



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI ECONOMIA “GIORGIO FUÀ”

Corso di Laurea triennale in Economia e Commercio

**SKILL EVALUATION: IL RUOLO DELL'AI
NELLA VALUTAZIONE**

**SKILL EVALUATION: THE SUPPORT OF AI IN
ASSESSMENT**

Relatore:

Prof. Graziano Cucchi

Rapporto Finale di:

Jacopo Talevi

Anno Accademico 2025/2026

INDICE

INTRODUZIONE.....	3
CAPITOLO 1: LA SKILL EVALUATION: FONDAMENTI, FINALITÀ E OGGETTIVITÀ.....	5
1.1. SKILL EVALUATION E COMPETENZE: DEFINIZIONE, CRITERI E CLASSIFICAZIONI	5
1.2. PERCHÉ VALUTARE LE COMPETENZE: ESIGENZE ORGANIZZATIVE, PROFESSIONALI ED ECONOMICHE	8
1.3. DALLA SOGGETTIVITÀ ALLA STANDARDIZZAZIONE DELLA VALUTAZIONE.....	11
1.4. TECNOLOGIA COME PONTE VERSO L’AI NELLA SKILL EVALUATION.....	15
CAPITOLO 2: AI E SKILL EVALUATION: STRUMENTI E CONDIZIONI PER UN’OGGETTIVITÀ CONTROLLATA	19
2.1. DALLO SCORING ALLA SIMULAZIONE: GLI STRUMENTI AI-SUPPORTED NELLA SKILL EVALUATION	19
2.2. I LIMITI DELL’OGGETTIVITÀ ALGORITMICA: BIAS, DISCRIMINAZIONE E CONTROLLO UMANO.....	23
2.3. GOVERNANCE E CONFORMITÀ: TRASPARENZA, PRIVACY E ACCOUNTABILITY	27
2.4. QUALITÀ DELLA MISURA: VALIDITÀ E AFFIDABILITÀ NELLA VALUTAZIONE AI-SUPPORTED	30
CONCLUSIONI.....	35
RIFERIMENTI.....	37
BIBLIOGRAFIA	39

INTRODUZIONE

La valutazione delle competenze rappresenta oggi una funzione centrale per le organizzazioni, poiché incide sulla qualità delle decisioni relative a selezione, formazione, sviluppo professionale, mobilità interna e assegnazione dei ruoli. In un contesto caratterizzato da trasformazioni tecnologiche, evoluzione dei modelli produttivi e mutamento dei fabbisogni professionali, le competenze non possono più essere considerate qualità genericamente riconoscibili, ma devono essere definite, osservate e collegate a specifiche finalità organizzative.

In questa prospettiva si inserisce la skill evaluation, intesa come il processo attraverso cui un'organizzazione rileva, interpreta e valuta le competenze di un individuo in relazione a un ruolo, a un percorso di sviluppo o a una decisione gestionale. Valutare le competenze non significa formulare un giudizio intuitivo sulla persona, ma costruire un processo fondato su criteri, strumenti e obiettivi dichiarati.

Da qui emerge il tema dell'oggettività. Nella valutazione delle persone, essa non coincide con una neutralità assoluta né con l'eliminazione del giudizio umano, ma con la possibilità di rendere il processo più chiaro, controllabile e ricostruibile. In questa logica, la standardizzazione assume un ruolo essenziale, poiché consente di ridurre il peso di impressioni non strutturate, criteri impliciti e interpretazioni arbitrarie.

Su tale base si colloca il ruolo della tecnologia nei processi HR. La digitalizzazione ha reso possibile raccogliere, archiviare e analizzare in modo più sistematico informazioni relative a candidati, lavoratori, risultati di test, percorsi formativi e fabbisogni di competenze. Tuttavia, non tutto ciò che è digitale coincide con l'intelligenza artificiale. L'AI rappresenta un livello ulteriore, che interviene quando il sistema contribuisce alla

produzione di output valutativi, come punteggi, classificazioni, raccomandazioni o previsioni.

Negli ultimi anni, l'intelligenza artificiale ha trovato applicazione in numerose attività di skill evaluation, promettendo valutazioni più rapide, analitiche e comparabili. Ciò non significa però che l'output prodotto sia automaticamente valido, equo o neutrale. L'AI opera infatti su dati, variabili e criteri definiti all'interno di specifici contesti organizzativi; per questo il suo contributo deve essere valutato non solo in termini di efficienza, ma anche rispetto alla qualità del processo e alle condizioni di controllo.

Il problema centrale della presente tesi consiste dunque nel comprendere a quali condizioni l'intelligenza artificiale possa contribuire alla skill evaluation senza trasformare l'oggettività in un automatismo apparente. La prospettiva adottata è critica e intermedia: l'AI può rappresentare un supporto utile solo se inserita in un processo fondato su validità, affidabilità, equità, governance, trasparenza e controllo umano. Il primo capitolo ricostruisce i fondamenti teorici e metodologici della valutazione delle competenze, soffermandosi sulla definizione di skill evaluation, sulle ragioni della sua rilevanza organizzativa e sul passaggio dalla soggettività alla standardizzazione. Il secondo capitolo analizza invece il contributo dell'AI, considerando gli strumenti AI-supported, i limiti dell'oggettività algoritmica, le condizioni di governance e la qualità della misura. La questione decisiva non è quindi stabilire se l'AI renda oggettiva la valutazione, ma chiarire a quali condizioni possa sostenere una valutazione delle competenze più controllata, documentabile e responsabile.

CAPITOLO 1:

LA SKILL EVALUATION: FONDAMENTI, FINALITÀ E OGGETTIVITÀ

1.1. SKILL EVALUATION E COMPETENZE: DEFINIZIONE, CRITERI E CLASSIFICAZIONI

La skill evaluation può essere definita come il processo attraverso cui un'organizzazione rileva, interpreta e valuta le competenze possedute da un individuo in relazione a un ruolo, a una mansione, a un percorso di sviluppo o a una decisione organizzativa. Essa non coincide con una semplice osservazione della persona né con un giudizio intuitivo sulle sue qualità, ma richiede la definizione preventiva delle competenze da osservare, l'individuazione di strumenti coerenti e la produzione di risultati utilizzabili per finalità organizzative. La valutazione delle competenze implica quindi la trasformazione di conoscenze, abilità, comportamenti e capacità professionali in informazioni utili alle decisioni aziendali. La skill evaluation non si limita però alla misurazione di caratteristiche individuali, poiché comprende anche una componente interpretativa. Levati e Mariani distinguono infatti la valutazione dalla semplice misurazione, chiarendo che valutare significa confrontare quanto rilevato con standard definiti, così da produrre un giudizio coerente con l'obiettivo valutativo ¹. La valutazione si configura pertanto come un processo strutturato, fondato sulla definizione delle variabili da osservare, degli standard di riferimento e degli strumenti di rilevazione.

¹ LEVATI, W., MARIANI, M. G., Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale, Carocci Faber, Roma, 2004

Per comprendere cosa venga effettivamente valutato, è necessario chiarire il concetto di competenza. Nei principali quadri europei, ESCO, riprendendo l'impostazione dell'European Qualifications Framework, definisce la competenza come “the proven ability to use knowledge, skills and personal, social and/or methodological abilities, in work or study situations and in professional and personal development”². In una prospettiva coerente, Fontanella afferma che “la competenza è la capacità di dar luogo ad una sequenza regolare di comportamento coordinato, efficace rispetto agli obiettivi”

³. La competenza non coincide quindi con il semplice possesso di conoscenze teoriche, ma con la capacità di mobilitare conoscenze, abilità e comportamenti in funzione di uno scopo. Da questa impostazione deriva la distinzione tra conoscenze, abilità e competenze: le conoscenze rinviano al patrimonio teorico e informativo posseduto dal soggetto; le abilità riguardano l'applicazione pratica di conoscenze e know-how; le competenze rappresentano invece l'uso integrato di conoscenze, abilità, comportamenti e responsabilità all'interno di uno specifico contesto professionale. La skill evaluation, pertanto, non verifica soltanto ciò che un individuo sa, ma il modo in cui utilizza le proprie risorse rispetto a compiti, obiettivi e situazioni operative.

Questa distinzione permette anche di evitare una sovrapposizione frequente tra competenza e performance. La performance misura prevalentemente il risultato conseguito in un determinato contesto; la competenza riguarda invece le risorse professionali che rendono possibile una prestazione efficace e che possono essere

² EUROPEAN COMMISSION, Competence — ESCO/EQF definition, European Skills, Competences, Qualifications and Occupations, 2024.

³ FONTANELLA, T., Il ruolo delle competenze nella società della conoscenza, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), Pedagogia e risorse umane. Nuovi scenari nell'era post Covid, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 279–290.

sviluppate o trasferite in situazioni differenti. Le due dimensioni risultano collegate ma non coincidenti, motivo per cui la skill evaluation non si limita a registrare risultati prodotti, ma mira a comprendere capacità possedute e potenziale di sviluppo. Proprio perché non si limita a registrare risultati, ma interpreta competenze e potenziale, la valutazione delle competenze deve rispettare alcuni criteri di qualità: validità, intesa come coerenza tra oggetto della valutazione e ciò che lo strumento misura; affidabilità, relativa alla stabilità dei risultati; equità, riferita alla riduzione di trattamenti ingiustificatamente svantaggiosi; e tracciabilità, ossia possibilità di ricostruire il percorso che conduce al giudizio valutativo. Tali criteri risultano coerenti con l'impostazione dello standard ISO 10667-1:2020 ⁴.

