 kg, entre 10 y 20 kg y más de 20 kg). Sería conveniente la detección automática si la carga manipulada por el sujeto observado es muy variable y cambia de intervalo durante el desarrollo de la tarea.

6. Conclusiones

El análisis llevado a cabo permite considerar que los sensores de profundidad pueden resultar en el futuro una herramienta útil para la recogida de datos en métodos observacionales de evaluación postural. Estos dispositivos permiten la detección automática de las posturas adoptadas con una frecuencia de muestreo muy alta, por lo que la frecuencia y duración del riesgo pueden ser estimadas con gran precisión. Sin embargo, la

aplicación de estos dispositivos en entornos reales de trabajo requerirá de la superación de problemas como la falta de precisión cuando el sujeto observado no está de frente al sensor o cuando alguna parte de su cuerpo queda oculta.

Referencias

- Beek, A. van der & Frings-Dresen, M. (1998). Assessment of mechanical exposure in ergonomic epidemiology. *Occupational environmental medicine*, 55(5), pp.291–299.
- De Bruijn, I., Engels, & van der Gulden, J.W. (1998). A simple method to evaluate the reliability of OWAS observations. *Applied ergonomics*, 29(4), pp.281–3.
- Burdorf, A. et al. (1992). Measurement of trunk bending during work by direct observation and continuous measurement. *Applied Ergonomics*, 23(4), pp.263–267.
- Clark, R. a et al. (2012). Validity of the Microsoft Kinect for assessment of postural control. *Gait & posture*, 36(3), pp.372–7.
- David, G.C. (2005). Ergonomic methods for assessing exposure to risk factors for work-related musculoskeletal disorders. *Occupational medicine (Oxford, England)*, 55(3), pp.190–9.
- Díez de Ulzurrun, M. et al. (2007). *Trastornos músculo-esqueléticos de origen laboral*, Pamplona.
- Dutta, T. (2012). Evaluation of the Kinect™ sensor for 3-D kinematic measurement in the workplace. *Applied ergonomics*, 43(4), pp.645–9.
- Grzybowska, K.(2010). An OWAS-based Analysis of Storekeeper Workloads. *Logistics and Transport*, 1(10), pp.57–64.
- Henry, P. et al. (2012). RGB-D mapping: Using Kinect-style depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments. *The International Journal of Robotics Research*, 31(5), pp.647–663.
- Hignett, S. & McAtamney, L. (2000). Rapid entire body assessment (REBA). *Applied ergonomics*, 31(2), pp.201–5.
- Juul-Kristensen, B. et al. (2001). Assessment of work postures and movements using a video-based observation method and direct technical measurements. *Applied ergonomics*, 32(5), pp.517–24.
- Karhu, O., Kansil, P. & Kourinka, I. (1977). Correcting working postures in industry: a practical method for analysis. *Applied Ergonomics*, 8, pp.199–201.
- Kee, D. & Karwowski, W. (2007). A comparison of three observational techniques for assessing postural loads in industry. *International journal of occupational safety and ergonomics: JOSE*, 13(1), pp.3–14.
- Kee, D. & Karwowski, W. (2001). LUBA: an assessment technique for postural loading on the upper body based on joint motion discomfort and maximum holding time. *Applied ergonomics*, 32(4), pp.357–66.
- Khoshelham, K. & Elberink, S. (2012). Accuracy and resolution of kinect depth data for indoor mapping applications. *Sensors*, 12, pp.1437–1454.
- Kivi, P. & Mattila, M. (1991). Analysis and improvement of work postures in the building industry: application of the computerised OWAS method. *Applied ergonomics*, 22(1), pp.43–8.
- Li, G. & Buckle, P. (1999). Current techniques for assessing physical exposure to work-related musculoskeletal risks, with emphasis on posture-based methods. *Ergonomics*, 42(5), pp.674–695.
- Martin, C.C. et al. (2012). A real-time ergonomic monitoring system using the Microsoft Kinect. *2012 IEEE Systems and Information Engineering Design Symposium*, pp.50–55.
- Mattila, M., Karwowski, W. & Vilki, M. (1993). Analysis of working postures in hammering tasks on building construction sites using the computerized OWAS method. *Applied ergonomics*, 24(6), pp.405–12.

- Mattila, M. & Vilki, M. (1999). OWAS Methods. In W. Karwowski & W. Marras, eds. *The Occupational Ergonomics Handbook*. Boca Raton: CRC Press, pp. 447–459.
- McAtamney, L. & Corlett, E.N. (1993). RULA: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders. *Applied ergonomics*, 24(2), pp.91–9.
- NUI (2013). Natural User Interface for Kinect for Windows. *Microsoft Developer Network*. Available at: <http://msdn.microsoft.com/en-us/library/hh855352.aspx>.
- Paquet, V.L., Punnett, L. & Buchholz, B. (2001). Validity of fixed-interval observations for postural assessment in construction work. *Applied ergonomics*, 32(3), pp.215–24.
- Pinzke, S. & Kopp, L. (2001). Marker-less systems for tracking working postures--results from two experiments. *Applied ergonomics*, 32(5), pp.461–71.
- Raptis, M., Kirovski, D. & Hoppe, H. (2011). Real-time classification of dance gestures from skeleton animation. In *SCA 2011: ACM SIGGRAPH/Euro-graphics Symposium on Computer Animation*. pp. 147–56.
- Spielholz, P. et al. (2001). Comparison of self-report, video observation and direct measurement methods for upper extremity musculoskeletal disorder physical risk factors. *Ergonomics*, 44(6), pp.588–613.
- Trask, C. & Mathiassen, S. (2012). Data collection costs in industrial environments for three occupational posture exposure assessment methods. *BMC medical research methodology*, 12, p.89.
- Wells, R. et al. (1997). Assessment of physical work load in epidemiologic studies: common measurement metrics for exposure assessment. *Ergonomics*, 37(6), pp.979–88.