

VALUTAZIONE DELL'ATTIVITÀ DI SOLLEVAMENTO UTILIZZANDO LE CARATTERISTICHE ESTRATTE DA SENSORI INDOSSABILI



■ Varrecchia Tiwana¹, Dott. Ranavolo Alberto², Rotriquenz Giovanna³, Draicchio Francesco⁴

¹ Dottoranda presso il Dipartimento di Ingegneria, Università Roma TRE, Via Vito Volterra 62, 00146 Rome, Italy

² Department of Occupational and Environmental Medicine, Epidemiology and Hygiene, INAIL, Via Fontana Candida 1, 00078 Monte Porzio Catone, Rome, Italy)

³ ASL di Caserta, Caserta, Italy

⁴ Department of Occupational and Environmental Medicine, Epidemiology and Hygiene, INAIL, Via Fontana Candida 1, 00078 Monte Porzio Catone, Rome, Italy

■ **KEYWORD:** work-related low-back disorders (WLBD), biomechanical risk, inertial measurement units (IMUs), Wi-Fi transmission surface electromyograph (sEMG)

ABSTRACT

The manual lifting tasks, which occur in the vast majority of workplaces can cause work-related low-back disorders (WLBDs), that are the most common musculoskeletal problems. Recently, to identify the relationship between WLBDs and risk factors, wearable monitoring devices-based biomechanical risk assessments have been proposed. The purpose of this study is to characterize from a biomechanical point of view, using wearable devices other lifting conditions to define, in the future, a risk classification tool that can be applied in each lifting condition. To do this, we recorded electromyographic data of workers during lifting tasks designed to have a growing lifting index (LI=1, 2 and 3) by means of revised NIOSH lifting equation. Each lifting condition (LI=1 or LI=2 or LI=3) was obtained in three different ways modifying the asymmetry angle. We acquired data by using Wi-Fi transmission surface electromyograph (sEMG). From the sEMG signals, analyses of time and frequency domains were performed within the lifting cycle to extract maximum value, the average rectified value, the mean frequency defined as the gravity center frequency of the power spectrum of the signal. The results show that these sEMG data grew significantly with the LI and that all the lifting condition pairs are discriminated. We will test whether machine-learning techniques used for mapping features extracted from wearable sensors on LI levels can improve the biomechanical risk estimation during these tasks. These findings suggest the use of kinematic and sEMG features to assess biomechanical risk associated with work activities can be integrated with methods already used for biomechanical risk assessment.

INTRODUZIONE E OBIETTIVI

Le attività di sollevamento manuale, che si verificano nella maggior parte dei luoghi di lavoro (Becker, 2001), possono causare disturbi alla schiena correlati al lavoro (WLBDs) (Le et al., 2017a, 2017b; Waters et al., 2011; Marras et al. 2010; NIOSH, 1981), che sono i problemi muscoloscheletrici più comuni e più costosi rappresentando il 26-50% del numero totale dei casi di disturbi muscoloscheletrici occupazionali (INAIL, 2011; Kim et al., 2010).

Questi disturbi possono manifestarsi quando il carico spinale eccede la tolleranza dei tessuti e possono essere causati da un trauma diretto, da uno sforzo singolo, o da sforzi multipli (McGill, 1999; Norman et al., 1998).

Per ridurre il rischio di WLBDs durante le attività di sollevamento manuale dei carichi, diversi metodi sono stati proposti per identificare lavori con un elevato rischio di LBD e per identificare l'efficacia di interventi ergonomici (Waters et al., 1994).

Tra questi metodi usati, la "Revised National Institute for Occupational Safety and Health (NIOSH) Lifting Equation (RNLE)" (Waters et al., 1994, 1993) che permette di stimare lo stress fisico associato alle atti-

vità di sollevamento, è molto diffusa in ambiente lavorativo per prevenire e ridurre l'occorrenza di LBDs. La RNLE composta da 1 equazioni che definisce il così chiamato "Lifting Index (LI)" basato su il "Recommended Weight Limit (RWL)" e il peso che viene effettivamente sollevato dal lavoratore.

Il LI è considerato un buon indicatore di rischio di WLBDs causati da attività di sollevamento (Waters et al., 2011; Waters et al., 1999).