Una volta chiariti oggetto e criteri della valutazione, occorre considerare anche le principali categorie di competenze rilevanti in ambito organizzativo. Una distinzione ricorrente è quella tra hard skills, ossia competenze tecniche e specialistiche, e soft skills, relative a dimensioni trasversali e comportamentali, come comunicazione, collaborazione, problem solving e adattabilità ⁵. A queste si affiancano oggi le digital skills, legate alla capacità di operare in ambienti digitali, utilizzare tecnologie, valutare informazioni e adattarsi all'evoluzione degli strumenti. La skill evaluation si configura dunque come un processo che collega definizione della competenza, criteri metodologici e classificazione delle capacità rilevanti per l'organizzazione. Proprio questa coerenza consente alla valutazione di produrre risultati utili, interpretabili e

⁴ ISO, ISO 10667-1:2020 — Assessment service delivery — Procedures and methods to assess people in work and organizational settings — Part 1: Requirements for the client, International Organization for Standardization, 2020.

⁵ COZZOLINO, M., Soft skills e intelligenza emotiva: come muoversi con successo nell'azienda 4.0, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), Pedagogia e risorse umane. Nuovi scenari nell'era post Covid, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 172–186.

funzionali alle decisioni aziendali, ponendo le basi per comprendere perché la misurazione delle competenze assuma un ruolo centrale nelle scelte organizzative, professionali ed economiche.

1.2. PERCHÉ VALUTARE LE COMPETENZE: ESIGENZE ORGANIZZATIVE, PROFESSIONALI ED ECONOMICHE

La valutazione delle competenze rappresenta una funzione centrale per le organizzazioni perché consente di collegare le caratteristiche professionali delle persone ai fabbisogni concreti dell'impresa, alle traiettorie professionali dei lavoratori e alle dinamiche del mercato del lavoro. La necessità della skill evaluation emerge anzitutto dal crescente divario tra competenze richieste e competenze disponibili. L'indagine Confindustria sul lavoro evidenzia infatti difficoltà di reperimento non solo quantitative, ma anche qualitative, legate alla coerenza tra competenze possedute, ruoli e processi aziendali ⁶. In questa prospettiva, la valutazione rende visibili competenze presenti, carenze e potenzialità, orientando decisioni di selezione, formazione, sviluppo e mobilità interna. Proprio per questa ragione, la skill evaluation non costituisce un'attività limitata alla fase di assunzione. Del Pianto interpreta la valutazione come un processo trasversale all'intero ciclo di vita della risorsa umana in azienda⁷. Nella fase di ingresso consente di verificare la coerenza tra candidato e ruolo; durante il rapporto di lavoro supporta l'individuazione di fabbisogni formativi, possibilità di crescita e percorsi di sviluppo professionale.

⁶ CONFINDUSTRIA – CENTRO STUDI, Indagine sul lavoro 2024 — Nota CSC n. 2/2024, Confindustria, Roma, 2024

⁷ DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 21

In ambito organizzativo, valutare le competenze significa quindi ridurre l'incertezza delle decisioni HR. In assenza di una rilevazione strutturata, selezione, formazione, promozione e assegnazione dei ruoli rischiano di basarsi su impressioni soggettive o informazioni frammentarie. Una skill evaluation fondata su criteri chiari permette invece di collegare le decisioni alle evidenze raccolte, rendendo più coerente il rapporto tra persona, ruolo e organizzazione. La valutazione assume rilievo anche perché le imprese necessitano non soltanto di lavoratori formalmente qualificati, ma di persone capaci di applicare conoscenze, abilità e comportamenti in contesti specifici. Per questa ragione, la skill evaluation non registra soltanto ciò che una persona sa fare nel presente, ma consente anche di comprendere risorse professionali sviluppabili nel tempo. In questo quadro assume importanza il tema del potenziale: come osserva Del Pianto, “valutare il potenziale è cosa ben diversa dal valutare la prestazione”⁸.

Questa funzione diventa particolarmente evidente nella progettazione della formazione. Senza una conoscenza delle competenze effettivamente possedute, l'impresa rischia di proporre interventi generici e poco coerenti con i bisogni reali. L'analisi dei fabbisogni formativi richiede invece una lettura organizzativa, sociale e professionale delle esigenze cui la formazione deve rispondere⁹. La valutazione delle competenze costituisce quindi una premessa metodologica per costruire percorsi di apprendimento maggiormente mirati. Accanto all'utilità per l'impresa, il processo valutativo produce effetti rilevanti anche per il lavoratore, poiché favorisce una maggiore consapevolezza

⁸ DEL PIANTO, E., *Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore*, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 23.

⁹ SANNINO, G., *Gestione strategica delle risorse umane. Analisi e implementazione di un sistema HR*, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), *Pedagogia e risorse umane. Nuovi scenari nell'era post Covid*, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 591–606.

del proprio profilo professionale, dei punti di forza e delle aree di miglioramento. In un mercato del lavoro caratterizzato da rapidi mutamenti delle competenze richieste, la valutazione può assumere anche una funzione di orientamento professionale.

Il rilievo della skill evaluation si estende infine al sistema economico. Le transizioni digitale e verde, insieme all'evoluzione tecnologica e organizzativa, stanno modificando la domanda di competenze e rendono sempre più necessaria una lettura aggiornata dei fabbisogni professionali¹⁰. Anche nel contesto italiano, trasformazioni demografiche, produttive e tecnologiche incidono sul contenuto del lavoro e sulle competenze richieste¹¹. In questa prospettiva, strumenti come l'Atlante del Lavoro e delle Qualificazioni di INAPP assumono particolare rilievo perché collegano attività, processi di lavoro, qualificazioni e competenze, collocando la valutazione dentro una mappa coerente dell'evoluzione dei fabbisogni professionali ¹². Ne deriva un'esigenza più ampia: rendere visibili le competenze disponibili, individuare quelle mancanti e collegare tali informazioni alle scelte di selezione, formazione, sviluppo e mobilità professionale. Tuttavia, perché queste decisioni possano essere realmente fondate, non è sufficiente riconoscere l'importanza della valutazione: occorre chiarire attraverso quali criteri e procedure essa possa sottrarsi a giudizi impressionistici, informazioni frammentarie e interpretazioni non confrontabili.

¹⁰ CEDEFOP, Skills in transition: The way to 2035, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2023.

¹¹ INAPP, Competenze e professioni per il lavoro che cambia, in Rapporto INAPP 2022, INAPP, Roma, 2022.

¹² PEPE, D., "Atlante Lavoro": l'universo del lavoro e delle competenze per istituzioni, imprese e cittadini, INAPP, Roma, 2023

1.3. DALLA SOGGETTIVITÀ ALLA STANDARDIZZAZIONE DELLA VALUTAZIONE

Dopo aver chiarito perché le organizzazioni valutano le competenze, occorre comprendere come la valutazione possa allontanarsi da forme intuitive e impressionistiche per diventare un processo fondato su criteri comuni, strumenti osservabili e procedure standardizzate. Senza una rilevazione strutturata, le decisioni relative a selezione, formazione, promozione o assegnazione dei ruoli rischiano di basarsi su impressioni soggettive, informazioni frammentarie e valutazioni non comparabili. Il limite principale della valutazione soggettiva consiste nella difficoltà di produrre giudizi coerenti e confrontabili. Due valutatori possono attribuire significati diversi allo stesso comportamento o utilizzare scale implicite differenti. Del Pianto richiama, a questo proposito, diverse distorsioni frequenti nella valutazione, tra cui stereotipi, prima impressione, effetto alone, effetto di contrasto, ancoraggi, insufficienza informativa e correlazioni illusorie ¹³. Tali distorsioni incidono sulla validità e sull'equità del processo, perché possono trasformare percezioni parziali in giudizi organizzativi rilevanti. A questo limite si collega la possibile confusione tra performance osservata e competenza effettiva. La performance rinvia al risultato manifestato in una situazione specifica, mentre la competenza riguarda una capacità più ampia, trasferibile e sviluppabile. Una sola osservazione può quindi generare inferenze eccessive. Levati e Mariani sottolineano che il comportamento osservato diventa

¹³ DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 80.

interpretabile solo se ricondotto al contesto e correlato a una griglia di riferimento; in caso contrario resta un dato isolato, esposto a interpretazioni arbitrarie ¹⁴.

Da qui deriva la necessità di criteri comuni e osservabili. Una competenza, per essere valutata, deve essere tradotta in indicatori comportamentali: non basta affermare di voler misurare leadership, problem solving o comunicazione, ma occorre stabilire quali comportamenti rendano riconoscibili tali dimensioni. La standardizzazione nasce proprio da questo passaggio: dalla competenza astratta al comportamento osservabile, dal giudizio generale all'evidenza documentabile. Perché tale passaggio sia coerente, la job analysis rappresenta il punto di partenza del processo. Prima di valutare una competenza, l'organizzazione deve chiarire quali competenze siano realmente richieste dal ruolo. La job description non ha quindi una funzione solo amministrativa, ma costituisce una base metodologica della valutazione, poiché descrive compiti e responsabilità richiesti a chi ricopre una determinata posizione ¹⁵. Senza questa fase preliminare, il rischio è misurare caratteristiche interessanti ma non pertinenti rispetto al ruolo. Accanto alla definizione del ruolo, anche la definizione degli obiettivi valutativi è essenziale. Un processo di skill evaluation può essere orientato alla selezione, allo sviluppo, alla formazione, alla mobilità interna o alla valutazione del potenziale. Ogni finalità richiede strumenti e criteri differenti. Del Pianto sottolinea infatti che obiettivi non chiari o non dichiarati possono compromettere la validità dell'intero processo

¹⁴ LEVATI, W., MARIANI, M. G., Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale, Carocci Faber, Roma, 2004, pp. 89–90.

