



UNIMORE
UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI
MODENA E REGGIO EMILIA

UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI MODENA E REGGIO EMILIA

Dipartimento di Economia “Marco Biagi”

Corso di laurea/laurea magistrale: Direzione e Consulenza D’Impresa

AI APPLICATA ALLA SELEZIONE DEL PERSONALE
FINANZIARIO: UN CASO STUDIO SU BANCA
MEDIOLANUM

Relatore:

Prof. Bordoni Stefano

Tesi di:

Najlaa Habbassi

Anno Accademico 2024-2025

INDICE

0 - INTRODUZIONE	7
1. Contesto e motivazione della ricerca	7
2. Domanda di ricerca e obiettivi	8
3. Metodologia: il paradigma Design Science Research	9
4. Posizionamento nella letteratura e originalità del contributo	10
5. Struttura della tesi	10
1 - Agenti AI e automazione intelligente dei processi	12
1.1 Che cos'è un Agente AI	12
1.1.1 Dalla definizione classica agli agenti basati su LLM.....	13
1.1.2 Le proprietà dell'agente AI applicato alla selezione	14
1.1.3 Autonomia e supervisione umana	15
1.2 Le piattaforme di sviluppo degli agenti: panoramica e scelta di n8n	16
1.2.1 Le alternative considerate.....	17
1.2.2 La scelta di n8n	18
1.3 Agente AI e IA Agentic: una distinzione che conta	19
2 - Il settore bancario italiano e il modello Banca Mediolanum	22
2.1 Il sistema bancario italiano: struttura e dinamiche recenti	22
2.2 La consulenza finanziaria fuori sede: quadro normativo e dinamiche di mercato	23
2.2.1 Il ruolo dell'Albo OCF e della vigilanza IVASS.....	24
2.2.2 L'impatto di MiFID II sulla rete distributiva.....	24
2.3 Banca Mediolanum: storia, valori e posizionamento strategico	25
2.3.1 Fondazione, crescita e identità del Gruppo	25
2.3.2 Il principio fondante: «Una banca costruita intorno alle persone».....	26
2.3.3 L'approccio Life Planning e la centralità della famiglia.....	26
2.4 Il Family Banker: profilo, competenze e ruolo nella rete	27
2.4.1 Requisiti professionali e certificazioni richieste	27
2.4.2 Meritocrazia, sviluppo professionale e autonomia imprenditoriale	28
2.4.3 Mediolanum Corporate University e formazione continua	29
2.5 Le sfide HR di Mediolanum nella selezione della rete	29
3- Stato dell'arte: AI e digitalizzazione nei processi HR	32

3.1 La trasformazione digitale delle Risorse Umane: il paradigma HR 4.0.....	32
3.2 Intelligenza artificiale nel recruiting: tecnologie e applicazioni.....	33
3.2.1 Dai sistemi ATS ai Large Language Models.....	33
3.2.2 Il modello LLaMA 3.3 70B e la scelta di Groq.....	35
3.3 Business Intelligence e HR Analytics	37
3.4 Implicazioni etiche, EU AI Act e GDPR	38
3.4.1 Il rischio di bias algoritmico	38
3.4.2 Il quadro normativo: EU AI Act e GDPR	39
<i>4 - Il Workflow “CV – Selezione”: Funzionalità e Scopi dell’Automazione.....</i>	<i>41</i>
4.1 Quadro sinottico del workflow	41
4.2 Il motore AI: OpenAI Chat Model su Groq.....	44
4.3 Fase 0 — Duplicate Guard.....	44
4.4 Fase 1 — Ricezione e Acquisizione del Curriculum	47
4.5 Fase 2 — Estrazione AI Sequenziale.....	48
4.6 Giunzione: Merge e Normalizzazione	50
4.7 Fase 3 — Valutazione AI Mediolanum-Aligned.....	51
4.7.1 Generazione parallela: riassunto e domande	51
4.7.2 Profilo ideale e valutazione	52
4.7.3 Percentile ranking in tempo reale	53
4.8 Assemblaggio finale e persistenza	53
4.9 Fase 4 — Routing Decisionale e Notifiche	56
4.9.1 Percorso Fast Track (score 8-10)	57
4.9.2 Percorso Standard (score 5-7).....	57
4.9.3 Percorso Rifiuto (score 1-4).....	58
4.10 Circuito di Error Handling.....	61
4.11 Il flusso completo in sessanta secondi	62
<i>5 - Il Workflow “HR Approval Handler”: la Decisione Umana nel Loop.....</i>	<i>64</i>
5.1 Il punto di giunzione: dove si ferma l’AI e dove inizia l’HR	64
5.2 Struttura generale del workflow	64
5.3 Anatomia del flusso: nodo per nodo.....	66
5.3.1 Ricezione della decisione HR	66

5.3.2	Recupero e preparazione dei dati.....	66
5.3.3	La decisione: branching su approve o reject.....	67
5.3.4	Percorso di approvazione	68
5.3.5	Percorso di rifiuto.....	69
5.4	Il paradigma Human-in-the-Loop nella pratica.....	71
5.5	L'interazione tra i due workflow: architettura a coppia	72
5.6	Il ciclo di vita completo della candidatura	73
6	<i>La Dashboard HR: Interfaccia di Business Intelligence per la Selezione.....</i>	75
6.1	Il terzo componente del sistema	75
6.2	L'identità visiva: i design token di Banca Mediolanum	75
6.3	L'architettura dell'applicazione	77
6.3.1	Schermata di login	77
6.4	Il flusso dati: dal database alla visualizzazione	82
6.5	Il gate HR nella dashboard: il collegamento con il workflow di approvazione.....	82
6.6	Mappa dei componenti tecnici.....	83
6.7	Adattabilità e gestione degli errori.....	84
6.8	Il cerchio si chiude	85
7	<i>Valorizzazione del Progetto: Benefici, Impatto e Valore Generato.....</i>	86
7.1	Dal sistema funzionante alla proposta di valore	86
7.2	Impatto operativo: il tempo restituito al recruiter	86
7.2.1	Il costo reale dello screening manuale	86
7.2.2	Cosa fa il sistema nello stesso tempo	87
7.3	Valore economico: costi del sistema e ritorno sull'investimento	88
7.3.1	La struttura dei costi	88
7.3.2	Stima del ritorno sull'investimento	89
7.4	Il confronto con le soluzioni ATS commerciali	90
7.5	Impatto sulla qualità del processo di selezione	91
7.5.1	La coerenza che lo screening manuale non può garantire.....	91
7.5.2	Trentaquattro campi per candidatura: la tracciabilità come patrimonio informativo.....	92
7.5.3	L'esperienza del candidato: nessuno resta senza risposta	93
7.6	Posizionamento normativo: GDPR e EU AI Act	93

7.7 Scalabilità e trasferibilità	94
7.8 Il valore complessivo del progetto	95
8 - Conclusioni, Limiti e Sviluppi Futuri.....	96
8.1 Risposta alla domanda di ricerca.....	96
8.2 Il raggiungimento dei quattro obiettivi	97
8.2.1 Stato dell'arte e giustificazione tecnologica	97
8.2.2 Architettura funzionale	97
8.2.3 Il modello di valutazione	97
8.2.4 Fruibilità per l'HR	98
8.3 I limiti del sistema	98
8.3.1 Assenza di validazione su dati reali di performance	98
8.3.2 Dipendenza dal testo del CV.....	98
8.3.3 Rischio residuo di bias del modello linguistico.....	99
8.3.4 Limiti del prototipo rispetto alla produzione.....	99
8.3.5 Complessità del profilo Family Banker	99
8.4 Sviluppi futuri	100
8.4.1 Validazione predittiva con dati longitudinali	100
8.4.2 Supporto multimodale: oltre il testo	100
8.4.3 Analytics predittiva nella dashboard	100
8.4.4 Integrazione con i sistemi informativi aziendali.....	100
8.4.5 Estensione a profili professionali diversi	101
8.5 Contributo alla conoscenza	101
8.6 Riflessione conclusiva.....	102
<i>BIBLIOGRAFIA.....</i>	<i>104</i>
<i>SITOGRAFIA</i>	<i>108</i>

0 - INTRODUZIONE

1. Contesto e motivazione della ricerca

Negli ultimi anni il rapporto tra intelligenza artificiale e organizzazioni del lavoro ha subito una svolta importante. Non è più qualcosa che appartiene al futuro o a uno scenario “che verrà”: è già presente, integrata nei processi, nelle piattaforme e nelle decisioni quotidiane.