Tuttavia la RNLE, ha alcune debolezze, dovute all'equazione e alla restrizione dei parametri (Marras et al. 1999, Dempsey, 2002, Lavender et al., 2009; Elfeituri and Taboun, 2002; Dempsey and Fathallah, 1999). Per superare queste restrizioni bisogna passare da un approccio semi-quantitativo ad un approccio quantitativo per valutare il rischio associato alle attività di sollevamento. In questo scenario, recentemente, per identificare la relazione tra WLBD e fattori di rischio, sono state proposte valutazioni di rischio biomeccanico basate su dispositivi di monitoraggio indossabili e su tecniche di machine learning (Ranavolo et al. 2017; Ranavolo et al. 2018a; Varrecchia et al. 2018; Alberto et al. 2018; Ranavolo et al. 2018b).

Lo scopo di questo studio è di caratterizzare da un

| Task | LC (kg) | H (cm) | HM | V (cm) | VM | D (cm) | DM | A (°) | AM | F (lift/min) | FM | C | CM | L (kg) | RWL | LI |
|------|---------|--------|------|--------|-------|--------|-------|-------|------|--------------|----|------|----|--------|-------|----|
| A | 23 | 32 | 0.78 | 76 | 0.997 | 24 | 1 | 0 | 1 | ≤2 | 1 | good | 1 | 17.88 | 17.89 | 1 |
| B | 23 | 32 | 0.78 | 76 | 0.997 | 24 | 1 | 60 | 0.81 | ≤2 | 1 | good | 1 | 14.49 | 14.49 | 1 |
| C | 23 | 32 | 0.78 | 76 | 0.997 | 24 | 1 | 90 | 0.71 | ≤2 | 1 | good | 1 | 12.70 | 12.70 | 1 |
| | | | | | | | | | | | | | | | | |
| D | 23 | 50 | 0.5 | 76 | 0.997 | 24 | 1 | 0 | 1 | ≤2 | 1 | good | 1 | 22.93 | 11.47 | 2 |
| E | 23 | 50 | 0.5 | 76 | 0.997 | 24 | 1 | 60 | 0.81 | ≤2 | 1 | good | 1 | 18.57 | 9.29 | 2 |
| F | 23 | 50 | 0.5 | 76 | 0.997 | 24 | 1 | 90 | 0.71 | ≤2 | 1 | good | 1 | 16.28 | 8.14 | 2 |
| | | | | | | | | | | | | | | | | |
| G | 23 | 60 | 0.42 | 31 | 0.868 | 69 | 0.885 | 0 | 1 | ≤2 | 1 | good | 1 | 22.26 | 7.42 | 3 |
| H | 23 | 60 | 0.42 | 31 | 0.868 | 69 | 0.885 | 60 | 0.81 | ≤2 | 1 | good | 1 | 18.03 | 6.01 | 3 |
| I | 23 | 60 | 0.42 | 31 | 0.868 | 69 | 0.885 | 90 | 0.71 | ≤2 | 1 | good | 1 | 15.81 | 5.27 | 3 |

Tabella 1 - Per ogni task (A, B, C, D, E, F, G, H, I), sono riportati i valori del protocollo NIOSH (per maggiori dettagli vedere il testo).

punto di vista biomeccanico, utilizzando dispositivi indossabili (sonde per il prelievo del segnale mioelettrico superficiale del muscolo) altre condizioni di sollevamento per definire in futuro un tool per la classificazione del rischio da poter applicare in ogni condizione di sollevamento.

MATERIALI E METODI

2.1 Soggetti

Cinque soggetti maschi (età media = 27.50 ± 5.63 anni, body mass index = 25.00 ± 2.57 kg/m²) sono stati reclutati nello studio. I soggetti non avevano storie di disturbi muscoloscheletrici, chirurgia deli arti o del tronco, disturbi neurologici o ortopedici, dolori alla schiena. Il consenso secondo la dichiarazione di Helsinki è stato firmato da ogni soggetto.