¹⁵ DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 44.

valutativo ¹⁶. La standardizzazione richiede quindi coerenza tra finalità, criteri, prove e interpretazione dei risultati.

In questo quadro, l'Assessment Center rappresenta una metodologia significativa, perché consente di osservare competenze attraverso più strumenti, situazioni e valutatori. Esso combina esercitazioni individuali e di gruppo, prove situazionali, simulazioni, role play, analisi di casi e colloqui strutturati. La sua forza metodologica consiste nella possibilità di raccogliere evidenze diverse sulla stessa competenza, riducendo il rischio che il giudizio dipenda da un solo momento valutativo. Per rendere tali evidenze realmente confrontabili, le griglie di valutazione e le rubriche sono centrali. Una griglia ben costruita indica quali competenze osservare, quali indicatori considerare, quali livelli distinguere e quali evidenze collegare a ciascun livello. In riferimento all'Assessment Center, Levati e Mariani affermano che "La griglia di analisi è costituita dall'insieme delle caratteristiche psicologiche che si intendono rilevare e rappresenta il riferimento concettuale indispensabile per realizzare un Assessment Center; gli strumenti e le prove dell'Assessment Center verranno scelti o costruiti in base a essa" ¹⁷. La griglia non è dunque un semplice supporto operativo, ma il dispositivo che collega l'oggetto della valutazione agli strumenti utilizzati per rilevarlo. La standardizzazione riguarda anche il peso attribuito alle dimensioni valutative. Del Pianto evidenzia che la griglia di ponderazione consente di rilevare il peso delle attività rispetto alla posizione lavorativa e di verificare il peso di ciascuna dimensione rispetto

¹⁶ DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 42.

¹⁷ LEVATI, W., MARIANI, M. G., Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale, Carocci Faber, Roma, 2004, p. 53.

alle attività effettivamente richieste dal ruolo ¹⁸. In questo modo, la valutazione non elenca competenze astratte, ma le collega alla loro rilevanza concreta nella posizione considerata.

La qualità del processo dipende inoltre dal ruolo degli assessor. La standardizzazione non elimina la responsabilità del valutatore, ma la rende più qualificata: l'assessor deve osservare, registrare, distinguere comportamenti rilevanti da elementi accessori ed evitare inferenze premature ¹⁹. Quando più assessor partecipano alla valutazione, diventa necessario che scale, indicatori e declaratorie siano interpretati in modo omogeneo. Levati e Mariani richiamano, in questa prospettiva, l'importanza di definizioni chiare per costruire significati condivisi e un linguaggio comune tra assessor e organizzazione ²⁰. A completare il processo interviene la tracciabilità. Un giudizio tracciabile è ricostruibile: permette di capire quali competenze sono state valutate, attraverso quali prove, con quali criteri, da quali assessor e sulla base di quali evidenze. Questo aspetto è coerente con gli standard internazionali sui servizi di assessment, che richiamano la necessità di procedure e metodi per valutare persone in contesti lavorativi e organizzativi ²¹.

Il passaggio dalla soggettività alla standardizzazione non deve però essere frainteso. Standardizzare non significa rendere la valutazione completamente neutrale né

¹⁸ DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 52.

¹⁹ DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 76.

²⁰ LEVATI, W., MARIANI, M. G., Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale, Carocci Faber, Roma, 2004, p. 64.

²¹ ISO, ISO 10667-1:2020 — Assessment service delivery — Procedures and methods to assess people in work and organizational settings — Part 1: Requirements for the client, International Organization for Standardization, 2020.

trasformare la competenza in un dato immediatamente oggettivo. Le competenze, soprattutto quelle trasversali e comportamentali, richiedono sempre un lavoro interpretativo. L'oggettività della skill evaluation coincide quindi non con l'eliminazione della soggettività, ma con la costruzione di un processo metodologicamente controllato. Levati e Mariani descrivono la diagnosi come un'attività fondata su metodologia rigorosa, formulazione di ipotesi, confronto delle informazioni e verifica della loro coerenza ²². Il punto decisivo, quindi, non è eliminare ogni componente interpretativa, ma renderla esplicita, documentata e confrontabile. La standardizzazione permette proprio questo: costruire un processo in cui competenze, criteri, prove, griglie, assessor e risultati siano collegati in modo coerente e ricostruibile. Su tale base metodologica può innestarsi anche il supporto della tecnologia, che diventa utile non perché sostituisce il giudizio valutativo, ma perché può rafforzare la tracciabilità, l'archiviazione e la comparabilità delle informazioni raccolte.

1.4. TECNOLOGIA COME PONTE VERSO L'AI NELLA SKILL EVALUATION

La standardizzazione della valutazione descritta nel paragrafo precedente consente di comprendere il ruolo della tecnologia come passaggio intermedio verso l'intelligenza artificiale nei processi HR. L'AI, infatti, non si inserisce in un contesto ancora analogico, ma in un ambiente già trasformato dalla digitalizzazione. In senso ampio, la digitalizzazione riguarda l'adozione di tecnologie digitali nei processi organizzativi, mentre la digitizzazione indica la conversione di informazioni e procedure in dati

²² LEVATI, W., MARIANI, M. G., Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale, Carocci Faber, Roma, 2004, p. 87.

digitali ²³. Applicata alla gestione delle risorse umane, tale distinzione aiuta a comprendere il passaggio da archivi cartacei e procedure frammentate a sistemi digitali condivisi. La tecnologia, in questa fase, non coincide ancora con il giudizio valutativo, ma crea le condizioni affinché esso possa essere sostenuto da dati più ordinati, recuperabili e confrontabili. I dati CIPD mostrano un crescente utilizzo di strumenti digitali in attività di recruiting, onboarding, applicant tracking systems, online tests e video interviews ²⁴. Per la skill evaluation, il punto decisivo non è ancora la presenza di AI, ma la progressiva trasposizione digitale di fasi già esistenti del processo valutativo: raccolta delle candidature, somministrazione delle prove, archiviazione degli esiti e gestione dei profili.

In rapporto alla tracciabilità affrontata nel paragrafo 1.3, la digitalizzazione rende più semplice documentare e conservare prove, punteggi, griglie, feedback e profili di competenza, rafforzando la possibilità di ricostruire il percorso che conduce al giudizio finale. In questo senso, la tecnologia non sostituisce la standardizzazione metodologica, ma può rafforzarla. Questa continuità con l'assessment tradizionale emerge anche dal modo in cui le informazioni valutative vengono organizzate prima del giudizio finale. Del Pianto osserva che “Generalmente, prima della valutazione finale, allo scopo di aumentarne l'oggettività, le informazioni rilevate sono sottoposte ad una serie di elaborazioni statistiche, tese a trasformarle in variabili quantitative” ²⁵. Ciò mostra che la digitalizzazione non nasce dal nulla: prima che i dati vengano archiviati in

²³ EUROFOUND, Digitisation in the workplace, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 202

²⁴ CIPD, Resourcing and talent planning report 2024, Chartered Institute of Personnel and Development, London, 2024

²⁵ DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 84.

piattaforme o letti attraverso dashboard, essi devono essere resi descrivibili, ordinabili e confrontabili.

A partire da questa trasformazione, assume rilievo il tema della people analytics. Il CIPD la definisce come l'analisi dei dati sulle persone finalizzata a supportare decisioni organizzative più informate ²⁶. In una prospettiva di skill evaluation, ciò significa utilizzare i dati non solo per registrare eventi passati, ma anche per leggere skill gap, fabbisogni formativi, aree di sviluppo e possibili traiettorie professionali. Tuttavia, raccogliere molti dati non equivale automaticamente a valutare meglio: il valore della tecnologia dipende dalla pertinenza delle informazioni, dalla loro contestualizzazione e dal collegamento con obiettivi chiari. Questo punto è essenziale per evitare un equivoco frequente: la tecnologia non sostituisce la responsabilità valutativa, ma può renderla più informata e documentabile. Griglie, prove situazionali, Assessment Center e piattaforme digitali non eliminano la necessità di interpretazione umana; piuttosto, contribuiscono a ridurre il peso di impressioni episodiche e informazioni disperse.

Su questa base si comprende il ponte verso l'intelligenza artificiale. L'AI deve essere collocata dentro una trasformazione digitale più ampia, caratterizzata da upskilling, reskilling, automazione, sistemi informativi, repertori di competenze e capacità analitiche ²⁷. Prima che intervengano strumenti AI-supported devono esistere dati, standard descrittivi, piattaforme e capacità organizzative di interpretazione. Per questo motivo, non tutto ciò che è digitale è AI: database di competenze, test online, dashboard o sistemi HR possono essere strumenti digitali avanzati senza essere necessariamente sistemi di intelligenza artificiale. L'AI rappresenta un livello ulteriore, che verrà

²⁶ CIPD, People analytics — Factsheet, Chartered Institute of Personnel and Development, 2025.

approfondito nel capitolo successivo, quando il sistema non si limiterà più ad archiviare o ordinare informazioni, ma contribuirà a generare classificazioni, previsioni, raccomandazioni o supporti decisionali. La tecnologia costituisce quindi il ponte tra la standardizzazione metodologica descritta nel primo capitolo e l'analisi degli strumenti AI-supported affrontata nel secondo. La digitalizzazione può sostenere la skill evaluation attraverso maggiore tracciabilità, comparabilità e continuità del processo valutativo, ma non garantisce da sola una valutazione valida, affidabile ed equa. Il giudizio valutativo non può essere ridotto alla semplice disponibilità di dati: proprio da questa distinzione tra digitalizzazione e AI prende avvio il secondo capitolo.