Uno dei settori in cui questa trasformazione è più evidente è quello delle Risorse Umane. Si tratta di un ambito storicamente basato sulle relazioni, ma allo stesso tempo appesantito da attività procedurali che spesso sottraggono tempo ed energia a ciò che conta davvero. Proprio per questo, l'adozione dell'intelligenza artificiale sta assumendo un ruolo sempre più rilevante.

Tra i processi HR, il reclutamento è probabilmente quello in cui l'impatto è più tangibile. Ogni selezione implica la gestione di un numero crescente di candidature, la valutazione secondo criteri spesso complessi e la necessità — tutt'altro che scontata — di mantenere coerenza nei giudizi, indipendentemente dal momento o dalle condizioni in cui vengono espressi.

Sono aspetti su cui l'IA può offrire un supporto concreto e misurabile. Non si tratta di sostituire il lavoro del selezionatore, né di ridurne il valore: al contrario, significa alleggerirlo da attività ripetitive e standardizzabili, permettendogli di concentrarsi su ciò che richiede davvero competenze umane, come l'intuito, l'empatia e la capacità di leggere le sfumature.

È in questo contesto che prende forma il progetto della tesi. Il punto di partenza è concreto: Banca Mediolanum, istituto di riferimento nella consulenza finanziaria fuori sede, gestisce una rete di migliaia di Family Banker distribuiti su tutto il territorio nazionale. Periodicamente si trova a fronteggiare flussi di candidature significativi, e la valutazione manuale di ogni curriculum richiede un investimento di tempo e risorse che, oltre a essere costoso, introduce inevitabilmente una variabilità soggettiva nei giudizi.

Da questa osservazione nasce l'idea: progettare, costruire e testare un sistema automatizzato di screening dei CV. Un agente di intelligenza artificiale capace di estrarre informazioni strutturate dai documenti, valutarle rispetto al profilo del Family Banker e restituire un punteggio ponderato accompagnato da una raccomandazione chiara e interpretabile. Dal punto di vista operativo, il flusso è stato orchestrato attraverso n8n, piattaforma open-source per l'automazione dei processi, e reso accessibile tramite una dashboard interattiva sviluppata in HTML, CSS e JavaScript, collegata in tempo reale a un database Supabase.

La scelta di concentrarsi su Banca Mediolanum non è casuale. Il profilo del Family Banker presenta infatti una complessità selettiva particolarmente elevata: richiede competenze tecniche certificate (normativa finanziaria, pianificazione patrimoniale, conoscenza dei mercati), ma anche spiccate capacità relazionali, come la gestione del cliente, l'ascolto attivo e la fidelizzazione, oltre a una forte componente imprenditoriale, difficilmente riducibile a indicatori formali come il titolo di studio. Proprio questa multidimensionalità rende la costruzione di un modello di scoring una sfida metodologica stimolante: integrare elementi oggettivi e qualitativi in un unico sistema coerente non è banale e, per questo, rappresenta un caso di studio più ricco e significativo rispetto a contesti HR più standardizzati.

2. Domanda di ricerca e obiettivi

Il percorso di questa ricerca è guidato da una domanda centrale:

«In che misura è possibile progettare un sistema automatizzato di screening del curriculum vitae, basato su agenti di intelligenza artificiale e workflow di automazione, capace di supportare efficacemente i processi di selezione per una rete di consulenti finanziari, garantendo al contempo coerenza valutativa, tracciabilità delle decisioni e scalabilità operativa?»

Attorno a questa domanda si articolano quattro obiettivi di ricerca che ne scandiscono la logica evolutiva.

Il primo riguarda lo stato dell'arte: mappare le tecnologie di intelligenza artificiale applicate ai processi HR, con particolare attenzione ai Large Language Models e alle piattaforme di orchestrazione dei workflow, per giustificare le scelte tecnologiche adottate.

Il secondo obiettivo è progettuale: definire un'architettura funzionale che integri form di raccolta candidature, estrazione automatica del testo dai PDF, analisi AI strutturata, scoring ponderato su più dimensioni e archiviazione persistente in un database relazionale.

Il terzo, il più delicato, riguarda la costruzione del modello di valutazione. Identificare i criteri rilevanti per il profilo del Family Banker Mediolanum, attribuire loro pesi differenziati, tradurre tutto questo in prompt di prompt engineering che guidino il modello linguistico verso output affidabili. Non è un esercizio formale: ogni scelta in questa fase ha conseguenze dirette sui candidati che verranno valutati.

Il quarto obiettivo è quello della fruibilità. I risultati del sistema devono essere accessibili ai responsabili HR attraverso una dashboard che offra visualizzazioni aggregate, dettaglio individuale per candidato, rappresentazioni geografiche e analisi delle competenze tramite grafici radar.

3. Metodologia: il paradigma Design Science Research

Dal punto di vista del metodo, questa tesi adotta la Design Science Research (DSR): un approccio consolidato negli studi di Information Systems che arricchisce la prospettiva di ricerca tradizionale: l'obiettivo non è solo osservare o spiegare come funziona la realtà, ma intervenire attivamente costruendo una soluzione concreta a un problema pratico.

Per assicurare fondamenta solide al lavoro, si è seguita la "bussola" della disciplina: i sette principi teorizzati da Hevner e colleghi nel 2004. Secondo questo modello di riferimento, una ricerca DSR valida deve: creare un artefatto, affrontare un problema rilevante, testare il risultato ottenuto, portare un contributo alla conoscenza, mantenere il massimo rigore metodologico, procedere per cicli successivi (in modo iterativo) e, infine, saper comunicare i risultati. La ricerca rispetta ciascuno di questi parametri. L'"artefatto" prodotto è il sistema integrato di screening; la rilevanza del problema nasce dalle reali esigenze organizzative di Mediolanum; le valutazioni sono state condotte su candidature simulate; il contributo metodologico risiede proprio nell'architettura di orchestrazione e nel modello di punteggio ideato.

Il percorso di ricerca si è sviluppato in quattro fasi. La prima, esplorativa, ha riguardato la revisione della letteratura su HR digitale, intelligenza artificiale applicata nel recruiting e sistemi di automazione. La seconda si è concentrata sull'analisi del contesto applicativo - il sistema bancario italiano, il modello Mediolanum e il profilo del Family Banker - per raccogliere i requisiti funzionali. La terza fase, centrale, ha riguardato la progettazione e lo sviluppo iterativo del sistema: dal workflow n8n all'ingegnerizzazione dei prompt, dal database alla dashboard. Ogni componente è stato sviluppato in modo modulare, con test incrementali e aggiustamenti progressivi. Infine, la quarta fase ha riguardato la valorizzazione del sistema: benefici attesi, confronto con soluzioni commerciali esistenti, limiti e possibili sviluppi futuri.

C'è un aspetto che caratterizza in modo peculiare questa ricerca: il sistema è stato progettato senza accesso diretto ai sistemi informativi interni di Banca Mediolanum. Il profilo del Family Banker, i criteri di valutazione e le ponderazioni del modello sono stati costruiti sulla base della documentazione pubblica, dei requisiti normativi di settore e di un'analisi delle competenze tipicamente ricercate in profili analoghi. Quella che potrebbe apparire come una limitazione diventa

invece un punto di forza: dimostra la flessibilità e la generalizzabilità dell'architettura, pensata per essere adattata a diversi contesti professionali semplicemente intervenendo sui parametri di configurazione.

4. Posizionamento nella letteratura e originalità del contributo

La letteratura sull'intelligenza artificiale applicata alla selezione del personale ha registrato una crescita significativa negli ultimi anni. I principali filoni di ricerca, riguardano la valutazione delle piattaforme ATS di nuova generazione, il tema dell'equità algoritmica nei sistemi di screening automatico, l'utilizzo del NLP utilizzato per l'analisi dei curriculum e, più recentemente, l'integrazione di LLM nei processi HR.

In questo contesto, il presente lavoro si distingue per tre aspetti concreti. Prima di tutto, non si limita a valutare strumenti esistenti: costruisce ex novo un sistema operativo funzionante, capace di processare candidature reali in modo automatizzato. In secondo luogo, integra in un'unica architettura tecnologie eterogenee — automazione dei flussi, AI generativa, database cloud, strumenti di Business Intelligence — che nella letteratura vengono generalmente trattate separatamente. Infine, la scelta di focalizzarsi su un profilo altamente specializzato come quello del Family Banker, inserito in un contesto normativo articolato come la consulenza finanziaria fuori sede, conferisce al lavoro una forte specificità applicativa.

