|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | | **FACULTAD DE INGENIERÍA**  **MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE SISTEMAS Y COMPUTACIÓN** | |
| **TRABAJO DE GRADO – PROPUESTA DE PROYECTO – PZ-20XX-1-XX** | | | |
| **TÍTULO DEL PROYECTO** | **Identificación de xxx a partir del uso de CCTV** | | |
| **DATOS DEL ESTUDIANTE** | **Ronald Fernando Rodríguez Barbosa** | **CORREO ELECTRÓNICO** | [rfernandorodriguez@javeriana.edu.co](mailto:rfernandorodriguez@javeriana.edu.co) |
| CC: 80’927.833 | [ronaldraxon@gmail.com](mailto:ronaldraxon@gmail.com) |
| **DIRECTOR DE TRABAJO DE GRADO**  **ASESOR (OPCIONAL)** | Ing. Enrique González PhD | **MODALIDAD** | Investigación |
| [egonzal@javeriana.edu.co](mailto:egonzal@javeriana.edu.co) | **ÁREA DE ÉNFASIS** | Sistemas Inteligentes |
|  | **GRUPO Y LÍNEA DE INVESTIGACIÓN** | XXXX - XXXX |
|  | Sub-línea – Sistemas Inteligentes |

|  |  |
| --- | --- |
| **OBJETIVOS** | **OBJETIVO GENERAL**  Diseñar y construir un sistema de detección de hábitos y anomalías en las actividades de personas que trabajan en ambientes cerrados de oficina, a partir del procesamiento de imágenes de video del entorno laboral capturadas por sistemas CCTV, permitiendo la identificación factores de riesgo de trastornos mentales en los trabajadores.  **OBJETIVOS ESPECÍFICOS**   1. Analizar, a partir del estado del arte, los factores de riesgo de trastornos menta las técnicas actuales de identificación de hábitos y anomalías emocionales en los trabajadores, evaluando su aplicabilidad para el contexto de sistemas CCTV instalados en recintos cerrados. 2. Diseñar sistema de reconocimiento, c**lasificación de bajo nivel y alto nivel** hábitos relacionados a partir del empleo de imágenes pre-procesadas provenientes de múltiples cámaras, para la identificación de actividades inusuales a través del uso de estrategias cooperativas y técnicas de reconocimiento de patrones. 3. Ejecutar la prueba de concepto dentro del contexto de ambientes cerrados de oficina para evaluar el desempeño, la precisión y usabilidad del sistema propuesto, a través de su implementación parcial en un sistema CCTV. |