²⁷ CEDEFOP, Digital skills ambitions in action, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2024

CAPITOLO 2:

AI E SKILL EVALUATION: STRUMENTI E CONDIZIONI PER UN’OGGETTIVITÀ CONTROLLATA

2.1. DALLO SCORING ALLA SIMULAZIONE: GLI STRUMENTI AI-SUPPORTED NELLA SKILL EVALUATION

Dopo aver chiarito che la digitalizzazione rende la valutazione delle competenze più archiviabile, tracciabile e confrontabile, occorre distinguere quando tale infrastruttura diventa effettivamente terreno di applicazione dell’intelligenza artificiale. La distinzione è essenziale: un database di competenze, un portale HR, un test online o una dashboard non sono automaticamente AI. Secondo la definizione aggiornata dell’OECD, un sistema di intelligenza artificiale è “a machine-based system that, for explicit or implicit objectives, infers, from the input it receives, how to generate outputs” ²⁸. L’AI entra quindi nella skill evaluation quando, a partire da dati disponibili, il sistema contribuisce a produrre output valutativi, come punteggi, classificazioni, raccomandazioni, previsioni o supporti decisionali. In questa prospettiva, l’AI non rappresenta una rottura improvvisa rispetto alla digitalizzazione descritta nel Capitolo 1, ma un livello ulteriore della trasformazione dei processi HR. Cedefop colloca infatti l’adozione dell’intelligenza artificiale dentro un cambiamento più ampio, composto da digitalizzazione, automazione, upskilling, reskilling e investimenti organizzativi ²⁹.

²⁸ OECD, *Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system*, OECD Artificial Intelligence Papers, n. 8, OECD Publishing, Paris, 2024.

²⁹ CEDEFOP, *Digital skills ambitions in action: Cedefop’s skills forecast digitalisation scenario*, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2024

Prima che possano essere utilizzati strumenti AI-supported, devono quindi esistere dati ordinati, standard descrittivi, repertori di competenze, piattaforme digitali e capacità organizzative di interpretazione. L'AI non sostituisce questi presupposti, ma opera su di essi.

Il ruolo dell'AI nella skill evaluation non deve però essere inteso come sostituzione automatica del valutatore. Essa può ampliare la capacità di elaborare evidenze valutative già raccolte o prodotte in forma digitale, ma il suo output non coincide con il giudizio finale. Il documento SIOP sugli AI-based assessments considera questi strumenti come sistemi capaci di produrre punteggi o indicazioni utilizzabili in decisioni di selezione e promozione, ma richiama la necessità che siano sviluppati, validati e utilizzati secondo criteri comparabili a quelli degli assessment tradizionali ³⁰. Di conseguenza, l'AI può rendere la valutazione più analitica e sistematica, ma non elimina la responsabilità interpretativa del processo.

Una prima area applicativa è costituita da scoring, ranking e classificazione. Lo scoring automatizzato attribuisce un punteggio, un profilo o un indice sintetico a partire da risposte, comportamenti osservati, interazioni digitali o dati documentali; il ranking ordina candidati o profili secondo criteri definiti; la classificazione assegna soggetti, esperienze o competenze a categorie, cluster o livelli. Tuttavia, ordinare o classificare non significa ancora valutare in senso pieno. Il punteggio prodotto dal sistema è un output intermedio, che può orientare una decisione, ma deve essere interpretato alla luce del ruolo, delle competenze osservate e degli obiettivi valutativi. La continuità con l'assessment tradizionale è evidente: già nell'Assessment Center le informazioni

³⁰ SOCIETY FOR INDUSTRIAL AND ORGANIZATIONAL PSYCHOLOGY, *Considerations and Recommendations for the Validation and Use of AI-Based Assessments for Employee Selection*, 2023.

qualitative potevano essere sottoposte a elaborazioni statistiche per essere trasformate in variabili quantitative ³¹. Lo scoring AI-supported può quindi essere letto come evoluzione tecnologica di una logica precedente, non come garanzia automatica di oggettività.

Una seconda area riguarda l'analisi automatizzata di testi e documenti. Le applicazioni di Natural Language Processing in ambito HR possono supportare skill extraction, classificazione di CV e job posting, normalizzazione dei job title, text matching e analisi semantica di esperienze professionali o risposte aperte ³². In questo modo, curriculum, lettere motivazionali, job description, trascrizioni di colloqui e testi prodotti dai candidati non vengono trattati soltanto come documenti da archiviare, ma come fonti da cui inferire competenze dichiarate, coerenze semantiche, esperienze professionali e possibili gap formativi. Nella skill evaluation, tali strumenti possono quindi collegare in modo più sistematico competenze possedute, competenze richieste e percorsi professionali. Una logica simile può riguardare le video-interviste AI-supported. Una video-interview digitale è semplicemente un'intervista svolta tramite piattaforma; diventa invece AI-supported quando le risposte registrate vengono analizzate, pre-elaborate o trasformate in output valutativi da un sistema algoritmico. Il SIOP include tra gli esempi di AI-based assessments anche l'automated scoring of video interviews³³ [30]. In questo caso, l'AI non svolge soltanto una funzione logistica, ma interviene nella produzione di punteggi, classificazioni o sintesi utili al processo decisionale. Nel

³¹ DEL PIANTO, E., *Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore*, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 84.

³² OTANI, N., OKUYAMA, M., ZHANG, M., VAN DER GOOT, R., PLANK, B., *Natural Language Processing for Human Resources*, in *Proceedings of NAACL Industry Track 2025*, 2025

³³ SOCIETY FOR INDUSTRIAL AND ORGANIZATIONAL PSYCHOLOGY, *Considerations and Recommendations for the Validation and Use of AI-Based Assessments for Employee Selection*, 2023.

presente paragrafo è sufficiente descrivere la funzione dello strumento; i rischi di discriminazione, opacità e sovra-affidamento saranno affrontati nel 2.2.

Una terza area comprende simulazioni digitali, serious games e job simulation. Qui la continuità con l'assessment tradizionale è particolarmente forte, perché la logica resta quella delle prove situazionali: osservare la competenza in azione dentro scenari costruiti. Le game-related assessments possono essere utilizzate nella selezione del personale, ma la letteratura mostra che i loro vantaggi rispetto ai metodi convenzionali non devono essere dati per scontati ³⁴. Il valore di serious games e simulazioni non risiede quindi nel carattere ludico o tecnologico in sé, ma nella possibilità di osservare comportamenti, decisioni, tempi di risposta, strategie, errori e correzioni. Questi dati diventano valutativamente utili solo se collegati a dimensioni di competenza definite in precedenza. L'ultima area riguarda predictive analytics, matching e sistemi di raccomandazione. In questo caso, l'AI può essere impiegata per collegare skill possedute, skill richieste, vacancy, percorsi formativi, mobilità interna e fabbisogni futuri. La people analytics distingue tra analisi descrittiva, predittiva e prescrittiva: la prima descrive ciò che è accaduto, la seconda prova a stimare sviluppi futuri, la terza può suggerire strategie o interventi³⁵. Nella skill evaluation, ciò può tradursi in raccomandazioni di corsi, suggerimenti di riallocazione interna, shortlist di candidati, individuazione di skill gap o proposte di sviluppo professionale. Anche in questo caso, però, l'output del sistema non deve essere confuso con la decisione finale: esso orienta, sintetizza e suggerisce, ma richiede interpretazione umana.

³⁴ RAMOS-VILLAGRASA, P. J., FERNÁNDEZ-DEL-RÍO, E., CASTRO, Á., *Game-related assessments for personnel selection: A systematic review*, "Frontiers in Psychology", vol. 13, 2022.

³⁵ CIPD, *People analytics*, Chartered Institute of Personnel and Development, 2025.

Le diverse applicazioni AI-supported analizzate mostrano quindi come l'intelligenza artificiale possa intervenire in più fasi della skill evaluation: dalla produzione di punteggi e classificazioni all'analisi testuale, dalle video-interviste alle simulazioni, fino ai sistemi predittivi e di raccomandazione. Il loro contributo consiste nel trattare informazioni complesse e nel restituire segnali utili al processo valutativo, ma tali output non coincidono con il giudizio finale. La capacità dell'AI di rendere la valutazione più analitica, adattiva e predittiva resta infatti subordinata alla qualità dei dati, alla coerenza degli strumenti, alla validità delle prove e alla responsabilità di chi interpreta i risultati. Da qui emerge il problema dei limiti dell'oggettività algoritmica, dei rischi di bias, opacità e sovra-affidamento che devono essere controllati.