È importante sottolineare come lo sviluppo di sistemi intelligenza artificiale nel recruiting sollevi questioni etiche rilevanti. Il rischio di amplificare bias nei dati, la necessità di garantire trasparenza nei confronti dei candidati, le implicazioni normative legate all'EU AI Act e al GDPR nel trattamento automatizzato di dati personali: questi aspetti sono affrontati esplicitamente nel Capitolo 3. Un sistema di screening basato su AI che non sia consapevole dei propri limiti può risultare problematico, indipendentemente dal livello di accuratezza raggiunto.

5. Struttura della tesi

Il lavoro è organizzato in otto capitoli, a cui si aggiungono tre appendici.

Il Capitolo 1 introduce i fondamenti teorici degli agenti di intelligenza artificiale e dell'automazione intelligente dei processi. Particolare attenzione è dedicata alla distinzione tra AI Agentica e automazione tradizionale, e alla panoramica delle principali piattaforme di Agent Building disponibili.

Il Capitolo 2 definisce il contesto istituzionale e competitivo: il sistema bancario italiano, la consulenza finanziaria fuori sede e il suo quadro normativo, il modello di business di Banca Mediolanum e il profilo del Family Banker.

Il Capitolo 3 presenta lo stato dell'arte sulla trasformazione digitale delle Risorse Umane, con approfondimenti sui sistemi ATS, sui Large Language Models applicati all'HR e sulle implicazioni etiche e normative dell'AI nel recruiting. Si esamina in particolare il modello LLaMA 3.3 70B e la scelta di Groq come piattaforma di inferenza.

Il Capitolo 4 rappresenta il nucleo tecnico-progettuale del primo workflow. Viene descritta l'architettura del workflow n8n “CV – Selezione” nelle sue cinque fasi operative, approfondendo nodo per nodo il modello di scoring, i criteri di ponderazione e le tecniche di prompt engineering adottate.

Il Capitolo 5 descrive il secondo workflow, “HR Approval Handler”, che traduce la decisione del recruiter in azioni operative, implementando il paradigma Human-in-the-Loop nell'architettura a coppia.

Il Capitolo 6 presenta la dashboard HR: architettura di connessione a Supabase, i design token di Banca Mediolanum, le diverse viste implementate, il gate decisionale integrato e le funzionalità di navigazione e filtro dei dati.

Il Capitolo 7 analizza i risultati del progetto: risparmio di tempo e risorse rispetto al processo manuale, il valore economico, il confronto con soluzioni ATS commerciali, l'impatto sulla qualità del processo e il posizionamento rispetto a GDPR ed EU AI Act.

Il Capitolo 8 traccia le conclusioni: la risposta alla domanda di ricerca, il raggiungimento dei quattro obiettivi, i limiti del sistema, le possibili evoluzioni future e una riflessione sul contributo complessivo.

1 - Agenti AI e automazione intelligente dei processi

Dal concetto di agente autonomo all'architettura agentica del sistema di selezione

Quando si parla di intelligenza artificiale applicata ai processi aziendali, la percezione comune è quella di un sistema monolitico che riceve un input e restituisce un output. I sistemi AI moderni operano secondo logiche più articolate. Il sistema sviluppato in questa tesi non si comporta come un singolo modello che valuta un curriculum, ma è un'architettura composta da più componenti autonomi e specializzati, ciascuno dei quali svolge una funzione precisa e consegna il proprio output al componente successivo, dando vita a una catena coordinata che copre l'intero processo di selezione, dalla ricezione del CV alla consegna del report al responsabile HR.

Questa architettura solleva tre interrogativi di fondo: cosa si intende per agente intelligente nella letteratura di riferimento, come si è evoluta la progettazione di questi sistemi nel corso del tempo, e cosa cambia quando si passa da un singolo agente AI a un sistema di IA Agentica in cui più agenti collaborano sotto una regia comune. Le sezioni che seguono affrontano ciascuno di questi aspetti.

1.1 Che cos'è un Agente AI

Il termine “agente”, nel linguaggio dell'informatica e dell'intelligenza artificiale, affonda le proprie radici negli studi sull'autonomia cognitiva condotti tra gli anni Ottanta e Novanta. Ciò che distingue un agente da un semplice programma esecutivo è la capacità di interpretare il contesto in cui opera e di prendere decisioni orientate a specifici obiettivi, anziché limitarsi all'esecuzione di istruzioni predefinite. In questo scenario, la definizione formulata da Russell e Norvig (2020) resta un punto di riferimento imprescindibile: si definisce agente qualsiasi entità in grado di percepire l'ambiente circostante tramite "sensori" e di operarvi attraverso "attuatori", al fine di perseguire obiettivi specifici. Una definizione essenziale, ma densa di implicazioni teoriche e applicative.

Per comprendere appieno questa differenza, è utile un confronto. Un programma informatico tradizionale segue una logica lineare: riceve un input, applica una sequenza di istruzioni e produce un output. Il suo comportamento è completamente deterministico e non dipende dallo stato del mondo esterno. Un agente, al contrario, si muove secondo un paradigma dinamico: osserva, interpreta, decide e agisce, adattando continuamente il proprio comportamento ai cambiamenti dell'ambiente. Non si tratta di un ciclo meccanico, ma di un processo adattivo in cui ogni nuovo stimolo può alterare sia

l'analisi che l'azione finale. È proprio questa capacità di adattamento — più che la velocità o la scala operativa — a qualificare un sistema come autenticamente agentico.

Nel contesto concreto del sistema sviluppato in questa tesi, questo schema si traduce in operazioni ben definite. Quando il form di candidatura riceve un CV, il sistema percepisce l'evento. A quel punto interviene il modello linguistico LLaMA 3.3 70B, che analizza il contenuto del documento, interpretandolo in relazione al profilo del *Family Banker* di Banca Mediolanum. A partire da questa analisi, il sistema attiva una serie di azioni: genera un report strutturato, archivia le informazioni nel database Supabase e invia comunicazioni email sia al recruiter sia al candidato. Ogni passaggio non è il risultato di una semplice esecuzione meccanica, ma di decisioni guidate da logiche intelligenti. È questo aspetto a distinguere in modo netto il sistema da un tradizionale script di automazione, collocandolo invece nel dominio dei sistemi agentici.

1.1.1 Dalla definizione classica agli agenti basati su LLM

Nel tempo, la letteratura classica sull'intelligenza artificiale ha sviluppato diverse classificazioni degli agenti, generalmente basate sulla complessità del loro processo decisionale. Alla base si trovano gli agenti reattivi semplici, che rispondono alle percezioni correnti senza mantenere alcuna rappresentazione interna dell'ambiente. Salendo di livello troviamo gli agenti basati su modello, in grado di ricostruire e mantenere una rappresentazione parziale dell'ambiente, colmando le lacune di ciò che non è direttamente visibile. Un ulteriore salto di complessità è rappresentato dagli agenti orientati agli obiettivi, capaci di pianificare intere sequenze di azioni, fino ad arrivare agli agenti basati sull'utilità, progettati per soppesare diversi scenari possibili e selezionare la strada che massimizza un determinato vantaggio o funzione di preferenza definita.

L'avvento dei Large Language Models ha portato all'emergere di una nuova categoria di agente che non rientra perfettamente in nessuna di queste classi, incorporandone però elementi da ciascuna. Un agente basato su LLM usa un modello linguistico di grandi dimensioni come nucleo decisionale: elabora istruzioni in linguaggio naturale, pianifica sequenze di azioni, invoca strumenti esterni — API, database, browser — e integra i risultati nel ragionamento successivo. Questa architettura è nota in letteratura come ReAct (Reasoning + Acting, Yao et al., 2022), che ha dimostrato capacità notevoli su compiti che richiedono ragionamento articolato su più passaggi.

Il funzionamento del paradigma ReAct può essere descritto come un ciclo iterativo composto da tre fasi: Thought, in cui il modello elabora il problema e pianifica l'azione successiva; Action, in cui viene invocato uno strumento con parametri specifici; Observation, in cui il risultato ottenuto viene

reintegrato nel contesto per guidare il passo successivo. Questo ciclo si ripete fino al raggiungimento dell'obiettivo prefissato.

La potenza di questo approccio sta nel fatto che il modello non deve essere addestrato specificamente per ogni compito: basta fornirgli le istruzioni nel prompt di sistema e mettergli a disposizione gli strumenti necessari. Si tratta di un'architettura flessibile e potente, ma anche delicata da controllare, come le successive fasi di sviluppo del sistema hanno confermato.

