

PROF.SSA ANGELA STUFANO

Università degli Studi di Foggia

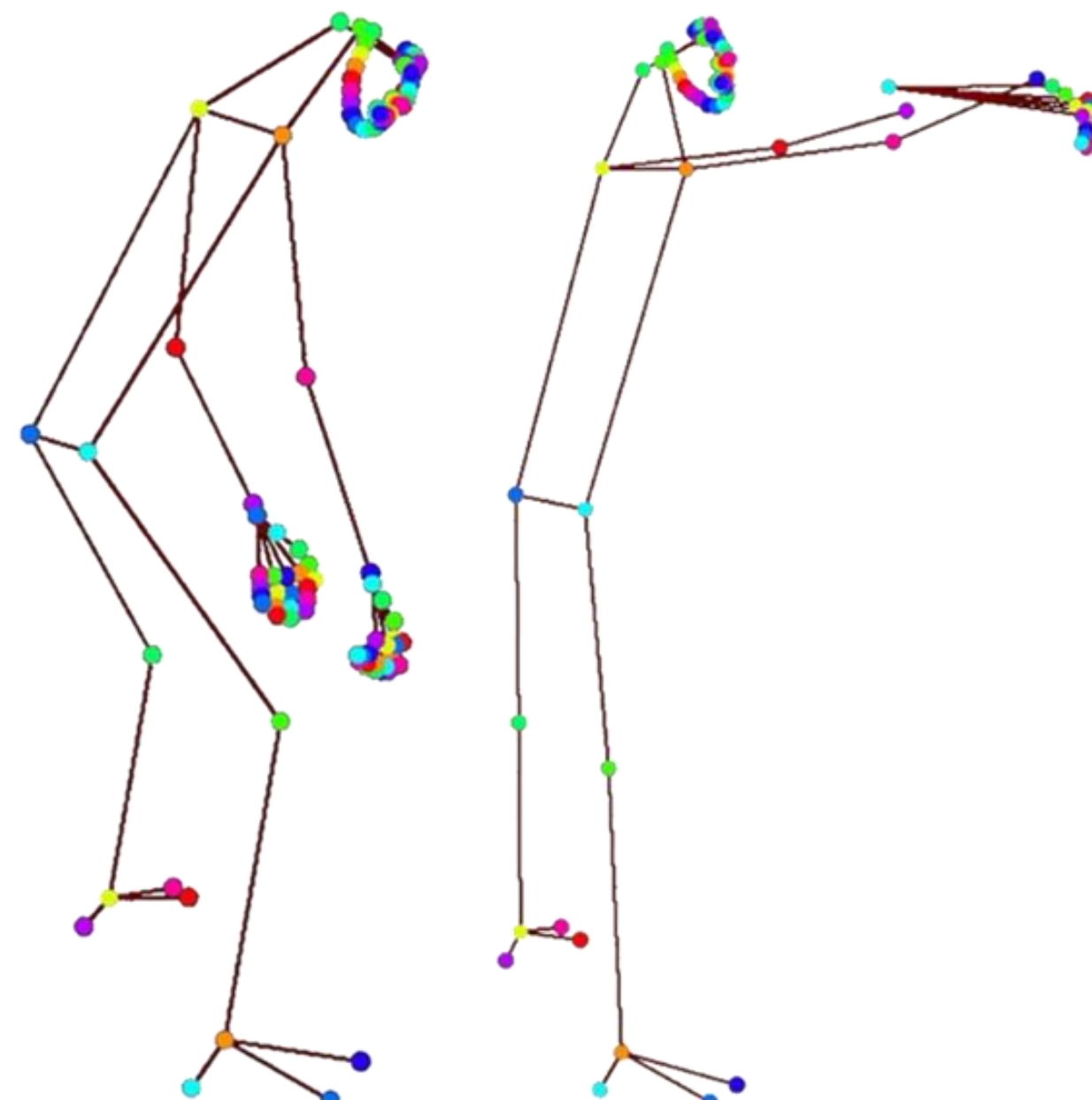




UNIVERSITÀ
CATTOLICA
del Sacro Cuore



Integrazione di Sistemi di Visione Artificiale nella Valutazione Ergonomica: Validazione Preliminare di un Algoritmo IA per il NIOSH Lifting Index



Angela Stufano

Professore associato in Medicina del Lavoro

Dipartimento di Scienze Mediche e Chirurgiche, Università degli Studi di Foggia, Foggia, Italia



VALUTAZIONE DEL RISCHIO ERGONOMICO

Manual handling of heavy loads and low back pain among different occupational groups: results of the 2018 BIBB/BAuA employment survey