2.2. I LIMITI DELL'OGGETTIVITÀ ALGORITMICA: BIAS, DISCRIMINAZIONE E CONTROLLO UMANO

Dopo aver descritto gli strumenti AI-supported nella skill evaluation, occorre chiarire che la loro capacità di produrre punteggi, classificazioni o raccomandazioni non equivale automaticamente a oggettività. L'AI può aumentare rapidità, capacità di analisi e comparabilità degli output valutativi, ma non elimina le condizioni metodologiche, organizzative e sociali entro cui tali output vengono prodotti. Non è casuale che l'AI Act europeo collochi tra i sistemi ad alto rischio quelli impiegati in reclutamento, selezione, valutazione, assegnazione di compiti e gestione del rapporto di lavoro, poiché tali strumenti possono incidere sulle opportunità professionali, sulle condizioni di carriera e sui diritti dei lavoratori ³⁶. Il primo limite dell'oggettività algoritmica riguarda il fatto che l'algoritmo non è un osservatore neutrale. La sua apparenza di imparzialità

³⁶ UNIONE EUROPEA, *Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence*, 2024.

deriva spesso dal linguaggio numerico con cui restituisce punteggi, ranking o classificazioni; tuttavia, il formato matematico dell'output non elimina le scelte che precedono la sua generazione. Il NIST propone una lettura socio-tecnica del bias, mostrando che i rischi non derivano soltanto dal codice, ma dall'interazione tra dati, scelte umane, contesti organizzativi, bias sistemici e obiettivi operativi³⁷. L'oggettività algoritmica deve quindi essere intesa come oggettività condizionata: dipende dai dati raccolti, dalle variabili selezionate, dai proxy utilizzati e dalle metriche che il sistema viene addestrato a ottimizzare. Il primo luogo in cui questa soggettività si sedimenta è il dato. Se i dati storici riflettono squilibri preesistenti, carriere diseguali, sottorappresentazioni o pratiche organizzative selettive, il sistema non apprende una competenza "pura", ma pattern che incorporano la storia sociale e istituzionale da cui provengono. Dataset incompleti, non rappresentativi o riutilizzati fuori contesto possono quindi produrre esiti distorti, soprattutto quando alcuni gruppi risultano sottorappresentati o descritti attraverso informazioni meno complete. In questi casi, l'automazione può rendere più stabile il giudizio, ma anche più stabile l'errore. Per questo il NIST osserva che "AI technologies can be perfectly accurate and still contribute to harmful outcomes"³⁸.

Il secondo limite riguarda il proxy problem. Molte competenze rilevanti per la skill evaluation, come potenziale, adattabilità, problem solving, leadership o coerenza con il ruolo, non sono direttamente osservabili. Di conseguenza, il modello può sostituirle con indicatori più facili da misurare, ma non necessariamente pertinenti: durata

³⁷ NIST, *Towards a Standard for Identifying and Managing Bias in Artificial Intelligence*, NIST Special Publication 1270, 2022.

³⁸ NIST, *Towards a Standard for Identifying and Managing Bias in Artificial Intelligence*, NIST Special Publication 1270, 2022.

dell'esperienza precedente, produttività passata, distanza dal luogo di lavoro, modalità espressive, rapidità di risposta o familiarità con strumenti digitali possono diventare segnali valutativi senza coincidere realmente con la competenza. Il rischio è che il sistema non misuri la capacità professionale, ma una sua rappresentazione semplificata e influenzata da condizioni sociali, biografiche o organizzative che non dovrebbero incidere sulla valutazione. A questo si collega la logica di ottimizzazione del modello. Un sistema AI può massimizzare velocità, efficienza, capacità predittiva o riduzione dei costi, ma questi obiettivi non coincidono necessariamente con validità, equità o qualità della valutazione. Il documento SIOP sugli AI-based assessments richiama infatti la necessità che tali strumenti siano sviluppati, validati e utilizzati secondo criteri rigorosi, evitando di privilegiare rapidità o convenienza a scapito della validità dei punteggi prodotti ³⁹. Nella skill evaluation, l'output algoritmico deve sempre essere interpretato in rapporto al costrutto misurato, al ruolo, agli obiettivi della valutazione e alle decisioni che ne derivano.

Un ulteriore limite riguarda l'opacità. Anche quando un sistema non è una “black box” in senso tecnico, può esserlo in senso organizzativo: recruiter, manager, assessor e candidati possono non comprendere pienamente come siano prodotti ranking, raccomandazioni o punteggi. L'OECD osserva che, nell'algorithmic management, emergono criticità legate ad accountability poco chiara, scarsa spiegabilità e difficoltà nel comprendere raccomandazioni o decisioni prodotte dal software ⁴⁰. Nella skill evaluation, questa opacità è problematica perché un output valutativo non dovrebbe

³⁹ SOCIETY FOR INDUSTRIAL AND ORGANIZATIONAL PSYCHOLOGY, *Considerations and Recommendations for the Validation and Use of AI-Based Assessments for Employee Selection*, 2023.

⁴⁰ OECD, *Algorithmic Management in the Workplace*, OECD Publishing, Paris, 2025.

essere accettato come esito autosufficiente. Come ricordano Levati e Mariani, “Il comportamento avulso dal contesto è impossibile da interpretare” ⁴¹. Lo stesso vale per l’output algoritmico: un punteggio o una raccomandazione acquistano significato solo se ricondotti al contesto, alla prova, al ruolo e alla finalità valutativa.

È qui che il tema dell’automation bias diventa centrale. Il rischio non è soltanto che il sistema sbagli, ma che il decisore umano accetti l’output perché prodotto da una tecnologia percepita come più oggettiva. Il JRC mostra che l’oversight umano può diventare inefficace in due direzioni opposte: automation bias, quando il decisore si conforma eccessivamente all’AI, e algorithm aversion, quando rifiuta il risultato algoritmico sostituendolo con preferenze personali potenzialmente distorte ⁴². Né la macchina né l’essere umano, presi isolatamente, garantiscono quindi una decisione corretta: la qualità del processo dipende dal modo in cui l’interazione uomo-AI viene progettata, formata e controllata. Per questo motivo, il controllo umano non può essere ridotto a una firma finale o a una supervisione puramente formale. L’EDPS chiarisce che l’human oversight è significativo solo se comporta un coinvolgimento attivo capace di migliorare la qualità della decisione ⁴³. La supervisione deve quindi fondarsi su competenza tecnica e metodologica, autorità effettiva di intervento e possibilità concreta di contestare, correggere o interrompere l’uso dell’output quando esso risulti incoerente con il ruolo, con le evidenze disponibili o con i criteri valutativi.

⁴¹ LEVATI, W., MARIANI, M. G., *Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale*, Carocci Faber, Roma, 2004, p. 90

⁴² EUROPEAN COMMISSION JOINT RESEARCH CENTRE, *The Impact of Human-AI Interaction on Discrimination: A Large Case Study on Human Oversight of AI-Based Decision Support Systems in Lending and Hiring Scenarios*, Publications Office of the European Union, 2025.

⁴³ EUROPEAN DATA PROTECTION SUPERVISOR, *TechDispatch: Human Oversight of Automated Decision-Making*, 2025

Se l'oggettività algoritmica è condizionata, anche monitoraggio, audit e taratura continua diventano indispensabili. Non basta progettare correttamente il sistema nella fase iniziale: occorre verificarne il funzionamento nel tempo, perché dati, contesti organizzativi, popolazioni valutate e criteri di ruolo possono cambiare ⁴⁴. L'AI può quindi aumentare struttura, rapidità e capacità analitica della skill evaluation, ma non elimina la soggettività della valutazione: la sposta nei dati, nei proxy, nelle metriche, nei workflow e nel modo in cui gli esseri umani interpretano l'output. Da questo limite deriva la necessità di definire condizioni di governance, trasparenza, privacy e accountability capaci di rendere responsabile l'uso dell'AI nei processi valutativi.

2.3. GOVERNANCE E CONFORMITÀ: TRASPARENZA, PRIVACY E ACCOUNTABILITY

Dopo aver chiarito che l'AI applicata alla skill evaluation non garantisce automaticamente oggettività, occorre comprendere a quali condizioni il suo uso possa restare trasparente, documentabile e riconducibile a responsabilità umane effettive. La governance non è un'aggiunta burocratica esterna alla valutazione delle competenze, ma una condizione interna di legittimità: se un sistema produce punteggi, classificazioni, raccomandazioni o indicatori che incidono su selezione, sviluppo, formazione, mobilità interna o avanzamento professionale, l'organizzazione deve poter spiegare perché lo utilizza, con quali dati, entro quali limiti, con quali controlli e con quale responsabilità finale. Questa impostazione è coerente con le Linee guida del Ministero del Lavoro, che richiamano un'adozione dell'AI nel lavoro fondata su trasparenza, tutela dei diritti,

⁴⁴ NIST, *Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0)*, NIST AI 100-1, 2023.

responsabilità chiare, documentazione, tracciabilità e supervisione umana ⁴⁵. La governance traduce quindi in regole organizzative il passaggio logico dei paragrafi precedenti: gli strumenti AI-supported possono generare output utili, ma tali output devono essere inseriti in un assetto che permetta di comprenderli, controllarli, contestarli e ricondurli a una decisione umana.