|  |  |
| --- | --- |
| **PROBLEMA**  **DE**  **INVESTIGACIÓN**  **O**  **APLICACIÓN** | Existen diversas características en trabajo que pueden influir sobre la salud de las personas. A dichas características, se les conoce como factores de riesgo y son definidas como las posibles causas o condiciones que pueden ser responsables de la enfermedad, lesión o daño (George Kazantzis 2019). Adicionalmente, la resolución colombiana 2646 de 2008 (MinProtSocial 2008) agrega la definición de factores de riesgo psicosociales como las condiciones cuya identificación y evaluación muestre efectos negativos en la salud de los trabajadores o en el trabajo.  Los factores de riesgo en el ámbito laboral se pueden evidenciar de manera física representado en casos de ergonomía, movimientos repetidos de manos o brazos, posturas prolongadas e incómodas que pueden producir cansancio o dolor y son conocidos como desórdenes musculo esqueléticos (Ordóñez 2016). Los trastornos o desordenes musculo esqueléticos son las principales lesiones ocupacionales que representaron el 31% (356,910 casos) del total de casos de lesiones ocupacionales no fatales en los Estados Unidos durante el 2015 (U.S.B.L.S. 2012) y en Colombia, el ministerio de salud de reporta un total de 134.744 casos de enfermedades calificadas como laborales durante el 2018 de las cuales existe confirmación de 10.410 casos en diferentes actividades económicas como administración pública, comercio, hoteles y restaurantes, servicios domésticos, entre otros (MinSalud 2018).Adicionalmente, se presentan casos en los que las condiciones laborales y trabajos por turnos generan factores de riesgo relacionados con la obesidad y el sedentarismo (Morales D. Diana 2014); el estrés, la depresión y otros efectos relacionados con condiciones laborales que afectan la salud mental. Según el observatorio nacional de salud mental del Ministerio de Salud, en el país se registró durante el 2017 un total de 1.078 casos de casos críticos de salud mental por exposición a factores de riesgo ocupacional, de los cuales 165 casos ocurrieron en la ciudad de Bogotá (MinSalud 2019).  Ante la problemática anterior, existen alternativas para el manejo de factores riesgo a nivel físico en las empresas que parten desde actividades de reflexión de buenos hábitos (Colmenares 2018) hasta controles de carga y estrés en las extremidades y otras partes del cuerpo a partir de sensores (Reid, Schall et al. 2017) (Page 2015) siendo estas últimas las más precisas en el diagnóstico de desórdenes musculo esqueléticos, pero con implicaciones de costo, confidencialidad y utilidad (Schall, Sesek et al. 2018). Por otra parte,  Dentro de los dominios de aplicación del Smart Surveillance, la detección de actividades humanas ha cobrado gran relevancia dentro de la comunidad científica. Según Cristiani, la identificación de actividades humanas se ejecuta en un proceso de 2 etapas [CRIS2012]. La etapa de bajo nivel permite la detección de personas y la generación de descriptores a partir de métodos de pre-procesamiento y clasificación. A partir de la información proporcionada por el módulo de bajo nivel, la etapa de alto nivel realiza la identificación de actividades a partir de técnicas de reconocimiento de patrones o métodos de análisis espacial y temporal de las imágenes [CRIS2012]. Si bien se han propuesto soluciones desde hace más de 15 años, por ejemplo, el sistema de detección de eventos desarrollado por Fuentes et al [FUE2004], estas alternativas solo permiten la detección de un set pequeño de actividades. Más recientemente, Tung [TUN2011] y Suriani [SUR2013] reportaron mejores resultados por medio del desarrollo de módulos de alto nivel a partir de algoritmos de seguimiento de trayectoria, y clasificadores de tipo SVM y modelos probabilísticos. Por su parte, Chaquet contempla el reconocimiento de actividades a partir de la identificación de poses por medio de la extracción de siluetas [CHA2013].  La detección de actividades inusuales requiere un alto conocimiento del dominio. Por ejemplo, una acción sospechosa en un estadio de futbol es distinta a una acción sospechosaen una oficina o en un salón de reuniones. Aunque por naturaleza los sistemas CCTV permiten el manejo de múltiples cámaras, no se encuentran muchos trabajos que exploten esta característica. Algunos trabajos como el de Weinland et al [WEIN2006] y Kooij et al [KOO2016] utilizan múltiples cámaras para realizar una reconstrucción tridimensional de la escena y generar descriptores de mayor nivel. Sin embargo, estos trabajos se limitan al monitoreo de una escena y la mayoría de ellos propone un modelo centralizado para el manejo de los datos.  El problema informático que atacará este proyecto de investigación es la identificación de actividades inusuales a partir de técnicas de inteligencia artificial. La identificación automática de actividades inusuales será el punto de partida para la creación de ayudas tecnológicas basadas en los sistemas Smart CCTV, que generen la prevención de factores de riesgos en las oficinas. El objetivo de estas ayudas tecnológicas es propender al bienestar de los trabajadores, reduciendo el padecimiento de trastornos como el síndrome de desgaste ocupacional.  El enfoque del proyecto de investigación se centrará en el desarrollo y la implementación de técnicas de alto nivel para la identificación de actividades inusuales. La selección del enfoque se realiza de acuerdo al área de énfasis y al conocimiento previo del estudiante y del profesor asesor. La etapa de bajo nivel se implementará con ayuda de librerías existentes en frameworks de procesamiento de imágenes. El alcance del proyecto se limita a sistemas CCTV instalados en recintos cerrados, debido a sus cámaras permiten obtener una mayor definición de la escena y un ambiente controlado de iluminación. El paradigma que se utilizará en el diseño del modelo corresponderá al desarrollo de sistemas basados en agentes racionales, generando un grado de novedad al manejar e integrar múltiples cámaras con un enfoque distribuido y el uso de estrategias colaborativas entre los agentes. El caso de estudio definido para el desarrollo del proyecto de investigación es el CCTV instalado en el parqueadero de Clínica Pediátrica en la ciudad de Bogotá. Este caso de referencia se selecciona debido a su afinidad con la problemática propuesta y a la facilidad del investigador para acceder a los datos del sistema de seguridad. Como empresa aliada del proyecto vector itc group. |