Martha Sauter^{1,2}, Julia Barthelme^{1,2}, Charlotte Müller^{1,2} and Falk Liebers^{2*}



The prevalence of occupational exposure to ergonomic risk factors: A systematic review and meta-analysis from the WHO/ILO Joint Estimates of the Work-related Burden of Disease and Injury

Carel T.J. Hulshof^{a,*}, Frank Pega^b, Subas Neupane^c, Henk F. van der Molen^a, Claudio Colosio^{d,e}, Joost G. Daams^a, Alexis Descatha^{f,g,h}, Prakash Kc^c, Paul P.F.M. Kuijer^a, Stefan Mandic-Rajcevic^{d,e}, Federica Masci^{d,e}, Rebecca L. Morganⁱ, Clas-Håkan Nygård^c, Jodi Oakman^j, Karin I. Proper^k, Svetlana Solovieva^l, Monique H.W. Frings-Dresen^a



ISO 11228

Ergonomics — Manual handling



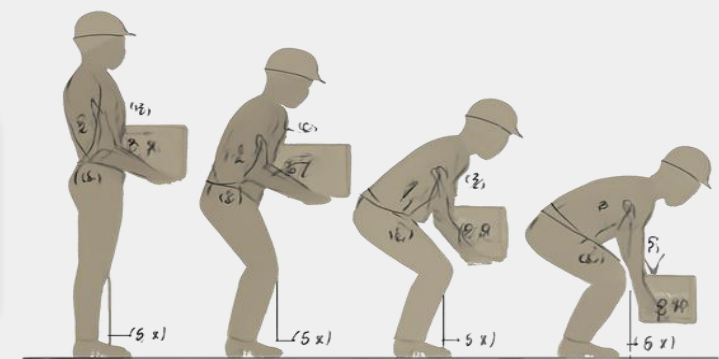
Norma ISO 11228: valutazione rischio ergonomico richiede determinazione **indici di rischio per l'attività specifica** (movimentazione manuale dei carichi, spinte e trazioni, movimenti ripetitivi degli arti superiori), calcolati utilizzando metodologie convalidate.

Metodologie basate su **osservazione diretta** e **registrazione manuale dei parametri** necessari per il calcolo.

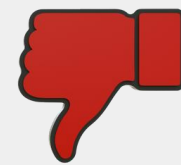
Work-related musculoskeletal disorders: the epidemiologic evidence and the debate