Il primo riferimento essenziale è l'AI Act. Ai fini della skill evaluation, il punto decisivo è che il regolamento europeo considera ad alto rischio i sistemi impiegati in ambito occupazionale e nella gestione dei lavoratori, ad esempio per filtrare candidature, valutare candidati, supportare decisioni di assunzione o incidere su assegnazione di compiti, promozione e gestione del rapporto di lavoro ⁴⁶. Per questi sistemi sono richieste garanzie rafforzate, tra cui gestione del rischio, qualità dei dati, documentazione, tracciabilità, trasparenza, accuratezza, robustezza e supervisione umana. La responsabilità, quindi, non si esaurisce nel software o nel provider, ma riguarda anche l'organizzazione che decide di usare l'output algoritmico in un processo valutativo. In questo quadro, l'human oversight assume un ruolo centrale. Nel paragrafo 2.2 è stato analizzato come risposta al rischio di automation bias; qui rileva come presidio giuridico-organizzativo. Il Ministero del Lavoro esprime il principio in modo netto: “La supervisione umana deve essere reale e non meramente formale” ⁴⁷. Una firma finale o una presenza umana solo nominale non bastano: il valutatore o il responsabile HR deve avere competenza, autorità e informazioni sufficienti per

⁴⁵ MINISTERO DEL LAVORO E DELLE POLITICHE SOCIALI, *Linee guida per l'implementazione dell'IA nel mondo del lavoro*, 2025.

⁴⁶ UNIONE EUROPEA, *Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence*, 2024

⁴⁷ MINISTERO DEL LAVORO E DELLE POLITICHE SOCIALI, *Linee guida per l'implementazione dell'IA nel mondo del lavoro*, 2025.

comprendere l'output, correggerlo, contestarlo o interromperne l'uso quando risulti incoerente con il ruolo, con le evidenze disponibili o con i criteri dichiarati.

Il secondo riferimento è il GDPR. La skill evaluation AI-supported tratta dati personali in modo rilevante: CV, risultati di test, risposte testuali, dati professionali, informazioni sulla performance, metadati comportamentali e, in alcuni casi, immagini, voce o dati inferenziali. Per questo il trattamento deve rispettare liceità, correttezza, trasparenza, limitazione della finalità, minimizzazione, accuratezza, sicurezza e accountability ⁴⁸. La minimizzazione è particolarmente importante: non devono essere raccolti tutti i dati tecnicamente disponibili, ma solo quelli adeguati, pertinenti e necessari rispetto alla finalità valutativa dichiarata. La governance serve inoltre a evitare che l'AI produca decisioni senza decisore. In assenza di ruoli chiari, l'errore può disperdersi tra provider, HR, manager, IT, compliance e valutatori, rendendo opaca la catena della responsabilità. L'OECD sottolinea, nel management algoritmico, l'importanza di chiarire responsabilità, spiegazioni, revisione e possibilità di redress quando i sistemi incidono su diritti, sicurezza e opportunità dei lavoratori ⁴⁹. Documentazione, logging e audit diventano quindi strumenti operativi di accountability, perché rendono il giudizio ricostruibile, verificabile, riesaminabile e attribuibile.

La governance, quindi, non si esaurisce nella presenza di informative, registrazioni o controlli formali, ma richiede un quadro organizzativo stabile entro cui l'uso dell'AI sia pianificato, monitorato e migliorato. La ISO/IEC 42001 si colloca in questa prospettiva, presentando l'AI management system come un riferimento per stabilire, implementare,

⁴⁸ PARLAMENTO EUROPEO E CONSIGLIO DELL'UNIONE EUROPEA, *Regulation (EU) 2016/679 — General Data Protection Regulation*, 2016.

⁴⁹ OECD, *Algorithmic Management in the Workplace*, OECD Publishing, Paris, 2025.

mantenere e migliorare politiche, ruoli, processi e controlli sull'uso dell'intelligenza artificiale ⁵⁰. Tale presidio consente di rafforzare la legittimità del processo, ma non risolve da solo il problema della qualità della misura: resta necessario verificare se lo strumento produca inferenze valide, affidabili e coerenti con la competenza valutata.

2.4. QUALITÀ DELLA MISURA: VALIDITÀ E AFFIDABILITÀ NELLA VALUTAZIONE AI-SUPPORTED

Governance e conformità sono condizioni necessarie, ma non sufficienti. Un sistema AI-supported può essere documentato, registrato, formalmente trasparente e presidiato da supervisione umana, ma restare comunque metodologicamente debole rispetto alla competenza che pretende di misurare. Il trattamento corretto dei dati, la presenza di informative e l'assegnazione di responsabilità non coincidono infatti con la qualità della misura. La domanda decisiva, per la skill evaluation, è un'altra: il sistema misura davvero la competenza che dichiara di misurare? I dati sono pertinenti rispetto al ruolo? L'output consente inferenze valide sul profilo professionale della persona? Questo passaggio chiude il percorso avviato nei paragrafi precedenti. Il paragrafo 2.1 ha descritto gli strumenti AI-supported; il paragrafo 2.2 ha mostrato i limiti dell'oggettività algoritmica; il paragrafo 2.3 ha individuato le condizioni di governance e accountability. Il paragrafo 2.4 riporta ora il discorso al fondamento metodologico della valutazione: validità, affidabilità, equità, coerenza tra obiettivi e strumenti, interpretazione degli output e validazione continua. La conformità normativa rappresenta una soglia minima; la qualità della misura è invece la condizione sostanziale affinché la skill evaluation supportata da AI sia realmente utile, difendibile e coerente con il ruolo.

⁵⁰ ISO, *ISO/IEC 42001:2023 — Artificial intelligence management system*, International Organization for Standardization, 2023.

La prima dimensione è la validità. In termini classici, “uno strumento è valido se realmente misura quello che si prefigge di misurare” ⁵¹. Questa definizione, elaborata nell’ambito dell’assessment tradizionale, resta pienamente applicabile alla skill evaluation AI-supported. Uno scoring automatico, un ranking o una raccomandazione non sono validi perché prodotti da un sistema avanzato, ma solo se permettono di trarre inferenze corrette sulla competenza dichiarata. La qualità della valutazione dipende quindi dal nesso tra costrutto, criterio, dati e uso organizzativo. La validità richiede che gli strumenti di selezione e valutazione, anche quando incorporano AI, conducano a giudizi fondati su conoscenze, abilità e caratteristiche realmente rilevanti per il lavoro ⁵². Il problema non è soltanto se il sistema produce un punteggio, ma se da quel punteggio sia possibile ricavare indicazioni pertinenti su performance futura, fabbisogni formativi, potenziale di sviluppo o coerenza con il ruolo. Se non è chiaro che cosa il sistema stia effettivamente misurando, non è possibile stabilire se il risultato sia utile per una decisione organizzativa. Il rischio principale è la sostituzione del costrutto con un proxy. Molti sistemi AI operano attraverso segnali indiretti: somiglianza lessicale tra curriculum e vacancy, rapidità di risposta, struttura linguistica, pattern comportamentali digitali o sequenze decisionali in una simulazione. Tali elementi possono essere informativi, ma non sono automaticamente competenze. Per evitare questo slittamento, la skill evaluation AI-supported deve fondarsi su job analysis, obiettivi valutativi chiari e criteri espliciti. La qualità della validazione dipende dalla capacità di collegare

⁵¹ LEVATI, W., MARIANI, M. G., *Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale*, Carocci Faber, Roma, 2004, p. 32.

⁵² FISHER, S. L., BONACCIO, S., CONNELLY, C. E., GOODMAN, J. M., MCCRUDDEN, M. T., *AI-based tools in selection: Considering the impact on applicants with disabilities*, “Organizational Dynamics”, 2024.

contenuto del ruolo, dimensioni da valutare, strumenti utilizzati e indicatori osservabili
53.

La seconda dimensione è l'affidabilità. Se la validità riguarda ciò che si misura, l'affidabilità riguarda quanto stabilmente lo si misura. In una skill evaluation AI-supported, la stessa persona non dovrebbe ottenere esiti sostanzialmente diversi in condizioni simili, salvo reali cambiamenti della competenza osservata. Tuttavia, l'esistenza di uno score o di una classificazione non costituisce da sola una prova di affidabilità. La stabilità dell'output deve essere verificata rispetto al costrutto, alle condizioni di somministrazione, alle versioni del modello e alla comparabilità tra soggetti e momenti diversi. L'affidabilità diventa particolarmente delicata quando il sistema evolve nel tempo. Se cambiano dataset, soglie decisionali, popolazioni valutate o versioni del modello, il confronto tra esiti ottenuti in momenti diversi può perdere omogeneità. Una valutazione può sembrare affidabile perché produce risultati numericamente stabili, ma risultare metodologicamente debole se quei risultati derivano da indicatori non pertinenti. Misurare stabilmente il costrutto sbagliato non rende la valutazione migliore, ma solo più stabilmente fuorviante.

La terza dimensione è l'equità. Nel contesto AI-supported, l'equità non è un'aggiunta etica esterna alla valutazione, ma una componente della sua qualità. Una misura è debole se funziona bene solo per alcuni gruppi o in determinati contesti e produce svantaggi sistematici per altri. Il JRC sottolinea che la fairness deve essere considerata come processo dinamico e contestuale, da integrare lungo l'intero ciclo di sviluppo e

⁵³ DEL PIANTO, E., *Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore*, FrancoAngeli, Milano, 1999, pp. 42, 100

uso del sistema ⁵⁴. L'esclusione formale di attributi protetti non garantisce da sola esiti equi, perché proxy, dati storici, condizioni di somministrazione e interazioni organizzative possono continuare a generare differenze ingiustificate. La qualità della misura riguarda infine l'interpretazione degli output. Uno score, un ranking o una raccomandazione non equivalgono mai al giudizio valutativo finale: diventano utili solo quando vengono ricondotti a un costrutto, a un ruolo, a criteri espliciti e a un contesto organizzativo. La logica del processo diagnostico resta quindi centrale: i dati elementari diventano informazioni valutative solo quando sono collegati a un quadro di riferimento capace di attribuire coerenza e significato ⁵⁵. Anche l'elaborazione quantitativa non elimina il momento diagnostico, che conserva una natura qualitativa e interpretativa.