|  |  |
| --- | --- |
| **METODOLOGÍA** | |
| **DESCRIPCIÓN GENERAL** | El sistema para la identificación de actividades inusuales se desarrollará en 3 fases principales:  Investigación y análisis  Diseño, implementación y ajustes  Evaluación y prueba de concepto |
| **FASE 1**    **INVESTIGACIÓN**  **Y ANÁLISIS** |  |
| **FASE 2**    **DISEÑO Y DESARROLLO** |  |
| **FASE 3**    **PRUEBA DE CONCEPTO** |  |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **RESULTADOS ESPERADOS** | | |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **CRONOGRAMA** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|  | **Semanas** | **1** | **2** | **3** | **4** | **5** | **6** | **7** | **8** | **9** | **10** | **11** | **12** | **13** | **14** | **15** | **16** | **17** | **18** |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

|  |  |
| --- | --- |
| **IMPACTOS POTENCIALES** | |
| **DESARROLLO CIENTÍFICO Y TECNOLÓGICO** |  |
|  |
| **IMPACTO Y PROYECCIÓN EN LA SOCIEDAD** |  |
|  |
| **ASPECTOS ÉTICOS Y AMBIENTALES** |  |
|  |

|  |  |
| --- | --- |
| **PROSPECTIVA DE INNOVACIÓN** | |
| **POTENCIAL DE INNOVACIÓN** |  |
| **PROPIEDAD INTELECTUAL** |  |

|  |
| --- |
| **BIBLIOGRAFÍA** |
|  |

Los patrones de exposición al estrés físico a menudo son difíciles de medir, y las métricas de variación y las técnicas para identificarlos están poco desarrolladas en la práctica de la ergonomía ocupacional. La visión por computadora se ha utilizado anteriormente para evaluar las tareas de movimiento repetitivo para el nivel de actividad de la mano (HAL) utilizando videos 2D convencionales. El enfoque se hizo práctico relajando la necesidad de alta precisión y adoptando un enfoque semiautomático para medir las características espaciotemporales de la tarea repetitiva (Greene, 2017).

El análisis de sentimientos tiene como objetivo descubrir automáticamente la actitud subyacente que mantenemos hacia una entidad. La agregación de estos sentimientos sobre una población representa un sondeo de opinión y tiene numerosas aplicaciones. El análisis actual de sentimientos basado en texto se basa en la construcción de diccionarios y el aprendizaje automático. Modelos que aprenden el sentimiento de grandes corpora de texto. En la actualidad, el análisis de sentimientos del texto se usa ampliamente para la evaluación de la satisfacción del cliente y el análisis de la percepción de la marca, entre otros. Con la proliferación de las redes sociales, el análisis de sentimiento multimodal está preparado para brindar nuevas oportunidades con la llegada de flujos de datos complementarios para mejorar y ir más allá del análisis de sentimiento basado en texto. Dado que el sentimiento se puede detectar a través de los rastros afectivos que deja, como las presentaciones faciales y vocales, el análisis multimodal de sentimientos ofrece vías prometedoras para analizar las expresiones faciales y vocales, además de la transcripción o texto (Soleymani et al., 2017).