2.2 RegISTRAZIONI

Un sistema optoelettronico (SMART-DX 6000 System, BTS, Milan, Italy) composto da 8 telecamere ad infrarosso (340 Hz frequenza di campionamento) è stato utilizzato per la detezione di un marcatore sferico riflettente posto sul carico. Un sistema di elettromiografica di superficie (sEMG) a trasmissione Wi-Fi (FreeEMG300 System, BTS) è stato utilizzato per registrare bilateralmente i segnali mioelettrici dell'attività muscolare di 2 muscoli del tronco: un muscolo estensore (erector spinae longissimus (ESL) ed un flessore (rectus abdominis superior (RAS)).

Dopo la preparazione della pelle le sonde di prelievo superficiale sono state posizionate usando elettrodi superficiali (2-cm di diametro; H124SG Kendall ARBO, Tyco Healthcare, Neustadt/Donau, Germany) preparati con gel elettro-conduttivo in accordo con le "European Recommendations for Surface Electromyography" (Hermens et al., 2000) e l' "Atlas of Muscle Innervation Zones" (Barbero et al., 2012).

2.3 Procedura Sperimentale

La procedura di calibrazione del sistema è stata eseguita. Prima di iniziare la sessione sperimentale i soggetti hanno eseguito prove per familiarizzare con l'esperimento.

I soggetti hanno eseguito 2 esercizi specifici (Vera-Garcia et al., 2010) per registrare l'attività musco-

lare associata alla massima contrazione muscolare (iMVCs) per entrambi i muscoli registrati (Hermens et al., 2000). I soggetti hanno eseguito le attività di sollevamento stando in posizione neutrale (Varrecchia et al. 2018) e sollevando un carico con entrambe le mani secondo quanto riportato in **Tabella 1**.

I compiti di sollevamento sono stati scelti per avere 3 diversi valori di LI (1,2 e 3) considerando diversi gradi di asimmetria (0°, 60° e 90°) in accordo con la RNLE:

$$=$$

dove L è il peso del carico sollevato e RWL è il peso limite raccomandato definito dal protocollo NIOSH come il prodotto dei diversi moltiplicatori (Waters et al., 1994): LC è il peso costante di 23kg; HM, VM, DM, AM, FM e CM sono i moltiplicatori calcolati, rispettivamente, a partire dalla distanza orizzontale dal carico (H), dalla distanza verticale (V), dalla distanza della posizione iniziale e quella finale (D), dall'asimmetria del movimento (A), dalla frequenza di sollevamento (F) e dall'accoppiamento delle mani con il carico (C, vedere **Tabella 1**).

Ogni soggetto ha eseguito ogni condizione di sollevamento 3 volte per un totale di 27 prove. Le diverse prove sono state assegnate randomicamente.

2.4 Definizione del ciclo di sollevamento

Dopo l'acquisizione dei dati, essi sono stati processati usando i software Smart Analyzer (BTS) e Matlab (version 8.0.0.783; MathWorks, Natick, MA, USA). La posizione e la velocità del marcatore posizionato sulla cassetta sono state utilizzate per definire il ciclo di sollevamento (Ranavolo et al. 2017).

2.5 Elaborazione dei dati sEMG

I segnali elettromiografici registrati durante le attività di sollevamento e durante le iMVCs sono stati filtrati in banda (30–400 Hz) con un filtro Butterworth (Varrecchia et al 2018).

Da questi dati filtrati è stato estratto l'involuppo rettificando il segnale, filtrandolo a 5 Hz e nel caso dei segnali del sollevamento sono stati normalizzati per i segnali delle iMVC (Ranavolo et al. 2018; Varrec-