1.1.2 Le proprietà dell'agente AI applicato alla selezione

Le caratteristiche distintive di un agente AI moderno possono essere ricondotte a cinque dimensioni, tutte riscontrabili nel sistema sviluppato e descritte in rapporto diretto con le sue funzionalità concrete.

La prima è l'autonomia operativa. Dal momento in cui il candidato invia il proprio CV, l'intero processo — dall'analisi alla valutazione, fino all'archiviazione e alla notifica — si svolge senza intervento umano. Il recruiter riceve direttamente un report già strutturato, senza dover consultare manualmente i documenti o inserire dati manualmente. Questo elemento non è solo un miglioramento operativo, ma rappresenta una condizione necessaria per garantire scalabilità al processo.

La seconda dimensione è la reattività contestuale. Il sistema non si limita a registrare la ricezione di un file, ma ne interpreta il contenuto rispetto al profilo del Family Banker Mediolanum, tenendo conto dei requisiti formali, delle certificazioni richieste e delle competenze relazionali attese da questa specifica organizzazione. Non si tratta quindi di una semplice ricerca per parole chiave, ma di un'analisi che incorpora il significato e la pertinenza delle informazioni.

Un terzo elemento è la proattività. Il sistema non si limita a rispondere a una richiesta esplicita, ma attiva automaticamente alcune azioni: invia una comunicazione di conferma al candidato e un report dettagliato al recruiter. Inoltre, sulla base dell'analisi effettuata, genera una serie di domande personalizzate da porre al candidato in sede di primo colloquio. Tali domande sono costruite ad hoc per approfondire aspetti specifici del profilo, chiarire eventuali aree di incertezza e verificare la coerenza tra esperienza dichiarata e competenze richieste. Questo aspetto evidenzia una caratteristica strutturale rilevante: il sistema non si limita a reagire, ma anticipa le esigenze informative degli attori coinvolti, supportando attivamente anche la fase successiva del processo di selezione.

La quarta proprietà riguarda il ragionamento in linguaggio naturale. È questo l'elemento che distingue in modo netto i moderni agenti LLM dai sistemi di automazione della generazione precedente. Il sistema non si limita a cercare corrispondenze testuali, ma è in grado di comprendere il contenuto semantico delle informazioni. Un'affermazione come “ho gestito un portafoglio di clienti private per

cinque anni” viene interpretata e valutata nel contesto, anche in assenza di una corrispondenza letterale con la job description. In altri termini, la differenza è quella tra riconoscere parole e comprendere significati.

Infine, un aspetto cruciale è la tracciabilità delle decisioni. In un contesto regolamentato come quello bancario, non è sufficiente che il sistema produca un giudizio: è necessario poterlo spiegare. Per ogni candidato, il sistema genera una motivazione testuale che accompagna il punteggio numerico, rendendo il processo valutativo trasparente e verificabile, sia per il recruiter sia, eventualmente, per gli organi di controllo.

Nel loro insieme, queste proprietà delineano un sistema che supera i limiti dell’automazione tradizionale. I software HR di prima generazione si limitavano a trasferire dati, applicare regole rigide e confrontare parole chiave. Un agente AI introduce invece una capacità nuova: interpretare il significato, valutare la rilevanza nel contesto e argomentare le proprie decisioni — funzioni che, fino a pochi anni fa, erano considerate esclusivamente umane.

1.1.3 Autonomia e supervisione umana

Il tema dell’autonomia degli agenti AI si colloca al centro di un dibattito ampio, che coinvolge sia la letteratura scientifica sia la pratica professionale. Un maggiore grado di autonomia consente agli agenti di gestire compiti più complessi e ridurre l’intervento umano lungo il processo. Tuttavia, a questa maggiore capacità operativa si accompagnano rischi proporzionati: quando un agente interagisce con sistemi reali — come database aziendali, caselle di posta o archivi di candidature — eventuali errori di ragionamento, fenomeni di allucinazione o input imprevisti possono generare conseguenze concrete.

In questo contesto, Wang et al. (2024), in una rassegna sistematica sugli agenti basati su Large Language Models, identificano tre livelli di autonomia progressiva. I sistemi Human-in-the-Loop prevedono che ogni azione dell’agente sia validata da un operatore umano prima dell’esecuzione. I sistemi Human-on-the-Loop, invece, operano in modo autonomo, pur mantenendo la possibilità di intervento da parte di un supervisore in qualsiasi momento. Infine, nei sistemi Human-out-of-the-Loop non è prevista alcuna forma di supervisione in tempo reale.

Il sistema sviluppato in questa tesi si colloca consapevolmente nel secondo livello. Il workflow elabora le candidature in modo autonomo, ma i risultati vengono presentati ai selezionatori attraverso la dashboard HR, che funge da interfaccia di supervisione. La decisione finale rimane integralmente nelle mani del responsabile della selezione. Non si tratta di una limitazione tecnica: è una scelta

progettuale precisa, coerente con i requisiti normativi dell'EU AI Act e con la natura stessa del processo selettivo.

1.2 Le piattaforme di sviluppo degli agenti: panoramica e scelta di n8n

La crescente diffusione degli agenti intelligenti ha favorito lo sviluppo di strumenti e piattaforme dedicate alla loro progettazione, gestione e distribuzione, comunemente indicati come *Agent Builder* o *Agentic Platforms*.

Questi ambienti consentono di sviluppare agenti digitali senza la necessità di ricorrere a codice complesso, mettendo a disposizione interfacce grafiche intuitive, integrazioni preconfigurate e moduli di intelligenza artificiale generativa per l'elaborazione cognitiva. L'obiettivo è rendere la tecnologia agentic accessibile anche a profili non strettamente tecnici — come analisti, project manager o funzionari pubblici — permettendo loro di configurare sistemi autonomi e adattivi.

Le piattaforme di *Agent Building* presentano alcune caratteristiche ricorrenti che ne determinano efficacia e versatilità. In primo luogo, la progettazione modulare e visuale: il comportamento dell'agente può essere definito attraverso interfacce “a blocchi” o “a nodi” (workflow visuali), senza la necessità di programmazione esplicita. Un secondo elemento distintivo è l'integrazione con modelli linguistici di grandi dimensioni (LLM). Molti strumenti incorporano direttamente modelli come GPT o Gemini, consentendo di sviluppare agenti in grado di comprendere il linguaggio naturale e prendere decisioni su base semantica.

A ciò si aggiunge la possibilità di arricchire l'agente con basi di conoscenza personalizzate — documenti, dataset o archivi informativi — su cui eseguire ragionamenti contestuali secondo il paradigma della *retrieval-augmented generation* (RAG). Parallelamente, le piattaforme permettono l'integrazione con API, database e servizi esterni, rendendo possibile l'esecuzione di azioni concrete, come l'invio di email, l'aggiornamento di fogli di calcolo o la generazione automatica di report.

Infine, un aspetto particolarmente rilevante, soprattutto in contesti regolamentati come la Pubblica Amministrazione o il settore finanziario, è la presenza di strumenti di monitoraggio e audit. Questi consentono di garantire adeguati livelli di tracciabilità, controllo e governance del sistema.

Nel loro insieme, tali caratteristiche rendono gli Agent Builder una componente centrale della nuova generazione di sistemi di automazione intelligente (Intelligent Automation o Agentic AI), collocandoli in una posizione intermedia tra la Robotic Process Automation (RPA) tradizionale e le più recenti applicazioni di intelligenza artificiale generativa.

1.2.1 Le alternative considerate

A titolo esemplificativo, si riportano di seguito alcune delle principali piattaforme di *Agent Builder* attualmente disponibili sul mercato:

OpenAI GPTs (ChatGPT Builder). Introdotto nel 2023, rappresenta una delle prime soluzioni diffuse su larga scala per la creazione di agenti cognitivi. Consente di sviluppare “GPT personalizzati”, ossia agenti basati su modelli linguistici configurabili tramite interfaccia grafica. L’utente può definire istruzioni comportamentali — come tono, stile, obiettivi — integrare basi di conoscenza personalizzate e collegare API esterne tramite funzionalità come *Actions* e *File Tools*. Il principale punto di forza di questo approccio risiede nella combinazione tra interazione in linguaggio naturale e capacità operative concrete, come l’analisi di documenti, l’estrazione di informazioni e l’accesso a dati strutturati. Ciò rende gli OpenAI GPTs particolarmente efficaci in ambito conversazionale e in tutti quei contesti in cui è richiesto un agente focalizzato su un insieme circoscritto di funzioni.