Laura Punnett*, David H. Wegman

University of Massachusetts Lowell, One University Avenue, Lowell, MA 01854, USA



ATTUALI LIMITI E POSSIBILI PROSPETTIVE



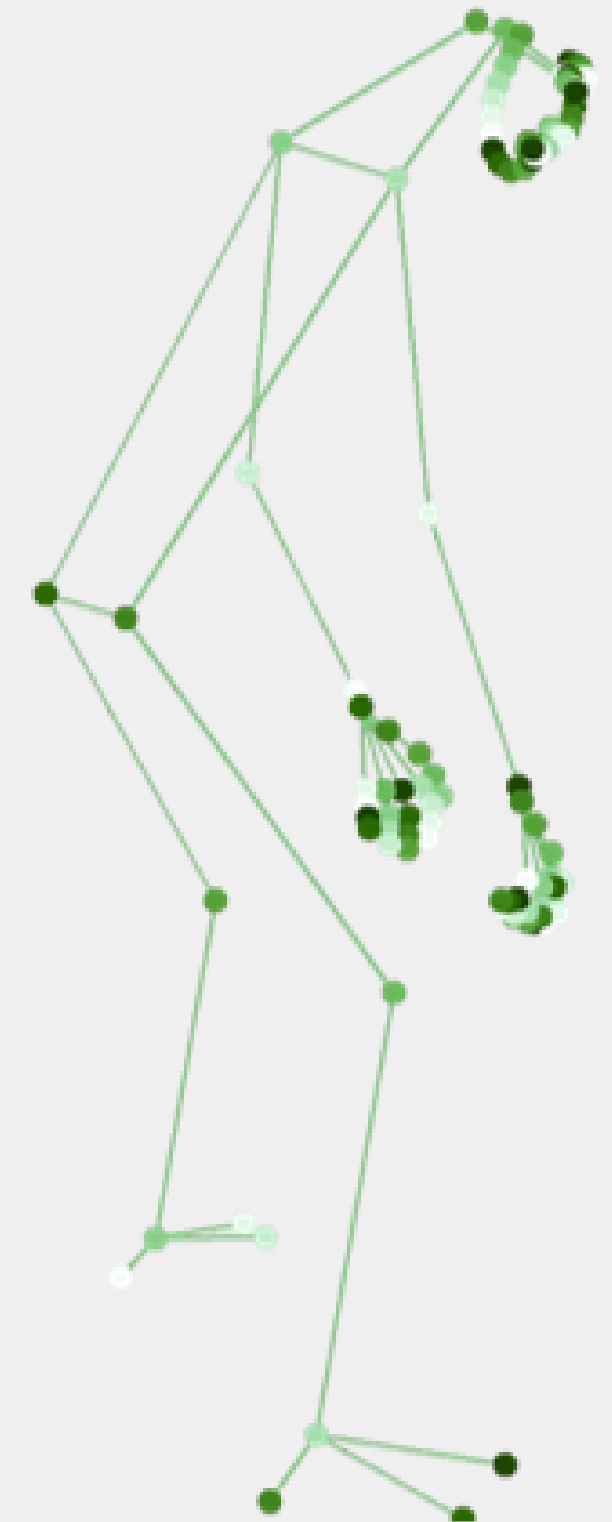
Limiti dei Metodi Osservazionali

- **Vincoli temporali**
- **Vincoli pratici** in contesti occupazionali reali
- Interpretazione **soggettiva**
- Scarsa **replicabilità e riproducibilità** dei risultati
- Nessun monitoraggio continuo
- Nessun feedback automatico



Sensori e Tecnologie di intelligenza artificiale (IA)

- misurazioni oggettive parametri relativi a movimenti, posture e forze.
- Nuova strategia per la valutazione dell'esposizione biomeccanica durante attività lavorative, → migliorano precisione delle misure preventive per i disturbi muscoloscheletrici



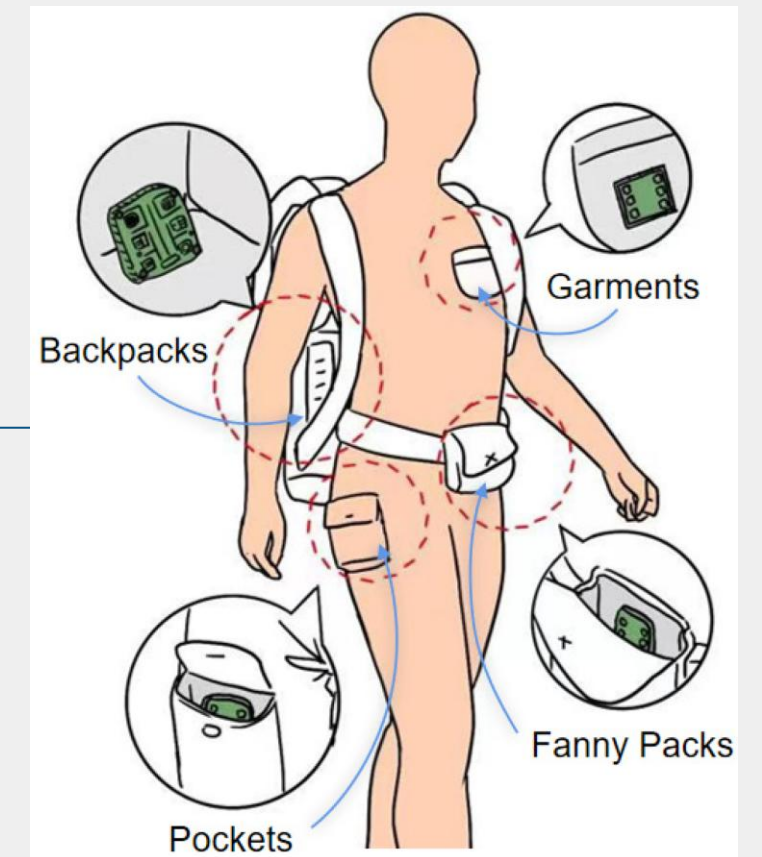
Intelligent Prediction of Ergonomics Evaluation Metrics in Human-AI Collaboration Based on Machine Learning

Jiabing Zhang¹, Qingxuan Jia¹, Siyi Li¹, Shiyu Zhang¹, Gang Chen¹

^aSchool of Intelligent Engineering and Automation, Beijing University of Posts and Telecommunications, Xitucheng Road 10, Beijing, 100876, China

SENSORI

- *Inertial Measurement Units (IMU)*
- *Electromyography (EMG)*
- *Force/pressure sensors*
- **Misurare oggettivamente** i parametri ergonomici
- Classificare le posture e i movimenti pericolosi
- Monitoraggio **in continuo** di postura e movimento
- Consentire **analisi predittiva** → prevenzione infortuni



Limiti:

- **Costo** elevato dell'apparecchiatura
 - Necessità di **competenze** ingegneristiche e informatiche
 - **Ingombro** pratico e disagio per i lavoratori
 - Potenziali **conflitti con i DPI e i protocolli di sicurezza**
- applicati in contesti di ricerca, meno accessibili per un uso diffuso nelle aziende.