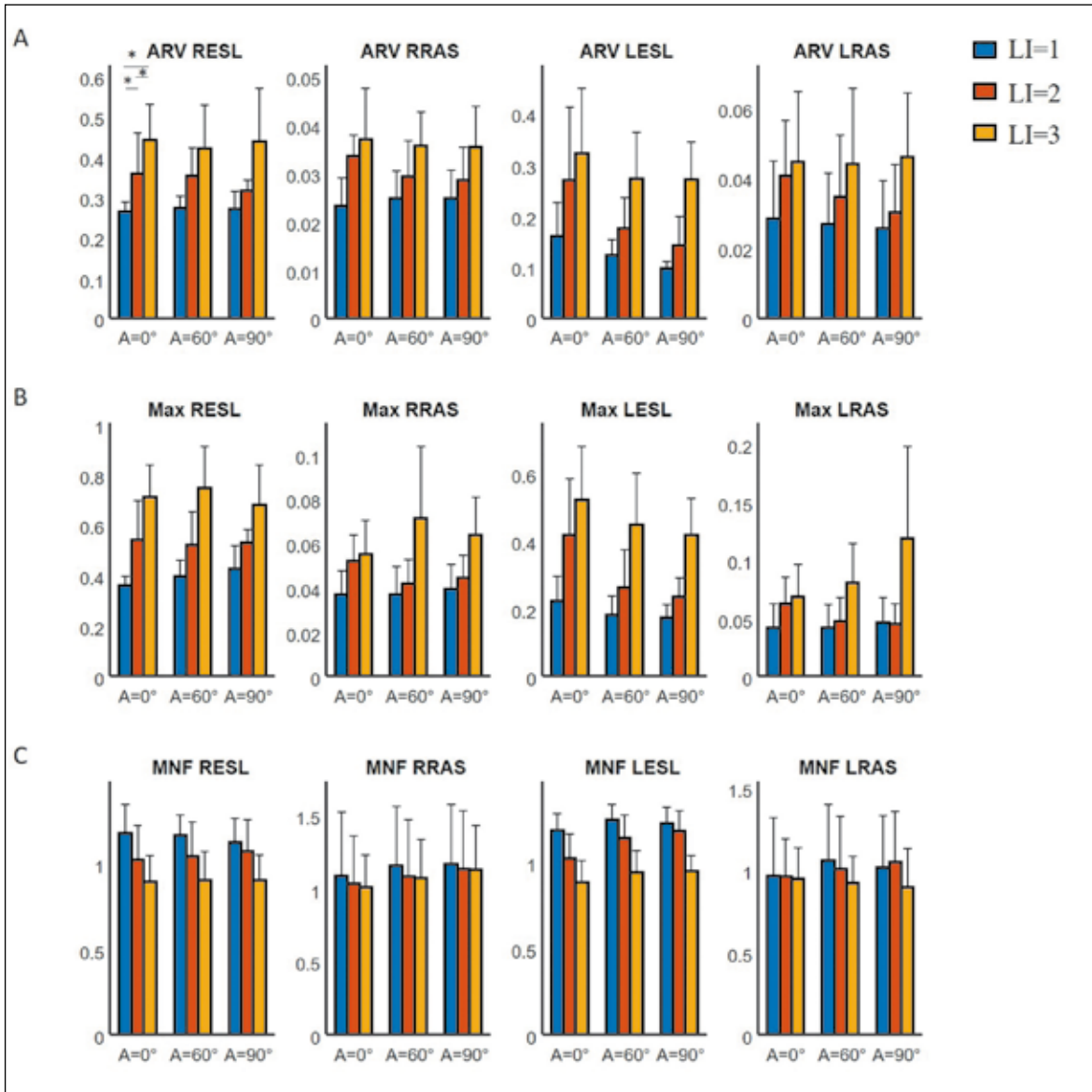


Figura 1 - Parametri sEMG medi (valore rettificato medio (A), valore massimo (B) e frequenza media (C)) per i muscoli del tronco: destro e sinistro erector spinae longissimus (RESL e LESL) e destro e sinistro rectus abdominis superior (RRAS e LRAS).

chia et al. 2018). Da questi involuppi i parametri nel dominio del tempo sono stati estratti: valore massimo (Max) e il valore rettificato medio (ARV). Dal segnale filtrato in banda è stato calcolato lo spettro di potenza e da questo la frequenza media (MNF) dei segnali (Varrecchia et al. 2018).

È stata inoltre effettuata l'analisi statistica usando il software SPSS 17.0 software (SPSS Inc., Chicago, IL, USA). Il test one-way repeated-measures analysis of variance (ANOVA) è stato usato per vedere se il LI determinava un effetto statisticamente significativo nei parametri sEMG. L'analisi post-hoc con la correzione di Bonferroni è stata applicata quando la significatività era presente nel test ANOVA. Valori di $p < 0.05$ sono stati considerati statisticamente significativi.