La validazione della misura non può quindi essere un atto unico compiuto al momento dell'acquisto o dell'implementazione del software. Del Pianto ricorda che “la validità non è una caratteristica univoca, una verità vera una volta per tutte” ⁵⁶. Nel caso dell'AI, questa affermazione assume particolare rilievo: il sistema può cambiare perché cambiano dati, modelli, soglie decisionali, popolazioni valutate, contesto organizzativo o finalità d'uso. La validità deve perciò essere monitorata nel tempo e verificata rispetto alle condizioni effettive di utilizzo. L'AI può quindi rafforzare la skill evaluation aumentando standardizzazione, tracciabilità, capacità di analisi e velocità di elaborazione; tuttavia, il suo contributo resta subordinato a condizioni metodologiche precise: definizione chiara del costrutto, pertinenza degli indicatori rispetto al ruolo,

⁵⁴ EUROPEAN COMMISSION JOINT RESEARCH CENTRE, *The Impact of Human-AI Interaction on Discrimination: A Large Case Study on Human Oversight of AI-Based Decision Support Systems in Lending and Hiring Scenarios*, Publications Office of the European Union, 2025

⁵⁵ LEVATI, W., MARIANI, M. G., *Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale*, Carocci Faber, Roma, 2004, p. 91.

stabilità dei punteggi, equità della misurazione, interpretazione responsabile degli output e validazione continua. La conformità normativa è necessaria, ma non sufficiente: la solidità della valutazione dipende dalla capacità di verificare nel tempo se lo strumento misura in modo valido, affidabile ed equo ciò che dichiara di misurare. In questa prospettiva, l'oggettività dell'AI nella skill evaluation non può essere assunta come automatica, ma deve essere costruita e controllata attraverso metodo, accountability e responsabilità umana.

⁵⁶ DEL PIANTO, E., *Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore*, FrancoAngeli, Milano, 1999, p. 99.

CONCLUSIONI

Il percorso sviluppato nella tesi consente di rispondere al problema posto in apertura: comprendere a quali condizioni l'intelligenza artificiale possa contribuire alla skill evaluation senza trasformare l'oggettività in un automatismo apparente. L'analisi svolta mostra che l'AI non è una fonte autonoma di oggettività e non può sostituire il giudizio valutativo. Il suo contributo diventa utile solo quando si inserisce in un processo già fondato su competenze definite, criteri espliciti, strumenti coerenti, dati pertinenti e decisioni verificabili.

Il primo risultato emerso è che la skill evaluation non coincide con una semplice osservazione della persona né con la registrazione di una prestazione isolata. Valutare le competenze significa stabilire cosa osservare, tradurre le competenze in indicatori, scegliere strumenti adeguati al ruolo e interpretare le evidenze rispetto a finalità dichiarate. L'oggettività, quindi, non può essere intesa come neutralità assoluta, ma come costruzione metodologica: dipende dalla capacità di ridurre l'arbitrarietà attraverso criteri osservabili, standardizzazione, tracciabilità e responsabilità interpretativa.

Su questa base si comprende anche il ruolo dell'intelligenza artificiale. Gli strumenti AI-supported possono rendere la valutazione più rapida, analitica e comparabile, producendo punteggi, classificazioni, raccomandazioni, analisi testuali, matching e simulazioni digitali. Tuttavia, questi output non coincidono automaticamente con una valutazione corretta: un punteggio non è necessariamente valido, una graduatoria non è necessariamente equa, una raccomandazione non è necessariamente pertinente. L'AI amplia la capacità di elaborare informazioni, ma non elimina il problema centrale della

valutazione: attribuire significato a dati ed evidenze in rapporto a ruolo, costruito e decisione organizzativa.

Da qui emerge uno dei punti più rilevanti della ricerca: l'AI non elimina la soggettività, ma può spostarla in luoghi meno visibili. Essa può sedimentarsi nei dataset, nei proxy scelti per rappresentare competenze complesse, nelle metriche, nei workflow e nel modo in cui l'output algoritmico viene interpretato dagli attori organizzativi. Per questo, l'apparenza numerica del risultato non deve essere confusa con una reale neutralità valutativa.

Governance e controllo umano assumono quindi un ruolo decisivo. L'organizzazione non può delegare la responsabilità al software o al provider tecnologico, ma deve definire dati, limiti, controlli, documentazione e responsabilità finale. Trasparenza, tracciabilità, accountability e possibilità di riesame sono condizioni necessarie affinché la valutazione resti comprensibile e riconducibile a responsabilità umane effettive. Tuttavia, tali condizioni non bastano se lo strumento non misura correttamente la competenza che dichiara di valutare: validità, affidabilità ed equità restano il fondamento della qualità della misura.

La tesi consente quindi di superare sia l'entusiasmo tecnologico acritico sia il rifiuto preventivo dell'AI. L'intelligenza artificiale può contribuire alla skill evaluation solo se ricondotta entro una logica di oggettività controllata, fondata sull'integrazione tra metodo valutativo, qualità della misura, governance e responsabilità umana. Il punto non è affidare all'AI il compito di rendere oggettiva la valutazione, ma utilizzarla come supporto entro un processo capace di rendere più esplicite, documentabili e verificabili le condizioni del giudizio.

RIFERIMENTI

- CEDEFOP, Digital skills ambitions in action: Cedefop's skills forecast digitalisation scenario, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2024, https://www.cedefop.europa.eu/files/4218_en_0.pdf
- CEDEFOP, Skills in transition: The way to 2035, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2023, https://www.cedefop.europa.eu/files/4213_en.pdf
- CIPD, People analytics — Factsheet, Chartered Institute of Personnel and Development, 2025, <https://www.cipd.org/en/knowledge/factsheets/analytics-factsheet/>
- CIPD, Resourcing and talent planning report 2024, Chartered Institute of Personnel and Development, London, 2024, <https://www.cipd.org/globalassets/media/knowledge/knowledge-hub/reports/2024-pdfs/8662-resource-and-talent-planning-2024-report-web.pdf>
- CONFINDUSTRIA – CENTRO STUDI, Indagine sul lavoro 2024 — Nota CSC n. 2/2024, Confindustria, Roma, 2024, https://public.confindustria.it/repository/2025/04/30012738/Nota_CSC_Indagine_lavoro_050824_Confindustria.pdf
- COZZOLINO, M., Soft skills e intelligenza emotiva: come muoversi con successo nell'azienda 4.0, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), Pedagogia e risorse umane. Nuovi scenari nell'era post Covid, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 172–186.
- DEL PIANTO, E., Assessment Center. Tecniche e strumenti per il valutatore, FrancoAngeli, Milano, 1999.
- EUROFOUND, Digitisation in the workplace, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2021, <https://assets.eurofound.europa.eu/f/279033/5f7b7aa5eb/ef21001en.pdf>
- EUROPEAN COMMISSION, Competence — ESCO/EQF definition, European Skills, Competences, Qualifications and Occupations, 2024, <https://esco.ec.europa.eu/en/about-esco/escopedia/escopedia/competence>
- EUROPEAN COMMISSION JOINT RESEARCH CENTRE, The Impact of Human-AI Interaction on Discrimination: A Large Case Study on Human Oversight of AI-Based Decision Support Systems in Lending and Hiring Scenarios, Publications Office of the European Union, 2025, https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/bitstream/JRC139127/JRC139127_01.pdf
- EUROPEAN DATA PROTECTION SUPERVISOR, TechDispatch: Human Oversight of Automated Decision-Making, 2025, https://www.edps.europa.eu/system/files/2025-09/25-09-15_techdispatch-human-oversight_en.pdf

- FISHER, S. L., BONACCIO, S., CONNELLY, C. E., GOODMAN, J. M., MCCRUDDEN, M. T., AI-based tools in selection: Considering the impact on applicants with disabilities, “Organizational Dynamics”, 2024, https://www.hb.fh-muenster.de/opus4/files/18242/Fisher_et_al_OrgDyn2024.pdf
- FONTANELLA, T., Il ruolo delle competenze nella società della conoscenza, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), Pedagogia e risorse umane. Nuovi scenari nell’era post Covid, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 279–290.
- INAPP, Competenze e professioni per il lavoro che cambia, in Rapporto INAPP 2022, INAPP, Roma, 2022, <https://oa.inapp.gov.it/bitstreams/dc915b23-cd7a-412f-a21b-74b3b0136705/download>
- ISO, ISO 10667-1:2020 — Assessment service delivery — Procedures and methods to assess people in work and organizational settings — Part 1: Requirements for the client, International Organization for Standardization, 2020, <https://www.iso.org/standard/74716.html>
- ISO, ISO/IEC 42001:2023 — Artificial intelligence management system, International Organization for Standardization, 2023, <https://www.iso.org/standard/42001>
- LEVATI, W., MARIANI, M. G., Assessment Center. Dalla teoria alla pratica professionale, Carocci Faber, Roma, 2004.
- MINISTERO DEL LAVORO E DELLE POLITICHE SOCIALI, Linee guida per l’implementazione dell’IA nel mondo del lavoro, 2025, https://www.lavoro.gov.it/sites/default/files/stampa-e-media/MLPS-Linee-Guida-IA_3.pdf
- NIST, Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0), NIST AI 100-1, 2023, <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ai/nist.ai.100-1.pdf>
- NIST, Towards a Standard for Identifying and Managing Bias in Artificial Intelligence, NIST Special Publication 1270, 2022, <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/SpecialPublications/NIST.SP.1270.pdf>
- OECD, Algorithmic Management in the Workplace, OECD Publishing, Paris, 2025, https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2025/02/algorithmic-management-in-the-workplace_3c84ed6d/287c13c4-en.pdf
- OECD, Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system, OECD Artificial Intelligence Papers, n. 8, OECD Publishing, Paris, 2024, https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/03/explanatory-memorandum-on-the-updated-oecd-definition-of-an-ai-system_3c815e51/623da898-en.pdf