INTELLIGENZA ARTIFICIALE (IA)

Sistemi di visione artificiale

Ricostruzione delle posture dei lavoratori in 2D o 3D con metodi senza marcatori



Algoritmi di deep learning

(YOLO-E, RTMPose, MediaPipe, MotionBERT) per

Object Detection (OD), Human Pose Estimation (HPE)



- *Stimare i parametri ergonomici*
- *Classificare le posture e i movimenti pericolosi*
- *Eseguire analisi predittive per la prevenzione degli infortuni*



- Scientificamente **validati**?
- **Certificati** per valutazione dei rischi?
- NIOSH Lifting Index? OCRA Index ?
- **Qualità del video:** angolo di ripresa? inquadratura? inizio e fine movimento?

Prospettive:

validazione scientifica degli indici misurati attraverso il confronto di metodi manuali e dati dei sensori indossabili

OBIETTIVO DELLO STUDIO

Sviluppare e implementare un sistema innovativo basato sull'AI per calcolo del **NIOSH Lifting Index**, in grado di estrarre i parametri ergonomici chiave necessari per il calcolo del **Recommended Weight Limit (RWL)**, secondo la **Revised NIOSH Lifting Equation (RNLE)**, da video di attività di movimentazione manuale dei carichi.

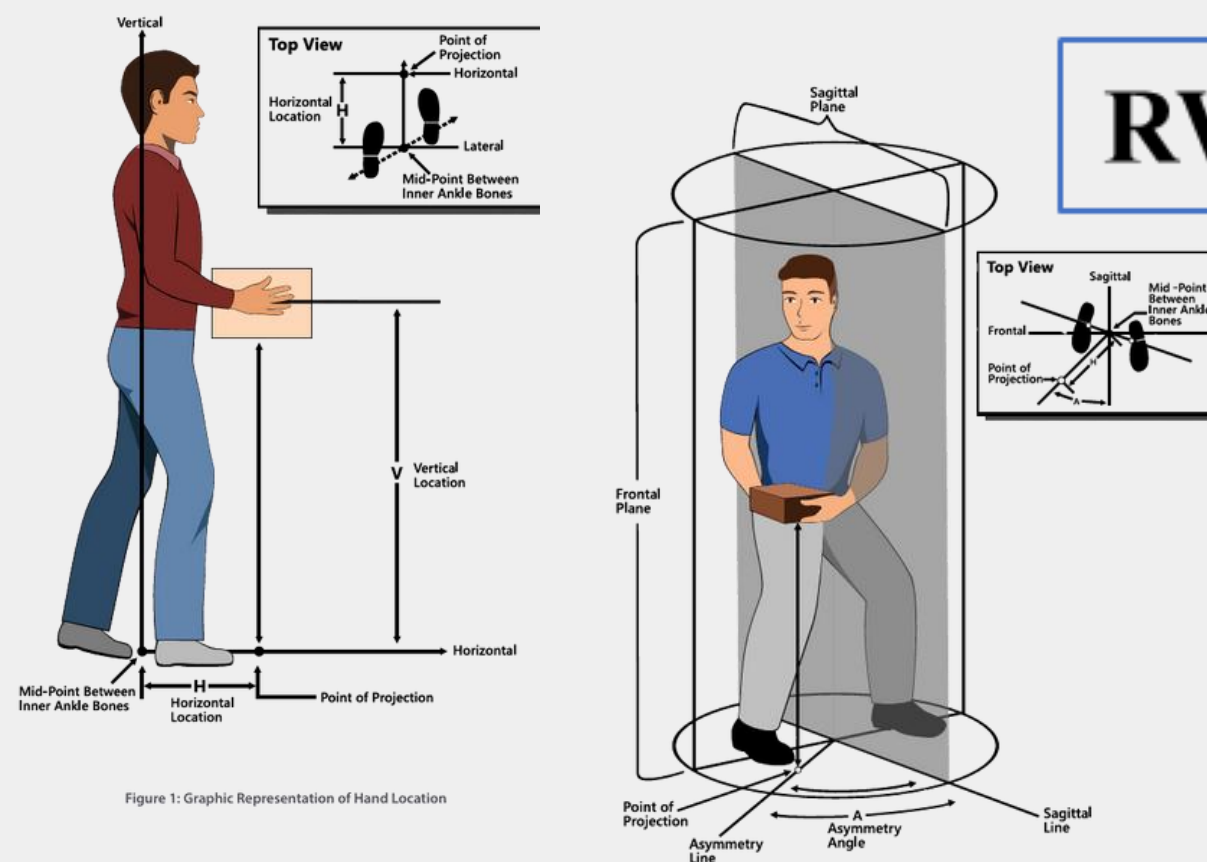


Figure 1: Graphic Representation of Hand Location

$$RWL = LC \times HM \times VM \times DM \times AM \times FM \times CM$$

Il Recommended Weight Limit si ottiene moltiplicando diversi parametri legati all'attività, ciascuno convertito in moltiplicatori specifici:

HM: Distanza orizzontale

VM: Distanza verticale (dal pavimento al carico)

DM: Spostamento verticale (dal punto più alto a quello più basso)

AM: Angolo di asimmetria

FM: Frequenza di sollevamento

CM: Accoppiamento mano-carico



OBIETTIVO DELLO STUDIO

Molti studi hanno utilizzato la visione artificiale non per ricostruire i parametri biomeccanici della RNLE, ma per *classificare* un sollevamento in categorie generiche, come "sicuro", "rischio medio", "rischio alto".

- modelli che combinano **OpenPose**, optical flow per classificare il rischio (Zhou et al., 2022)
- approcci che stimano lo stress lombare attraverso dinamica inversa senza fornire RWL/LI (Mehrizi et al. 2006).

In questi casi:

- non vengono stimati parametri essenziali come **H, V, D, A, F, C**;
- non è possibile calcolare un **Lifting Index** conforme agli standard internazionali

Ergonomic training tool: a pose detection-based digitalization of ISO/TR 12295 and ISO 11228-1

Nicolò Sabetta*, Margherita Bernabei**, Silvia Colabianchi*, Davide Colangelo*, Francesco Costantino*

*Department of computer, control, and management engineering Antonio Ruberti, Sapienza University of Rome, Via Ariosto 25, 00185, Rome, Italy. (nicolo.sabetta@uniroma1.it, silvia.colabianchi@uniroma1.it, colangelo.2029703@studenti.uniroma1.it, francesco.costantino@uniroma1.it)

** Department of Mechanical and Aerospace Engineering, Sapienza University of Rome, Via Eudossiana 18, 00184, Rome, Italy. (margherita.bernabei@uniroma1.it)

CRITICITA'

non valida l'accuratezza delle distanze stimate
non verifica la coerenza del RWL con misure reali
opera solo in ambienti controllati

MATERIALI E METODI – STEP 1

- Reclutati **5 volontari sani senza disturbi muscolo-scheletrici**.



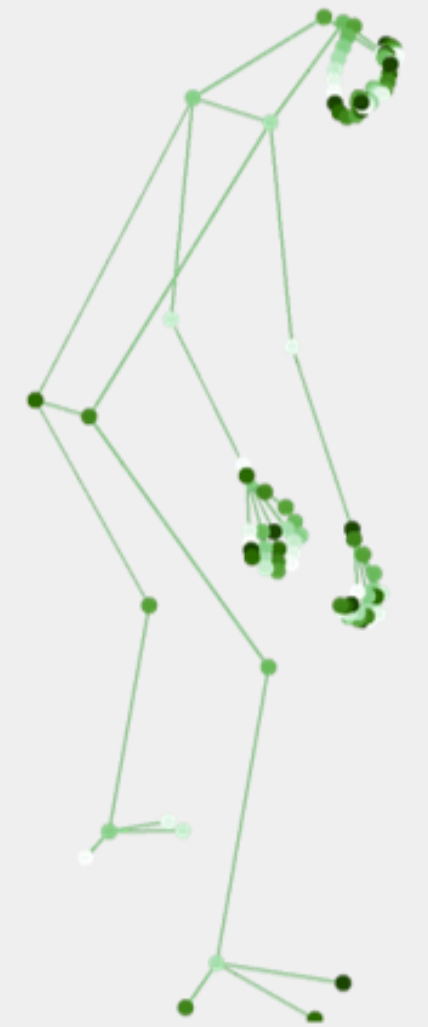
- **Registrazioni video da due diverse prospettive (laterale e posteriore)** durante **26 azioni di movimentazione manuale simulate**.