Los trabajadores residenciales de atención a grupos pueden reconocer la existencia de depresión entre los niños bajo su cuidado. La presentación externa de la salud mental parece ser reconocida más fácilmente por los trabajadores y también están más seguros de identificar el problema de salud mental cuando se acompaña de externalización, en comparación con las conductas internalizadas (Winsor, 2016)

A pesar de los importantes avances recientes en genética molecular y neurociencia, las evaluaciones de comportamiento basadas en observaciones clínicas siguen siendo el estándar de oro para la detección, diagnóstico y evaluación de resultados en trastornos del desarrollo neurológico, incluido el trastorno del espectro autista. Dichas calificaciones de comportamiento son subjetivas, requieren una experiencia y capacitación clínicas significativas, por lo general no capturan datos de los niños en sus entornos naturales, como hogares o escuelas, y no son escalables para la evaluación de grandes poblaciones, comunidades de bajos ingresos o monitoreo longitudinal, todo de los cuales son críticos para la evaluación de resultados en estudios de varios sitios y para comprender y evaluar los síntomas en la población general (Sapiro et al., 2018).

Los humanos usan expresiones faciales para mostrar sus estados emocionales. Sin embargo, el reconocimiento de la expresión facial sigue siendo un problema desafiante e interesante en la visión por computadora. En este artículo presentamos nuestro enfoque, que es la extensión de nuestro trabajo anterior para el reconocimiento de emociones faciales. El objetivo de este trabajo es clasificar cada imagen en una de seis clases de emociones faciales (Kumar Jain, 2019)

Teniendo en cuenta que muchos trabajadores de la construcción sufren un estrés excesivo que afecta negativamente su seguridad y salud, el reconocimiento temprano del estrés es un paso esencial hacia la gestión del estrés. En este sentido, se ha aplicado ampliamente un electroencefalograma (EEG) para evaluar el estrés de los individuos mediante el análisis de las ondas cerebrales en los dominios clínicos. Con los avances recientes en dispositivos EEG portátiles, la capacidad de EEG puede extenderse a los trabajadores de campo, en particular evaluando de manera no invasiva el estrés de los trabajadores de la construcción (Jebelli, 2018).

Las redes neuronales profundas (DNN) superan a los modelos tradicionales en numerosas misiones de reconocimiento óptico que contienen el Reconocimiento de Expresión Facial (FER), que es un proceso imperativo en la Interacción Humano-Máquina (HMI) de próxima generación para la práctica clínica y la descripción del comportamiento. Los métodos FER existentes no tienen una alta precisión y no son lo suficientemente prácticos en aplicaciones en tiempo real. Este trabajo propone un método de red neuronal de convolución híbrida recurrente para FER en imágenes (Jain et al., 2018).

Los resultados obtenidos a partir de simulaciones experimentales indican que el sistema propuesto es capaz de clasificar correctamente diferentes tipos de clases de comportamiento del Desorden Obsesivo Compulsivo simulado el 75% del tiempo, y las clasificaciones erróneas se producen casi exclusivamente cuando dos grupos de comportamientos parecen ser muy similares. Sobre la base de esta información, el sistema propuesto puede asignar un nivel aproximado de ansiedad conductual a los comportamientos compulsivos que cumplen con la aprobación de un profesional de la salud mental.   
Estos sistemas ayudan a los profesionales de la salud mental (Cameron, 2018).

Los multimedia visuales se han convertido en una parte inseparable de nuestra vida social digital, y a menudo capturan momentos vinculados con afectos profundos. Las herramientas automatizadas de análisis de sentimientos visuales pueden proporcionar un medio para extraer los sentimientos ricos y las disposiciones latentes incluidas en estos medios. En este trabajo, exploramos cómo las redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés), una herramienta de aprendizaje automático computacional ahora de facto, particularmente en el área de la Visión por Computador, pueden aplicarse específicamente a la tarea de la predicción del sentimiento visual (Campos et al., 2017).