- OTANI, N., OKUYAMA, M., ZHANG, M., VAN DER GOOT, R., PLANK, B., Natural Language Processing for Human Resources, in Proceedings of NAACL Industry Track 2025, 2025, <https://aclanthology.org/2025.naacl-industry.47.pdf>
- PARLAMENTO EUROPEO E CONSIGLIO DELL'UNIONE EUROPEA, Regulation (EU) 2016/679 — General Data Protection Regulation, 2016, <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/HTML/?uri=CELEX%3A32016R0679>
- PEPE, D., “Atlante Lavoro”: l’universo del lavoro e delle competenze per istituzioni, imprese e cittadini, INAPP, Roma, 2023, <https://oa.inapp.gov.it/bitstreams/eb5df8df-3f61-4628-bdc0-72cf2a0dbba4/download>
- RAMOS-VILLAGRASA, P. J., FERNÁNDEZ-DEL-RÍO, E., CASTRO, Á., Game-related assessments for personnel selection: A systematic review, “Frontiers in Psychology”, vol. 13, 2022, <https://public-pages-files-2025.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2022.952002/pdf>
- SANNINO, G., Gestione strategica delle risorse umane. Analisi e implementazione di un sistema HR, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), Pedagogia e risorse umane. Nuovi scenari nell’era post Covid, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 591–606.
- SOCIETY FOR INDUSTRIAL AND ORGANIZATIONAL PSYCHOLOGY, Considerations and Recommendations for the Validation and Use of AI-Based Assessments for Employee Selection, 2023, <https://www.siop.org/wp-content/uploads/2024/06/Considerations-and-Recommendations-for-the-Validation-and-Use-of-AI-Based-Assessments-for-Employee-Selection-January-2023.pdf>
- UNIONE EUROPEA, Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence, 2024, <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng>

BIBLIOGRAFIA

- AERA, APA, NCME, Standards for Educational and Psychological Testing, American Educational Research Association, Washington, 2014, https://www.testingstandards.net/uploads/7/6/6/4/76643089/standards_2014edition.pdf
- AGIZZA, P., CAPUTO, F., IMPARATO, F., ROMANO, E., L’importanza della formazione continua per le grandi, piccole e medie imprese nell’era dell’industria 4.0: un progetto formativo al servizio delle digital skills, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), Pedagogia e

risorse umane. Nuovi scenari nell'era post Covid, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 73–88.

- BARANYI, V., Systematic literature review on the digital transformation of the personnel selection process, “German Journal of Human Resource Management”, vol. 40, n. 2, 2026, <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/23970022251363012>
- CALCAGNÌ, A., CAO, N., RUBALTELLI, E., LOMBARDI, L., A psychometric modeling approach to fuzzy rating data, 2021, <https://arxiv.org/abs/2102.04273>
- CEDEFOP, Strengthening skills systems in times of transition: Insights from Cedefop’s 2022 European skills index, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2022, https://www.cedefop.europa.eu/files/9169_en.pdf
- CIPD, Effective workforce reporting: Improving people data for business leaders, Chartered Institute of Personnel and Development, London, 2023, https://www.cipd.org/globalassets/media/knowledge/knowledge-hub/reports/workforce-reporting-1_tcm18-113899.pdf
- EUROPEAN COMMISSION, Skills & competences — ESCO; ESCO v1.2, 2024, https://esco.ec.europa.eu/en/classification/skill_main; <https://esco.ec.europa.eu/en/about-esco/escopedia/escopedia/esco-v12>
- EUROPEAN DATA PROTECTION BOARD, Opinion 28/2024 on certain data protection aspects related to the processing of personal data in the context of AI models, 2024, https://www.edpb.europa.eu/system/files/2024-12/edpb_opinion_202428_ai-models_en.pdf
- EUROPEAN PARLIAMENTARY RESEARCH SERVICE, Digitalisation, artificial intelligence and algorithmic management in the workplace: Shaping the future of work, European Parliament, 2025, https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2025/774670/EPRS_STU%282025%29774670_EN.pdf
- GARANTE PER LA PROTEZIONE DEI DATI PERSONALI, Questioni interpretative e applicative in materia di protezione dei dati connesse all’entrata in vigore del d.lgs. 27 giugno 2022, n. 104, 2022, <https://www.garanteprivacy.it/home/docweb/-/docweb-display/docweb/9844960>
- GARANTE PER LA PROTEZIONE DEI DATI PERSONALI, Provvedimento del 13 novembre 2024, docweb n. 10074601, 2024, <https://www.garanteprivacy.it/home/docweb/-/docweb-display/docweb/10074601>
- INTERNATIONAL TASKFORCE ON ASSESSMENT CENTER GUIDELINES, Guidelines and Ethical Considerations for Assessment Center Operations, 2015, <https://doi.org/10.1177/0149206314567780>

- JAVIDMEHR, M., EBRAHIMPOUR, M., Performance appraisal bias and errors, 2015, https://ijol.cikd.ca/article_60464_e664300a56883a0e6b8a49a754f0bd81.pdf
- KAVAS, H., SERRA-VIDAL, M., WANNER, L., Multilingual Skill Extraction for Job Vacancy–Job Seeker Matching in Knowledge Graphs, in Proceedings of the Generative AI and Knowledge Graph Workshop, 2025, pp. 146–155, <https://aclanthology.org/2025.genaik-1.15.pdf>
- MINISTERO DEL LAVORO E DELLE POLITICHE SOCIALI, Piano Nuove Competenze e Transizioni. Decreto interministeriale 29 marzo 2024, Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali, Roma, 2024, <https://www.lavoro.gov.it/documenti-e-norme/normativa/DI-del-29032024-PNRR-M7-RepowerEU-Piano-Nuove-Competenze-Transizioni.pdf>
- MORI, M., SASSETTI, S., CAVALIERE, V., BONTI, M., A systematic literature review on artificial intelligence in recruiting and selection: a matter of ethics, “Personnel Review”, 2025, <https://arpi.unipi.it/retrieve/2d0ab3ca-de2c-4092-84f3-b92882e310be/pr-03-2023-0257.pdf>
- OECD, OECD Skills Outlook 2023: Skills for a Resilient Green and Digital Transition, OECD Publishing, Paris, 2023, https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/11/oecd-skills-outlook-2023_df859811/27452f29-en.pdf
- OECD, Using AI in the Workplace: Opportunities, Risks and Policy Responses, OECD Publishing, Paris, 2024, https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/03/using-ai-in-the-workplace_02d6890a/73d417f9-en.pdf
- ORE, O., SPOSATO, M., Opportunities and risks of artificial intelligence in recruitment and selection, “International Journal of Organizational Analysis”, vol. 30, n. 6, 2022, pp. 1771–1782, <https://www.emerald.com/ijoa/article/30/6/1771/146882>
- PASTORELLA, S., Digital Transformation e HR Agile: la gestione delle risorse umane nell’azienda 4.0, in CORBI, E., MUSELLO, M., SIRIGNANO, F. M. (a cura di), Pedagogia e risorse umane. Nuovi scenari nell’era post Covid, Università degli Studi Suor Orsola Benincasa, Napoli, 2022, pp. 563–576.
- UNIONCAMERE – ANPAL, Domanda di professioni e di formazione delle imprese italiane nel 2022. Sistema Informativo Excelsior, Unioncamere, Roma, 2022, https://excelsior.unioncamere.net/images/pubblicazioni2022/Domanda_professioni_formazione_delle_imprese.pdf
- U.S. OFFICE OF PERSONNEL MANAGEMENT, Structured Interview Guide, U.S. Office of Personnel Management, Washington, 2008, <https://www.opm.gov/policy-data-oversight/assessment-and-selection/structured-interviews/guide.pdf>

- WANG, S., HUANG, J., CHANG, H.-H., Computerized Adaptive Testing for STEM Learning, in Artificial Intelligence for STEM Education Research, Springer Nature, 2026, pp. 87–111, https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-032-06565-0_5
- ZHANG, T., KOUTSOUMPIS, A., OOSTROM, J. K., HOLTROP, D., GHASSEMI, S., DE VRIES, R. E., Can Large Language Models Assess Personality from Asynchronous Video Interviews? A Comprehensive Evaluation of Validity, Reliability, Fairness, and Rating Patterns, “IEEE Transactions on Affective Computing”, 2024, <https://research.tilburguniversity.edu/en/publications/can-large-language-models-assess-personality-from-asynchronous-vi>