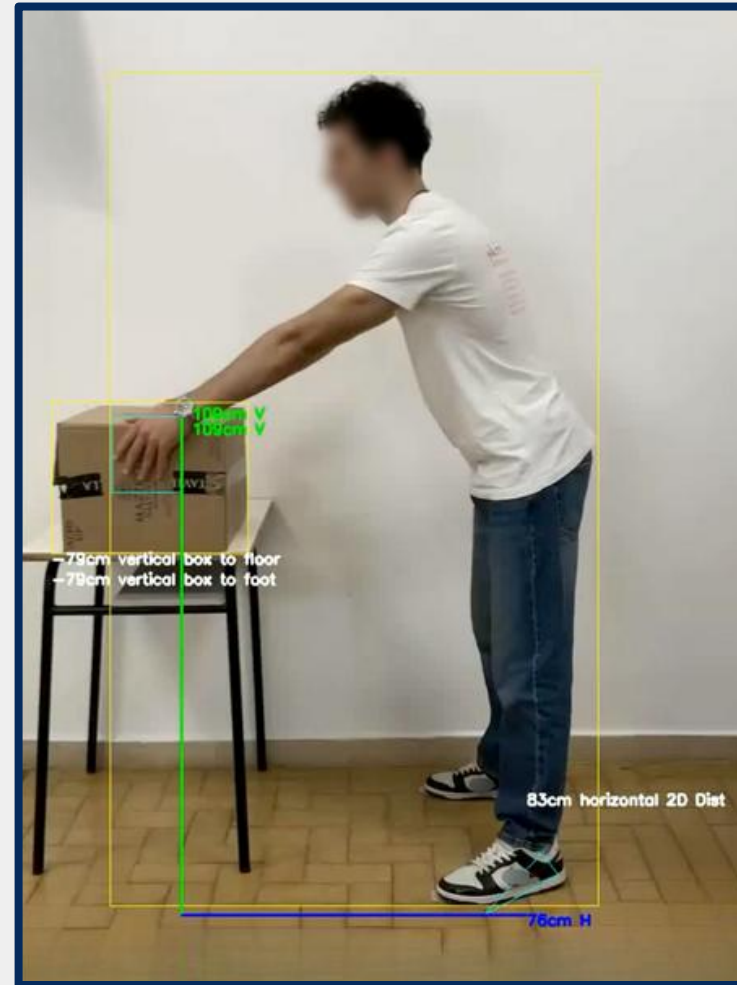
- Raccolti **parametri** richiesti dalla **RNLE** per il calcolo manuale del **RWL**.

- **Video** registrati **elaborati dal** nuovo **software** basato sull'**intelligenza artificiale** per calcolo l'**RWL** utilizzando il modello **RNLE**.

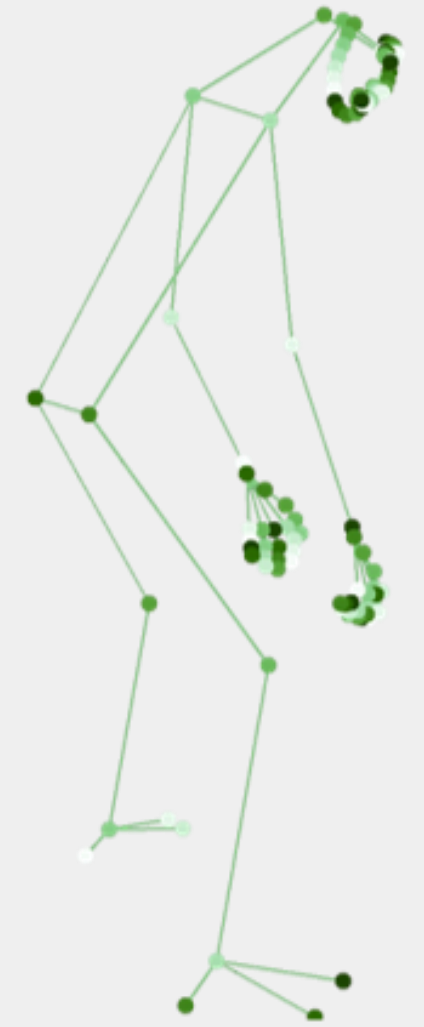
- **Confronto parametri e i valori di RWL ottenuti dalle analisi manuali e automatizzate.**



MATERIALI E METODI – STEP 1



HM: Distanza orizzontale
VM: Distanza verticale
DM: Spostamento verticale



RISULTATI – STEP 1

Misurazioni manuali e basate sull'intelligenza artificiale di parametri e RWL.

	Numero	H MEDIA ± DS	V MEDIA ± DS	D MEDIA ± DS	RWL MEDIA ± DS
Manuale	26	78,9 ± 6,7	14,8 ± 22,6	79,4 ± 43,7	0,3 ± 1,0
Visuale laterale IA	26	69,5 ± 4,9	18,2 ± 22,3	77,4 ± 43,8	0,5 ± 1,5
Visuale posteriore IA	26	48,9 ± 6,1	20,7 ± 21,3	76,2 ± 40,8	7,5 ± 1,7

Differenze tra i parametri e l'RWL derivati dai due metodi.