Tuttavia, emergono alcuni limiti di natura architetturale. Il sistema è progettato principalmente per gestire interazioni singole e dirette con l’utente, piuttosto che per orchestrare processi complessi e multi-step in modo autonomo. Flussi articolati — come l’estrazione di dati da un PDF, la loro archiviazione in un database, l’invio di email personalizzate e la gestione strutturata degli errori — eccedono il suo perimetro naturale, richiedendo soluzioni di orchestrazione esterne o piattaforme più avanzate per l’automazione dei processi.

Microsoft Copilot Studio. Integrato nell’ecosistema Microsoft 365 e nella Power Platform, consente di sviluppare agenti aziendali in grado di interagire con dati strutturati, documenti e processi organizzativi. Grazie alla connessione nativa con strumenti come Power Automate, SharePoint, Dynamics 365 e Azure OpenAI Service, permette di costruire workflow intelligenti, interrogare basi dati interne e automatizzare attività amministrative. Si distingue in particolare per l’integrazione a livello enterprise e per le funzionalità avanzate di sicurezza, audit e conformità normativa. Il limite principale, rispetto agli obiettivi di questa tesi, è la dipendenza dall’ecosistema proprietario e i costi di licenza che lo rendono accessibile principalmente a grandi organizzazioni enterprise.

Gemini Vertex AI. La piattaforma proposta da Google Cloud introduce un approccio avanzato all’orchestrazione di agenti AI. Gli agenti possono combinare modelli linguistici con strumenti esterni, API REST e dataset presenti su BigQuery o Cloud Storage. Consente inoltre la creazione di pipeline di automazione complesse e di agenti ibridi, in grado di integrare componenti operative (tipiche della RPA) e capacità cognitive (analisi, interpretazione e decisione). Risulta particolarmente

adatta a contesti complessi, come la gestione documentale, l'analisi normativa o il supporto decisionale automatizzato.

LangChain. Framework open source in Python che ha introdotto il paradigma della catena di agenti per i modelli linguistici. È lo strumento preferito dagli sviluppatori con competenze avanzate per costruire sistemi agentici altamente personalizzati. La curva di apprendimento è però pronunciata: richiede competenze di programmazione Python, gestione di ambienti di sviluppo, deploy su server e manutenzione continua del codice. Adottare LangChain avrebbe compromesso uno degli obiettivi espliciti del progetto — dimostrare che sistemi AI sofisticati per l'HR sono costruibili anche senza un team di sviluppo dedicato.

n8n – Workflow Automation Platform. Piattaforma open source nata come strumento di automazione dei processi, evolutasi progressivamente in un vero e proprio agent builder. Permette di orchestrare trigger, nodi logici, integrazioni API e moduli di intelligenza artificiale, costruendo sistemi capaci di operare in contesti articolati. Si caratterizza per l'approccio self-hosted, la scalabilità e la modularità dei workflow, oltre che per la possibilità di integrare diversi modelli AI tramite API. Per queste ragioni, viene spesso utilizzata come infrastruttura centrale (backbone) di architetture agentiche.

L'evoluzione degli Agent Builder segue una traiettoria parallela a quella dell'automazione intelligente: si passa da semplici chatbot o assistenti virtuali a veri e propri “impiegati digitali”, capaci di svolgere attività operative, sia di natura ripetitiva sia a più elevato contenuto cognitivo. Questa trasformazione riflette il passaggio da un paradigma reattivo, basato su comandi espliciti, a uno proattivo e cognitivo, in cui l'agente è in grado di anticipare i bisogni, apprendere dal contesto e agire in modo autonomo (Brynjolfsson & McAfee, 2023; Gartner, 2024).

1.2.2 La scelta di n8n

n8n è una piattaforma open source di workflow automation nata nel 2019 con l'obiettivo di combinare la flessibilità degli strumenti enterprise con il pieno controllo dei dati garantito dall'approccio self-hosted. Nel corso degli anni ha integrato nativamente il supporto per i nodi AI — connessioni dirette con modelli linguistici, agenti di estrazione, catene di ragionamento strutturate — evolvendo da semplice strumento di automazione a vera piattaforma agentiche. Nel 2024 contava oltre 45.000 istanze attive e un ecosistema di più di 400 nodi di integrazione.

Cinque ragioni hanno orientato la scelta, ciascuna derivata da un requisito specifico del sistema.

Flessibilità architetturale: n8n permette workflow di qualsiasi complessità, con logiche condizionali, esecuzioni parallele — come il pattern fan-out/fan-in usato nella fase di estrazione del profilo — e gestione strutturata degli errori tramite nodi dedicati.

Indipendenza tecnologica: n8n non vincola la scelta del modello AI, del database o dei servizi di comunicazione. Questo ha permesso di selezionare i componenti migliori per ciascuna funzione: Groq per l'inferenza veloce, Supabase per il database relazionale, Google Drive e Gmail per archiviazione documentale e comunicazioni.

Controllo dei dati e conformità normativa: la modalità self-hosted permette di dispiegare n8n su infrastruttura propria, evitando il transito dei dati personali dei candidati su server di terze parti non qualificati. In ragione del GDPR, questo non è un dettaglio tecnico — è un requisito.

Trasparenza del flusso: l'interfaccia visiva rappresenta graficamente ogni passaggio dell'elaborazione, registrandone l'esito nel log di esecuzione. In un contesto legato alla selezione del personale, questa tracciabilità è un requisito di governance: permette di dimostrare a posteriori quali dati sono stati elaborati, con quale logica, con quale esito.

Replicabilità: l'intero workflow può essere esportato come file JSON e importato su qualsiasi altra istanza n8n. Il sistema è trasferibile ad altri contesti — altre reti commerciali, profili professionali diversi — senza riscrivere codice né riconfigurare integrazioni.

1.3 Agente AI e IA Agentica: una distinzione che conta

Nel contesto dell'intelligenza artificiale applicata e dell'automazione cognitiva, è fondamentale distinguere in modo chiaro tra il concetto di Agente AI e quello di IA Agentica. Non si tratta semplicemente di una differenza quantitativa — ovvero del numero di agenti coinvolti — ma di un vero e proprio cambiamento di prospettiva progettuale, che incide in modo significativo sulle capacità del sistema, sulla sua scalabilità e sulle modalità di gestione.

Un agente AI può essere descritto come un'entità software autonoma progettata per svolgere uno specifico compito all'interno di un perimetro ben definito. Riceve un input, lo elabora attraverso modelli cognitivi o regole prestabilite e restituisce un output coerente con l'obiettivo assegnato. La sua autonomia è effettiva, ma limitata: opera senza supervisione continua, pur rimanendo vincolato a confini stabiliti in fase di progettazione. In questa prospettiva, l'agente rappresenta una sorta di "unità operativa intelligente", paragonabile a un operatore digitale specializzato. Può, ad esempio, analizzare

documenti, estrarre informazioni rilevanti o classificare dati, interagendo con database, archivi documentali o API. Tuttavia, il risultato prodotto resta circoscritto al singolo task.

L'IA Agentica si colloca invece su un piano differente. Non coincide con un singolo agente, ma con un sistema complesso che integra più agenti, ciascuno con ruoli e competenze specifiche, all'interno di un'architettura coordinata. In questo paradigma, il valore non risiede nei singoli componenti, ma nella loro interazione. L'attenzione si sposta quindi dalla capacità individuale alla logica di orchestrazione: è la struttura dei flussi, delle connessioni e delle regole decisionali a determinare un comportamento complessivo più evoluto.

All'interno di un sistema di IA Agentica, infatti, gli agenti non operano in modo isolato, ma sono coordinati attraverso workflow che definiscono sequenze operative, condizioni logiche e scambi informativi. L'output di un agente diventa l'input del successivo, generando una catena di elaborazione che consente di affrontare problemi più complessi rispetto a quelli gestibili da un singolo modulo. Questo approccio rende possibile coprire interi processi in modalità end-to-end, dalla raccolta dei dati fino alla produzione di un risultato strutturato.

Tra le principali caratteristiche dell'IA Agentica rientrano la capacità di orchestrazione, la scalabilità — che consente di intervenire su singoli componenti senza riprogettare l'intero sistema — e un processo decisionale distribuito, in cui i contributi dei diversi moduli vengono integrati per supportare valutazioni più articolate. A questi elementi si affiancano aspetti sempre più rilevanti, come la tracciabilità delle operazioni e la governance del sistema, anche in risposta alle normative emergenti in materia di intelligenza artificiale.