■ RISULTATI

La Figura 1 mostra i parametri sEMG. Il test one-way ANOVA mostra una significatività statistica per ARV

e Max per ogni muscolo e per FM per l'ESL. In particolare, l'analisi post-hoc mostra una significatività statistica ($p < 0.05$) per ogni coppia (LI=1 vs LI=2, LI=2 vs LI=3 e LI=1 vs LI=3) per il valore rettificato medio (ARV) e per il valore massimo (Max) di RESL, LESL e RRAS per ogni grado di asimmetria del sollevamento; per RESL e LESL per la frequenza media per $A=0^\circ$ e 60° .

■ DISCUSSIONI E CONCLUSIONI

In questo studio abbiamo considerato condizioni di sollevamento con LI crescente per valutare il rischio associato a queste attività caratterizzandole da un punto di vista biomeccanico, in particolare andando a studiare l'attività muscolare dei muscoli coinvolti nei sollevamenti manuali dei carichi. Con questo studio si classificano altre condizioni di sollevamento (stesso LI ottenuto con diversi angoli di asimmetria) che vanno unite alle condizioni già precedentemente studiate (Ranavolo et al. 2017; Ranavolo et al. 2018; Varrecchia et al. 2018) al fine di creare in futuro un

tool quantitativo in grado di classificare il rischio in ogni condizione di sollevamento.

I risultati, uniti ai risultati ottenuti nei precedenti studi (Ranavolo et al. 2017; Ranavolo et al. 2018; Varrecchia et al. 2018), mostrano che poiché i dati cinematici e sEMG crescono in modo significativo con il LI,

è possibile utilizzare caratteristiche cinematiche ed elettromiografiche per valutare il rischio biomeccanico associato alle attività lavorative integrando questo metodo con metodi già utilizzati per la valutazione del rischio biomeccanico (i.e. NIOSH Waters et al., 1993; Waters et al., 1994).