En este documento, se propone un marco de análisis de datos afectivo multimodal para extraer la opinión y las emociones de los usuarios del contenido del video. En particular, el aprendizaje de kernel múltiple se utiliza para combinar las modalidades visuales, de audio y textuales. El marco propuesto supera el modelo de vanguardia en la investigación de análisis de sentimiento multimodal con un margen de 10 a 13% y 3 a 5% de precisión en detección de polaridad y reconocimiento de emociones, respectivamente. El documento también propone un estudio extenso sobre la fusión a nivel de decisión (Poria et al., 2016).

Este documento describe ClowdFlows, un flujo de trabajo científico basado en la nube. plataforma, y ​​sus extensiones que permiten el análisis de flujos de datos y el aprendizaje activo. Además, al utilizar los datos y el flujo de trabajo compartidos en ClowdFlows, el etiquetado de Se pueden distribuir ejemplos a través del crowdsourcing. Las características avanzadas de ClowdFlows se demuestran en un caso de uso de análisis de sentimiento, utilizando el aprendizaje activo con un lineal Máquina de vectores de soporte para aprender los modelos de clasificación de sentimientos a aplicar flujos de datos de microblogging (Kranjc, et al., 2014)

(c) algunas emociones pueden ser mejor reconocidas en base al habla patrones en lugar de patrones visuales, y (d) la integración ponderada del sistema de **reconocimiento de emociones multimodal optimizado con estas observaciones** puede lograr una tasa de reconocimiento de hasta 97.00% en pruebas de diálogo en vivo con un robot humanoide (Perez-Gaspar, et al., 2016).

La multimodalidad se define por la presencia de más de una modalidad o canal, por ejemplo, visual, audio, texto, gestos y medidor de ojos. En este documento, nos centramos principalmente en el uso de información de audio, visual y de texto para el análisis de efectos multimodales, ya que alrededor del 90% de la literatura relevante parece cubrir estas tres modalidades. (Poria et al., 2017)

La evaluación del estrés en el lugar de trabajo se ha centrado en sus aspectos ambientales, psicológicos y biológicos. Los trabajadores de VDT experimentan una mayor respuesta subjetiva al estrés que los “trabajadores de oficina” y confirman las diferencias de género en la experiencia de estrés. (Tomei et al., 2006)

En este trabajo, diseñamos una canalización de reconocimiento para reconocer las actividades diarias mediante productos electrónicos portátiles popularizados comercialmente. A su vez, utilizamos actividades predichas para aprender un modelo de regresión capaz de evaluar el estado de ánimo del usuario (Zhu et al.,2016)

Nuevo enfoque para predecir el Inventario de Depresión de Beck. Los resultados experimentales muestran que nuestro enfoque propuesto mejora significativamente el rendimiento de la predicción de la depresión. El marco propuesto está diseñado de manera continua, con el objetivo de capturar tanto la apariencia facial como la dinámica (Zhu et al., 2018).

Presentamos un método para el análisis automatizado de las señales faciales de los videos como una herramienta potencial para detectar el estrés y el aburrimiento de los jugadores que se comportan naturalmente mientras juegan. La visión artificial se utiliza para extraer de forma automática y discreta 7 rasgos faciales destinados a detectar la actividad de un conjunto de músculos faciales. Las características se basan principalmente en la distancia euclidiana de puntos de referencia faciales y no dependen de las expresiones faciales predefinidas, la capacitación de un modelo o el uso de estándares faciales (Bevilacqua et al., 2018)

Modelado de rostro .También discuto cómo estos resultados están impulsando la investigación en visión computacional para diseñar sistemas informáticos que sean tan precisos, sólidos y eficientes como los humanos. (Martinez, 2017)

Estimación de la pose humana y reconocimiento de gestos y emociones (Abbas et al., 2017)

Investigar las características generales de los trabajadores con terminal de visualización de video (VDT) con dolor en las extremidades inferiores, identificar los factores de riesgo del dolor en las extremidades inferiores relacionados con el trabajo y examinar la relación entre el estrés laboral y la calidad de vida relacionada con la salud. (Choi et al., 2018)