Un contributo utile a chiarire ulteriormente questa distinzione è fornito da Anthropic (2025), che distingue tra workflow agentici e agenti autonomi. Nel primo caso, i modelli linguistici operano all'interno di flussi predefiniti, progettati a priori, garantendo maggiore controllo, prevedibilità e trasparenza. Nel secondo caso, invece, gli agenti determinano autonomamente la sequenza delle azioni e il numero di iterazioni necessarie, adattandosi dinamicamente al contesto, ma con un livello inferiore di controllabilità.

Alla luce di queste considerazioni, il sistema sviluppato in questa tesi si configura come un workflow agentico. Il processo segue una sequenza strutturata di fasi, in cui diversi moduli con capacità cognitive specifiche operano in modo coordinato: dall'estrazione delle informazioni alla loro elaborazione, fino alla valutazione e alla generazione di un output finale strutturato. Il modello linguistico utilizzato svolge il ruolo di strumento avanzato all'interno del flusso, senza assumere la funzione di orchestratore autonomo.

È proprio l'orchestrazione di questi componenti — più che la loro sofisticazione individuale — a generare valore. Il sistema nel suo complesso è infatti in grado di produrre risultati articolati, coerenti e immediatamente utilizzabili, come ad esempio report strutturati a supporto dei processi decisionali. Questa scelta architeturale risponde non solo a esigenze di efficacia tecnica, ma anche a requisiti di trasparenza, controllo e conformità normativa. In ambiti come la selezione del personale, classificati come ad alto rischio, la possibilità di tracciare ogni passaggio e mantenere una supervisione umana rappresenta un elemento imprescindibile.

Infine, anche sul piano operativo, la distinzione tra agente singolo e IA Agentica assume un ruolo rilevante. I sistemi monolitici risultano più difficili da modificare e ottimizzare, mentre un'architettura modulare consente interventi puntuali — come il miglioramento di un singolo nodo o l'introduzione di nuove funzionalità — senza compromettere l'intero sistema. In questo senso, l'IA Agentica rappresenta non solo un'evoluzione tecnologica, ma un vero e proprio paradigma progettuale per la costruzione di sistemi intelligenti complessi, flessibili e scalabili.

Dimensione	Agente AI (singolo nodo)	IA Agentica (workflow completo)
Definizione	Componente autonomo focalizzato su un singolo compito cognitivo specifico	Architettura orchestrata di agenti specializzati e coordinati
Esempio nel sistema	Nodo che estrae le certificazioni OCF dal testo del CV	Workflow n8n completo: dal form di candidatura al report HR
Capacità cognitiva	Mirata e circoscritta al proprio dominio operativo	Distribuita e combinata tra agenti con funzioni distinte
Gestione degli errori	Limitata al proprio perimetro operativo	Error handling strutturato sull'intero processo con notifica automatica
Rilevanza normativa	Output singolo verificabile	Auditabilità end-to-end: ogni passaggio tracciato nel log n8n

Quello che il capitolo ha cercato di mostrare è che la scelta di un'architettura agentica modulare non è solo tecnicamente più efficace: è anche la più coerente con i vincoli normativi e organizzativi del contesto applicativo. Il prossimo capitolo costruisce il quadro contestuale — il settore bancario, Mediolanum, il Family Banker — necessario per capire perché questo sistema è stato progettato con questi specifici parametri e non con altri.

2 - Il settore bancario italiano e il modello Banca Mediolanum

Contesto competitivo, quadro normativo e identità strategica del caso studio

Prima di descrivere come funziona il sistema di selezione automatizzata, bisogna capire in quale contesto esso opera. Non è un dettaglio accessorio: il sistema è stato progettato attorno a un profilo professionale specifico — il Family Banker di Banca Mediolanum — e le sue scelte tecniche riflettono direttamente la complessità di quel profilo e del settore in cui si inserisce.

La scelta di Mediolanum come caso studio non è casuale. È uno degli esempi più interessanti di rete distributiva fondata sulla relazione umana in un settore — quello bancario — sempre più dominato dalla digitalizzazione dei processi. Comprendere Mediolanum significa comprendere il Family Banker: una figura professionale che non è semplicemente un consulente finanziario, ma un punto di riferimento unico per le esigenze economiche di una famiglia nel corso dell'intera vita. È attorno a questo profilo che il sistema AI è stato calibrato e testato.

2.1 Il sistema bancario italiano: struttura e dinamiche recenti

Il sistema bancario italiano si è sempre caratterizzato per una struttura frammentata: molti istituti di credito di dimensioni medio-piccole, affiancati da grandi gruppi di rilevanza sistemica. Secondo i dati della Banca d'Italia, al termine del 2023 operavano sul territorio nazionale oltre 450 banche — un numero significativamente ridotto rispetto ai quasi 1.000 presenti all'inizio degli anni Duemila, a testimonianza di un processo di concentrazione ancora in corso (Banca d'Italia, 2023).

Il decennio 2010–2020 è stato per il settore un periodo di trasformazione intensa. Tre fenomeni si sono sovrapposti e reciprocamente amplificati. Prima, la crisi dei crediti deteriorati — i Non Performing Loans — che ha eroso la redditività di molti istituti. Poi, la pressione sui margini di intermediazione imposta dal prolungato contesto di bassi tassi di interesse della BCE. E infine l'accelerazione della digitalizzazione dei servizi, che ha ridefinito sia le aspettative della clientela sia la struttura dei costi operativi (De Vincenzo & Ricotti, 2021). Il risultato netto: il settore ha dovuto ripensare radicalmente i propri modelli distributivi.

I grandi gruppi — Intesa Sanpaolo, UniCredit, Banco BPM — hanno puntato su economie di scala e trasformazione digitale dei canali, riducendo progressivamente le filiali fisiche. Nel quinquennio 2018–2023, il numero di sportelli bancari attivi in Italia è diminuito di oltre il 20%, con

un'accelerazione particolarmente marcata nelle aree rurali e nei centri minori — un fenomeno che alcuni analisti hanno definito «desertificazione bancaria territoriale» (Prometeia, 2022).

Parallelamente a questa contrazione, si è rafforzata la rilevanza di un modello alternativo: la rete di consulenti finanziari abilitati all'offerta fuori sede. Questo canale, che conta oggi circa 60.000 professionisti iscritti all'Albo OCF, ha mostrato una capacità di crescita e di raccolta netta superiore alla media del settore (Assoreti, 2023). È in questo scenario che la capacità di attrarre e selezionare talenti professionali di qualità diventa un fattore strategico di primo ordine.

Indicatore	2019	2021	2023
N. banche operanti in Italia	~520	~480	~450
N. sportelli bancari	24.900	22.100	19.800
Consulenti finanziari (Albo OCF)	55.400	57.200	~60.000
Raccolta netta reti consulenti (Mld €)	+28,4	+31,7	+38,2
NPL ratio netto (sistema)	3,6%	2,8%	2,1%

La tabella mostra i Principali indicatori del sistema bancario italiano (2019–2023). Fonte: Banca d'Italia, Relazione Annuale 2023; Assoreti; Consob. I valori del 2023 sono stime basate sui dati disponibili al momento della redazione.

2.2 La consulenza finanziaria fuori sede: quadro normativo e dinamiche di mercato

La consulenza finanziaria fuori sede rappresenta uno dei canali distributivi più dinamici del risparmio gestito italiano. A differenza della banca tradizionale — che opera tramite filiali fisiche — questo modello si basa su una rete di professionisti che operano sul territorio, instaurando relazioni personalizzate con i clienti al di fuori dei locali aziendali. La regolamentazione del settore ha attraversato negli ultimi anni una significativa evoluzione, ridefinendo le regole del gioco per tutti gli operatori e, di riflesso, i profili di competenza richiesti ai professionisti della rete.

2.2.1 Il ruolo dell'Albo OCF e della vigilanza IVASS

L'Organismo di vigilanza e tenuta dell'Albo unico dei Consulenti Finanziari (OCF) gestisce il registro pubblico che raccoglie i professionisti abilitati all'offerta fuori sede di strumenti finanziari, prodotti finanziari e servizi di investimento. Istituito con il D.Lgs. 58/1998 — il Testo Unico della Finanza — e successivamente riformato dalla Direttiva MiFID II, l'Albo OCF è oggi strutturato in tre sezioni: i consulenti finanziari abilitati all'offerta fuori sede (già promotori finanziari), i consulenti finanziari autonomi e le società di consulenza finanziaria.

L'iscrizione all'Albo OCF è condizione necessaria per esercitare legalmente l'attività di offerta fuori sede in Italia. L'accesso richiede il superamento di un esame abilitante che valuta la preparazione in materia di diritto dei mercati finanziari, economia degli intermediari, prodotti finanziari e normativa fiscale. L'OCF svolge anche una funzione di vigilanza continuativa sugli iscritti, con poteri sanzionatori che vanno dalla sospensione temporanea alla cancellazione definitiva conseguente impossibilità di esercitare la professione. Questo elemento rende la reputazione professionale una risorsa fondamentale per il consulente e un fattore implicito di selezione nel mercato del lavoro di settore.