	Numero	DIFFERENZA H MEDIA ± DS	DIFFERENZA V MEDIA ± DS	DIFFERENZA D MEDIA ± DS	DIFFERENZA RWL MEDIA ± DS
Visuale laterale IA	26	9,4 ± 3,0	3,5 ± 3,2	2,6 ± 1,9	0,2 ± 1,0
Visuale posteriore IA	26	29,9 ± 8,1	5,9 ± 3,7	4,0 ± 3,9	7,2 ± 2,3

Correlazione misurazioni manuali e basate sull'IA

Video della visuale laterale

	ρ	p
$H_{AI} - H_M$	0,885	<0,001
$V_{AI} - V_M$	0,804	<0,001
$D_{AI} - D_M$	0,946	<0,001
$RWL_{AI} - RWL_M$	0,763	<0,001

video della visuale posteriore

	ρ	p
$H_{AI} - H_M$	0,239	0,24
$V_{AI} - V_M$	0,804	<0,001
$D_{AI} - D_M$	0,943	<0,001
$RWL_{AI} - RWL_M$	-0,462	0,018

Wilcoxon per campioni appaiati.

	z	p
RWL_{LAT}	-1,6	0,109
RWL_{POST}	-4,46	<0,001

Legenda: H = distanza orizzontale (cm); V = posizione verticale (cm); D = spostamento verticale (cm); RWL= Limite di peso consigliato (Kg)

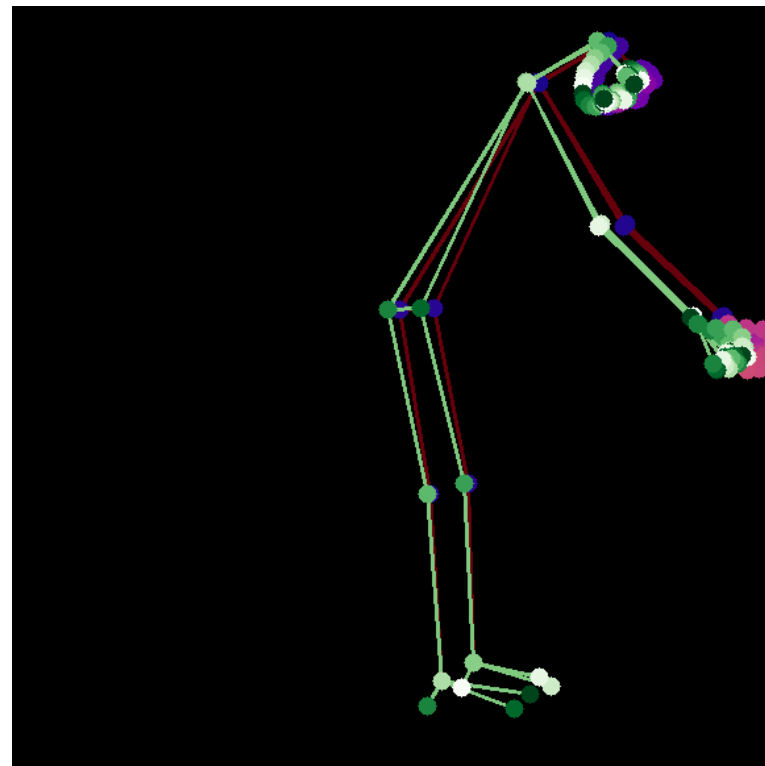
MATERIALI E METODI – STEP 2

- Software successivamente applicato in contesto lavorativo reale: Reclutati **4 operai agricoli**, applicando lo stesso protocollo operativo.



110 registrazioni video:

- 80 dalla visione laterale
- 30 dalla visione posteriore





RISULTATI – STEP 2

Misurazioni manuali e basate sull'intelligenza artificiale di parametri e RWL.

	Numero	H MEDIA ± DS	V MEDIA ± DS	D MEDIA ± DS	RWL MEDIA ± DS
Manuale	80	52,4 ± 4,7	40,0 ± 17,3	54,4 ± 16,2	8,9 ± 1,0
Visuale laterale IA	80	38,4 ± 8,0	45,5 ± 13,9	45,8 ± 13,1	13,1 ± 3,4
Visuale posteriore IA	30	46,2 ± 8,5	42,2 ± 10,4	51,0 ± 17,0	10,9 ± 3,1

Differenze tra i parametri e l'RWL derivati dai due metodi.