BIBLIOGRAFIA

1. Barbero M, Merletti R, Rainoldi A. (2012). *Atlas of Muscle Innervation Zones: Understanding Surface Electromyography and Its Applications*, New York, Springer. <http://doi:10.1007/978-88-470-2463-2>
2. Becker L. (2001) *Musculoskeletal conditions in the United States*. *Occup Injury Illnesses*. 93-98.
3. Dempsey PG, Fathallah FA. (1999) *Application issues and theoretical concerns regarding the 1991 NIOSH equation asymmetry multiplier*. *Int J Ind Ergon*. 23: 181-191.
4. Dempsey PG. (2002) *Usability of the revised NIOSH lifting equation*. *Ergonomics*. 45(12): 817-828. <http://dx.doi.org/10.1080/00140130210159977>.
5. Elfeituri FE, Taboun SM. (2002) *An evaluation of the NIOSH Lifting Equation: a psychophysical and biomechanical investigation*. *Int J Occup Saf Ergon*. 8(2): 243-258. <http://doi:10.1080/10803548.2002.11076527>.
6. Hermens HJ, Freriks B, Disselhorst-Klug C, Rau G. (2000) *Development of Recommendations for SEMG Sensors and Sensor Placement Procedures*. *J Electromyogr Kinesiol*. 10(5): 361-374.
7. INAIL, (2011) *Italian Worker's Compensation Authority. Annual Report. Part IV. Statistics, Accidents and Occupational Diseases*.
8. Kim KH, Kim KS, Kim DS, Jang SJ, Hong KH, Yoo SW. (2010) *Characteristics of work-related musculoskeletal disorders in Korea and their work-relatedness evaluation*. *J Korean Med Sci*. 25 Suppl: S77-S86. <http://doi:10.3346/jkms.2010.25.S.S77>.
9. Le P, Aurand A, Dufour JS, Knapik GG, Best TM, Khan SN, Mendel E, Marras WS. (2017) *Development and testing of a moment-based coactivation index to assess complex dynamic tasks for the lumbar spine*. *Clin Biomech* <http://doi:10.1016/j.clinbiomech.2017.05.001>.
10. Le P, Best TM, Khan SN, Mendel E, Marras WS. (2017) *A review of methods to assess coactivation in the spine*. *J Electromyogr Kinesiol*. Feb;32: 51-60. <http://doi:10.1016/j.jelekin.2016.12.004>.
11. Marras WS, Fine LJ, Ferguson SA, Waters TR. (1999) *The effectiveness of commonly used lifting assessment methods to identify industrial jobs associated with elevated risk of low-back disorders*. *Ergonomics*. 42(1): 229-245. <http://doi:10.1080/001401399185919>
12. McGill SM. (1999) *The biomechanics of low back injury: Implications on current practices in industry and the clinic*. *J Biomech*. 30:465-75.
13. NIOSH. (1981) *Work practices guide for manual lifting*. NIOSH Technical Report No. 81-122 (U.S. Dept. of Health and Human Services, National Institute for Occupational Safety and Health Cincinnati, OH).
14. Norman RW, Wells R, Neumann P. (1998) *A comparison of peak vs cumulative physical work exposure risk factors for the reporting of low back pain in the automotive industry*. *Clin Biomech*. 13: 561-73.
15. Ranavolo, A.; Varrecchia, T.; Rinaldi, M.; Silveti, A.; Serrao, M.; Conforto, S.; Draicchio, F. (2017b) *Mechanical lifting energy consumption in work activities designed by means of the "revised NIOSH lifting equation"*. *Ind Health*.
16. Ranavolo, A.; Varrecchia, T.; Iavicoli, S.; Marchesi, A.; Rinaldi, M.; Serrao, M.; Conforto, S.; Cesarelli, M.; Draicchio, F. (2018) *Surface electromyography for risk assessment in work activities designed using the "revised NIOSH lifting equation"*. *Int J Ind Erg*. 68, 34-45.
17. Alberto R, Draicchio F, Varrecchia T, Silveti A, Iavicoli, S. *Wearable Monitoring Devices for Biomechanical Risk Assessment at Work: Current Status and Future Challenges-A Systematic Review*. *Int J Environ Res Public Health*. 2018, 15(9).
18. Ranavolo A, Draicchio F, Varrecchia T, Silveti A, Iavicoli S. *Erratum: Alberto, R. et al., Wearable Monitoring Devices for Biomechanical Risk Assessment at Work: Current Status and Future Challenges-A Systematic Review*. *Int. J. Environ. Res. Public Health*. 2018, 15(11).
19. Varrecchia Varrecchia, T.; De Marchis, C.; Rinaldi, M.; Draicchio, F.; Serrao, M.; Schmid, M.; Conforto, S.; Ranavolo, A. (2018) *Lifting activity assessment using surface electromyographic features and neural networks*. *Int J Ind Erg*. 66, 1-9.
20. Vera-Garcia FJ, Moreside JM, McGill SM. (2010) *MVC techniques to normalize trunk muscle EMG in healthy women*. *J Electromyogr Kinesiol*. 20(1): 10-16. doi: <http://doi:10.1016/j.jelekin.2009.03.010>.
21. Waters TR, Baron SL, Piacitelli L, Anderson V, Skov T, Haring-Sweeney M, Walk DK, Fine LJ. (1999) *Evaluation of the Revised NIOSH Lifting Equation*. *Spine*. 24(4): 386-395.
22. Waters TR, Lu M, Piacitelli LA, Werren D, Deddens JA. (2011) *Efficacy of the revised NIOSH lifting equation to predict low back pain due to manual lifting: Expanded cross-sectional analysis*. *J Occup Environ Med*. 53: 1061-1067. <http://doi:10.1097/JOM.0b013e31822cfe5e>.
23. Waters TR, Putz-Anderson V, Garg A, Fine LJ. (1993) *Revised NIOSH Equation for the Design and Evaluation of Manual Lifting Tasks*. *Ergonomics*. 36(7): 749-776. <http://doi:10.1080/00140139308967940>.
24. Waters TR, Putz-Anderson V, Garg A. (1994) *Applications Manual for the Revised NIOSH Lifting Equation*. Cincinnati, OH: U.S. Department of Health and Human Services.