Accanto all'OCF, l'Istituto per la Vigilanza sulle Assicurazioni (IVASS) gestisce il Registro Unico degli Intermediari (RUI), in cui devono essere iscritti tutti i soggetti che intendono distribuire prodotti assicurativi e previdenziali. Per un Family Banker che operi a tutto tondo — come nel modello Mediolanum — la doppia iscrizione OCF e IVASS rappresenta il requisito abilitativo completo per offrire alla clientela l'intera gamma di soluzioni finanziarie, assicurative e previdenziali. Nel sistema di scoring sviluppato in questa tesi, questa doppia abilitazione costituisce uno dei criteri valutativi a maggior peso specifico.

2.2.2 L'impatto di MiFID II sulla rete distributiva

La Direttiva 2014/65/UE — Markets in Financial Instruments Directive II, comunemente nota come MiFID II — recepita in Italia con il D.Lgs. 129/2017 ed entrata pienamente in vigore nel gennaio 2018, ha rappresentato il più significativo intervento regolatorio nel mercato dei servizi di investimento degli ultimi decenni. Le implicazioni per le reti di consulenti finanziari sono state profonde e durature (Moloney, 2014).

Tre effetti meritano attenzione ai fini della presente tesi. MiFID II ha introdotto obblighi di profilatura del cliente più stringenti: i consulenti devono condurre un'analisi approfondita degli obiettivi di investimento, della situazione finanziaria e della tolleranza al rischio del cliente — il suitability

assessment — come presupposto per ogni raccomandazione. Ha inoltre elevato i requisiti di conoscenza e competenza, stabilendo standard formativi minimi che ogni professionista iscritto all'Albo deve rispettare annualmente. E ha imposto la trasparenza sui costi — il cost disclosure — modificando il rapporto con la clientela e rendendo la capacità comunicativa e la fiducia personale ancora più centrali nel lavoro quotidiano.

Questi cambiamenti normativi hanno avuto un impatto diretto sulle strategie di recruiting: la ricerca di professionisti già formati e certificati, capaci di rispettare da subito gli obblighi MiFID II, è diventata una priorità. Questo contesto rafforza ulteriormente la rilevanza di un sistema automatizzato di screening capace di identificare con precisione le certificazioni possedute dal candidato e il suo grado di preparazione normativa.

2.3 Banca Mediolanum: storia, valori e posizionamento strategico

Mediolanum non si è mai limitata a essere una banca. Fin dalla fondazione, è stata un progetto culturale prima ancora che finanziario: la convinzione che il rapporto tra le persone sia il vero capitale di un'istituzione finanziaria. Questa convinzione non è rimasta una dichiarazione di intenti — ha guidato le scelte di prodotto, distribuzione, selezione del personale e governance.

2.3.1 Fondazione, crescita e identità del Gruppo

Banca Mediolanum nasce come progetto imprenditoriale di Ennio Doris, che nel 1982 fonda Programma Italia con l'obiettivo di portare la consulenza finanziaria direttamente alle famiglie, superando le barriere fisiche e psicologiche della filiale bancaria tradizionale. Il modello — rivoluzionario per l'epoca — si basa su una rete di consulenti che costruiscono relazioni personali di lungo periodo con i propri clienti, affiancandoli nelle scelte finanziarie più importanti della vita. A quasi quarant'anni di distanza, quella visione ha dimostrato una capacità di resistenza alle trasformazioni del mercato che pochi avrebbero previsto.

Nel 1997 nasce formalmente Banca Mediolanum S.p.A., che nel 2016 diventa una banca autonoma, quotata alla Borsa Italiana. Il Gruppo opera oggi in quattro paesi europei — Italia, Irlanda, Spagna e Germania — con masse amministrate superiori a 120 miliardi di euro e una rete di oltre 6.000 Family Banker attivi sul territorio italiano (Banca Mediolanum, Relazione Annuale 2023). La crescita degli ultimi vent'anni è stata costante e superiore alla media del settore, con un modello di raccolta che ha dimostrato resilienza anche nelle fasi di maggiore volatilità dei mercati — caratteristica che Guiso et al. (2008) attribuiscono proprio alla solidità del legame fiduciario tra consulente e cliente.

Una caratteristica peculiare è la struttura proprietaria: la famiglia Doris come azionista di riferimento, affiancata dal Gruppo Fininvest. Una governance che ha garantito nel tempo una stabilità strategica e una coerenza nei valori difficile da riscontrare in istituti bancari governati da strutture azionarie più frammentate.

2.3.2 Il principio fondante: «Una banca costruita intorno alle persone»

Il claim istituzionale di Banca Mediolanum non è uno slogan pubblicitario. È una dichiarazione di missione che influenza ogni dimensione dell'organizzazione: dalla progettazione dei prodotti alla struttura dei processi operativi, dal modello di selezione del personale alla cultura che si respira nelle convention di rete. Questo principio ha implicazioni molto concrete sulla figura del Family Banker e, di riflesso, sui criteri che un sistema di selezione intelligente deve usare per valutare i candidati.

In Mediolanum, la centralità della persona si declina in tre direzioni. La prima è il rapporto con il cliente: il Family Banker non vende prodotti, costruisce relazioni di fiducia nel tempo, accompagnando il cliente nelle fasi cruciali dell'esistenza — la nascita di un figlio, l'acquisto di una casa, la pianificazione della pensione, la successione patrimoniale. La seconda è il rapporto con la famiglia come unità economica: Mediolanum ha costruito la propria identità attorno alla famiglia, con un'offerta integrata che ne copre ogni esigenza nel suo evolversi nel tempo. La terza è il rapporto interno alla rete: fondato su lealtà, meritocrazia e condivisione degli obiettivi di lungo periodo.

«Il Family Banker è il protagonista della nostra storia. È lui che ogni giorno porta i valori di Mediolanum nelle case degli italiani, che costruisce fiducia una conversazione alla volta.»

Ennio Doris, fondatore di Banca Mediolanum

Queste considerazioni hanno conseguenze dirette sul profilo dei candidati ricercati. Un sistema di selezione allineato ai valori Mediolanum non può limitarsi a valutare le competenze tecniche — necessarie, ma non sufficienti — deve identificare anche i tratti caratteriali e valoriali che rendono una persona capace di incarnare il modello relazionale su cui il Gruppo ha costruito il proprio successo. È questa la sfida più delicata che il sistema AI di questa tesi ha cercato di affrontare.

2.3.3 L'approccio Life Planning e la centralità della famiglia

Il Life Planning è la metodologia proprietaria sviluppata da Banca Mediolanum per strutturare la consulenza finanziaria attorno agli eventi della vita del cliente. A differenza degli approcci tradizionali centrati sul portafoglio di investimento, il Life Planning parte dalla mappatura degli obiettivi e degli eventi chiave della vita del cliente e della sua famiglia — nascita di figli, acquisizione

della casa, finanziamento degli studi, protezione dal rischio, pianificazione previdenziale — per costruire attorno a essi una strategia finanziaria coerente e personalizzata.

Questo approccio richiede competenze che vanno ben oltre la conoscenza dei prodotti finanziari. Il consulente deve saper fare le domande giuste, ascoltare attivamente, comprendere la dinamica familiare del cliente, anticiparne i bisogni futuri. Si tratta di competenze relazionali ed empatiche che non si acquisiscono in un corso universitario e che sono difficili da valutare con strumenti di selezione tradizionali. La letteratura sul tema — Goleman (1995) sull'intelligenza emotiva, Spencer & Spencer (1993) sui modelli di competenza — conferma che queste dimensioni soft sono predittive del successo professionale in ruoli ad alto contenuto relazionale quanto, se non più, delle competenze tecniche.

Il sistema di scoring sviluppato in questa tesi dedica il 25% del peso complessivo alle soft skills e all'allineamento valoriale con il modello Mediolanum. La traduzione di questi criteri in prompt di intelligenza artificiale è stata una delle fasi progettuali più impegnative, descritta in dettaglio nel Capitolo 4.

2.4 Il Family Banker: profilo, competenze e ruolo nella rete

Il Family Banker è la figura centrale del modello distributivo di Banca Mediolanum. Comprenderne il profilo in profondità — i requisiti di accesso, le competenze richieste, il percorso di sviluppo professionale — è indispensabile per chi voglia progettare un sistema di selezione che funzioni davvero. Questa sezione descrive la figura in modo sistematico, partendo dai requisiti formali per arrivare alle dimensioni più intangibili — ma non meno decisive — del profilo ideale.