	Numero	DIFFERENZA H MEDIA ± DS	DIFFERENZA V MEDIA ± DS	DIFFERENZA D MEDIA ± DS	DIFFERENZA RWL MEDIA ± DS
Visuale laterale IA	80	15,0 ± 6,4	8,9 ± 11,3	14,3 ± 16,1	4,4 ± 2,8
Visuale posteriore IA	30	6,5 ± 7,4	8,0 ± 9,0	11,2 ± 9,4	1,9 ± 2,7

Correlazione misurazioni manuali e basate sull'IA

Video della visuale laterale

	ρ	p
$H_{AI} - H_M$	0,365	0,001
$V_{AI} - V_M$	0,058	0,619
$D_{AI} - D_M$	0,306	0,008
$RWL_{AI} - RWL_M$	0,572	<0,001

video della visuale posteriore

	ρ	p
$H_{AI} - H_M$	0,540	0,003
$V_{AI} - V_M$	-0,350	0,075
$D_{AI} - D_M$	0,701	<0,001
$RWL_{AI} - RWL_M$	0,692	<0,001

Wilcoxon per campioni appaiati.

	z	p
RWL_{LAT}	-7,38	<0,001
RWL_{POST}	-4,30	<0,001

Legenda: H = distanza orizzontale (cm); V = posizione verticale (cm); D = spostamento verticale (cm); RWL= Limite di peso consigliato (Kg)

RISULTATI

Condizione	Visione	Parametri con coerenza elevata	Parametri critici
Step 1 (controllato)	Laterale	V, D	H, RWL
	Posteriore	H, V, D, RWL	Nessuno rilevante
Step 2 (reale)	Laterale	RWL (moderata)	V, D, H
	Posteriore	D, RWL	V (molto critico), H (moderato)

$r > 0.80 \rightarrow$ elevata coerenza
 $0.50 < r < 0.80 \rightarrow$ coerenza moderata
 $r < 0.50 \rightarrow$ coerenza debole

La stima di V è la più sensibile al contesto: cala drasticamente nel mondo reale, soprattutto nella visione laterale.

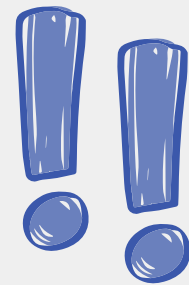
Il parametro RWL mantiene una coerenza da moderata a buona in tutte le condizioni, supportando l'uso preliminare dell'AI come strumento integrativo.

CONCLUSIONI

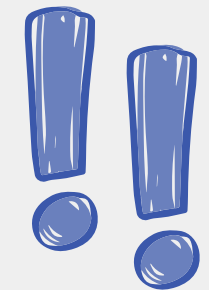
Analisi automatizzata dei video basata sull'intelligenza artificiale potenziale alternativa per calcolo dell'indice NIOSH, riducendo **tempi, costi e complessità**.



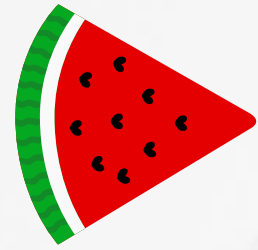
Criticità



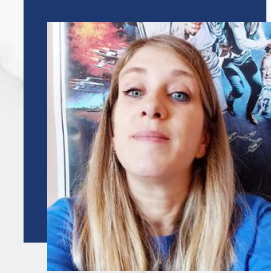
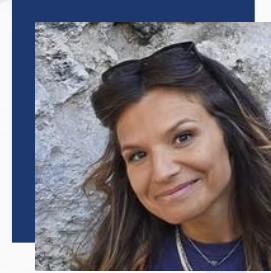
- **uniformare registrazione video** (ridurre al minimo la variabilità dovuta agli angoli della telecamera);
- **validazione scientifica**.
- Applicazione in contesto reale evidenzia **limitazione nella Object Detection** per **interferenza di altri oggetti** presenti nell'inquadratura → next step.



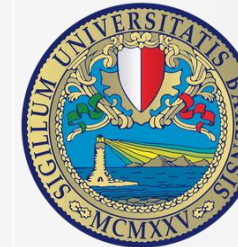
Sviluppi futuri: implementazione di **sistemi integrati e proattivi** → prevenzione dei disturbi muscoloscheletrici → tutela della salute dei lavoratori e ottimizzazione dei processi ergonomici.



GRAZIE PER L'ATTENZIONE !



Un ringraziamento particolare al **Prof. Piero Lovreglio**, al **Dott. Gaetano Dibenedetto** e al **Prof. Pasquale Lops** del Dipartimento di Informatica dell'Università degli Studi di Bari Aldo Moro.



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI DI BARI
ALDO MORO



Università
di Foggia

dib