Reconocimiento óptico por computadora de las expresiones faciales asociadas con el estrés inducido por las demandas de rendimiento. En consecuencia, los resultados preliminares sugieren que un algoritmo de OCR que utiliza las regiones de la boca y la ceja tiene el potencial de discriminar los episodios de alto rendimiento de estrés bajo en el 75–88% de los sujetos (Dinges et al., 2005)

Emociones negativas discretas y Conducta de trabajo contraproducente como Ira, Aburrimiento, Ansiedad, Tristeza (Bauer y Spector, 2015)

Hemos presentado un modelo neuronal inspirado en la biología para la percepción de la forma del lenguaje corporal emocional. Cuando se le presenta una imagen que muestra una expresión del lenguaje corporal emocional, el modelo puede asignarlo a una de las siete categorías emocionales (las seis emociones básicas + neutral). (Schindler et al., 2008)

Evaluando el estado emocional de un usuario usando una cámara web (Magdin et al., 2016)

Durante la última década, se ha puesto mucho énfasis en el uso del reconocimiento de expresión facial (FER) para extraer la emoción de las expresiones faciales. Se propone un svm (Holder y Tapamo, 2017)

Este documento presentó una breve revisión de los enfoques FER (Chul Ko, 2018)

En segundo lugar, demostramos que las redes neuronales profundas predecían con precisión emociones agradables, sensores portátiles y cuestionarios (Kajiwara et al.,2019).

Este artículo presenta un sistema de sensores múltiples que consta de 5 sensores RGB-D(kinect) que detectan y rastrea la ubicación de los ocupantes en un aula preescolar y calculan una medida del nivel de actividad y la proximidad entre individuos, un índice de funcionamiento social (Walczak et al.,2018)

COLMENARES PEDRAZA, J.A. and HERRERA MEDINA, R., 2018. Prevalencia de actividad física y beneficios y barreras en trabajadores de Villavicencio, Colombia. *Revista de la Universidad Industrial de Santander. Salud,* **50**(1), pp. 37-45.

GEORGE KAZANTZIS, February 21, 2019-last update, Occupational disease. Available: <https://www.britannica.com/science/occupational-disease> [March 25, 2019].

MINPROTSOCIAL, July 23, 2008-last update, Resolución 2646 de 2008. Available: <https://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/normas/Norma1.jsp?i=31607> [March 25, 2019].

MINSALUD, 2019-last update, Observatorio Nacional de Salud Mental. Available: <http://onsaludmental.minsalud.gov.co/Paginas/Inicio.aspx> [March 20, 2019].

MINSALUD, 2018-last update, Indicadores de riesgos laborales. Available: <https://www.minsalud.gov.co/proteccionsocial/RiesgosLaborales/Paginas/indicadores.aspx> [March 20, 2018].

MORALES D. DIANA, 2014. *Trabajo por turnos y presencia de obesidad en los trabajadores: Una revisión sistemática exploratoria.*

ORDÓÑEZ, C.A., 2016. Desórdenes músculo esqueléticos relacionados con el trabajo. *Revista Colombiana de Salud Ocupacional,* **Vol. 6**(Num. 1),.

PAGE, T., 2015. *A forecast of the adoption of  
wearable technology.* Loughborough University Institutional Repository.

REID, C.R., SCHALL, M.C., AMICK, R.Z., SCHIFFMAN, J.M., LU, M., SMETS, M., MOSES, H.R. and PORTO, R., 2017. Wearable Technologies: How Will We Overcome Barriers to Enhance Worker Performance, Health, And Safety? *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting,* **61**(1), pp. 1026-1030.

SCHALL, M.C., SESEK, R.F. and CAVUOTO, L.A., 2018. Barriers to the Adoption of Wearable Sensors in the Workplace: A Survey of Occupational Safety and Health Professionals. *Human Factors: The Journal of Human Factors and Ergonomics Society,* **60**(3), pp. 351-362.

U.S.B.L.S., 2012. *Nonfatal Occupational Injuries and Illnesses Requiring Days Away from Work, 2011;2012 ASI 6844-8;USDL 12-2204.*