2.4.1 Requisiti professionali e certificazioni richieste

Il profilo professionale si articola su tre livelli di requisiti, ciascuno dei quali contribuisce in modo distinto alla valutazione complessiva del candidato — e a ciascuno dei quali corrisponde una specifica dimensione del modello di scoring AI.

Requisiti abilitativi formali. L'esercizio dell'attività richiede, in primo luogo, l'iscrizione all'Albo OCF nella sezione dedicata ai consulenti abilitati all'offerta fuori sede. Per i candidati non ancora iscritti, Mediolanum offre percorsi formativi strutturati — attraverso la Mediolanum Corporate University — per il conseguimento dell'abilitazione. È altresì fortemente preferibile la contestuale iscrizione al RUI gestito dall'IVASS, necessaria per la distribuzione di prodotti assicurativi e previdenziali.

Requisiti di competenza tecnica. Al di là delle certificazioni formali, il Family Banker ideale possiede una solida conoscenza dei principali strumenti finanziari: fondi comuni di investimento, gestioni patrimoniali, polizze vita e danni, prodotti previdenziali, mutui e prodotti di credito. Fondamentale è la capacità di pianificazione finanziaria integrata, che consente di costruire soluzioni personalizzate attorno alle esigenze del cliente.

Requisiti di esperienza commerciale. Mediolanum valorizza significativamente l'esperienza pregressa in ruoli commerciali e di gestione della relazione con i clienti. Un candidato con un portafoglio clienti già consolidato, proveniente da un'altra rete bancaria o assicurativa, rappresenta un profilo di particolare interesse: riduce i tempi di avvio dell'attività e porta con sé un capitale relazionale immediatamente valorizzabile.

Dimensione di valutazione	Peso AI	Principali sotto-criteri
Competenze finanziarie	30%	OCF, IVASS, prodotti d'investimento, pianificazione patrimoniale integrata
Esperienza commerciale e relazionale	25%	Vendita consulenziale, gestione clienti, portafoglio esistente, settori affini
Soft skills e valori Mediolanum	25%	Empatia, spirito imprenditoriale, orientamento alla relazione di lungo periodo, dinamismo
Formazione accademica	15%	Laurea in economia/finanza, master specialistici, aggiornamento professionale certificato
Copertura territoriale	5%	Presenza e radicamento sul territorio italiano, mobilità geografica

Tabella 2.2 — Criteri di valutazione Family Banker e ponderazioni nel sistema di scoring AI. Fonte: elaborazione propria sulla base dei requisiti pubblicamente comunicati da Banca Mediolanum.

2.4.2 Meritocrazia, sviluppo professionale e autonomia imprenditoriale

Uno degli elementi più distintivi del modello Mediolanum è la struttura di remunerazione della rete: il Family Banker è un agente di commercio monomandatario e la sua remunerazione è strettamente correlata ai risultati — raccolta, qualità del portafoglio, soddisfazione della clientela. Non esiste una retribuzione fissa garantita al di fuori del primo periodo di avvio. Il successo professionale dipende interamente dalla capacità del singolo di costruire e far crescere il proprio portafoglio clienti.

Questo modello ha implicazioni importanti sotto il profilo selettivo. Chi si candida a diventare Family Banker deve avere una propensione autentica all'attività commerciale in proprio, una tolleranza al rischio di reddito variabile e una capacità di pianificazione tipica degli imprenditori. Come osservano Barney & Wright (1998) nell'ambito della Resource-Based View applicata alla gestione delle risorse umane, le caratteristiche motivazionali e la propensione all'autonomia sono tra i predittori più affidabili di successo nei ruoli a remunerazione variabile. Il sistema di scoring tiene conto di questo requisito, valorizzando nei candidati le evidenze di esperienze pregresse caratterizzate da autonomia commerciale e orientamento al risultato.

Il percorso di sviluppo professionale all'interno della rete segue un modello progressivo articolato in livelli — Manager, Senior Manager, Private Banker — che corrispondono a soglie crescenti di masse gestite, anzianità di rete e performance qualitative. I livelli più elevati comportano responsabilità aggiuntive nella gestione di un team di consulenti junior, aggiungendo alle competenze commerciali una dimensione di leadership.

2.4.3 Mediolanum Corporate University e formazione continua

La Mediolanum Corporate University (MCU) è il centro di formazione interno del Gruppo, dedicato allo sviluppo delle competenze della rete di Family Banker e del personale dipendente. Offre un programma strutturato di corsi — sia in presenza che in modalità e-learning — che copre tutte le dimensioni della professione: dalla formazione tecnica sui prodotti finanziari, alla preparazione per gli esami abilitativi, alle competenze relazionali e comunicative.

La formazione continua è un elemento distintivo della cultura Mediolanum. In un settore che evolve rapidamente — sotto la spinta della regolamentazione, dell'innovazione dei prodotti e del cambiamento delle aspettative dei clienti — la capacità di apprendimento continuo è considerata una soft skill fondamentale. I candidati che dimostrano nel curriculum un orientamento all'aggiornamento professionale costante — corsi, certificazioni aggiuntive, master o specializzazioni post-laurea — vengono valutati più positivamente nel sistema di scoring, in coerenza con questo elemento culturale specifico.

2.5 Le sfide HR di Mediolanum nella selezione della rete

La gestione delle risorse umane in una rete di consulenti finanziari come quella di Mediolanum presenta sfide specifiche e peculiari, che si differenziano significativamente rispetto al recruiting tradizionale di personale dipendente. Comprendere queste sfide è essenziale per motivare la scelta di

sviluppare un sistema automatizzato di screening e per valutarne correttamente il valore aggiunto rispetto alle pratiche correnti.

Il volume. Banca Mediolanum riceve ogni anno migliaia di candidature spontanee per la posizione di Family Banker, provenienti da profili molto eterogenei: neolaureati in economia senza esperienza specifica, professionisti in transizione da altri settori, consulenti finanziari già abilitati che intendono cambiare rete, manager bancari che esplorano la libera professione. Questa eterogeneità rende il processo di screening iniziale particolarmente oneroso, con il rischio concreto di perdere candidature di valore per mancanza di capacità di analisi sistematica.

La coerenza valutativa. La valutazione di un CV per la posizione di Family Banker richiede la simultanea considerazione di molteplici dimensioni — competenze tecniche, soft skills, allineamento valoriale, potenziale di sviluppo — che difficilmente possono essere ponderate in modo uniforme da valutatori diversi. La variabilità soggettiva nel giudizio rappresenta un rischio sia per la qualità delle assunzioni che per la compliance rispetto ai principi di equità del processo selettivo. Schmidt & Hunter (1998) documentano come la strutturazione del processo valutativo sia la principale leva per ridurre questa variabilità indesiderata.

La specificità culturale. Come illustrato nelle sezioni precedenti, il profilo del Family Banker ideale non si esaurisce nelle certificazioni possedute o negli anni di esperienza accumulati: incorpora una dimensione valoriale — empatia, spirito imprenditoriale, orientamento alla relazione di lungo periodo, propensione alla famiglia come unità di riferimento — che è difficile da identificare attraverso la sola lettura del curriculum, ma che è determinante per il successo professionale nel modello specifico di Mediolanum.

«Non cerchiamo semplicemente persone competenti. Cerchiamo persone che credano nelle stesse cose in cui crediamo noi: che il rapporto con il cliente sia la cosa più importante, che la fiducia si costruisca nel tempo, che il lavoro del Family Banker sia una missione prima ancora che una professione.»
— Banca Mediolanum, *Materiali di orientamento alla carriera*

È in risposta a queste sfide — volume, coerenza e specificità culturale — che si inserisce il sistema di intelligenza artificiale sviluppato. Il sistema non si propone di sostituire il giudizio umano del recruiter, ma di supportarlo con uno screening iniziale strutturato, coerente e scalabile, capace di identificare in modo sistematico i candidati più allineati al profilo ricercato. La scelta di affidare a un Large Language Model la valutazione delle dimensioni più sfumate del profilo risponde precisamente

alla terza sfida: quella di catturare, attraverso la comprensione del linguaggio naturale, i segnali valoriali e relazionali che un curriculum comunica tra le righe.

Nel capitolo successivo si analizza la letteratura scientifica e manageriale che ha guidato le scelte progettuali del sistema, con particolare attenzione alle applicazioni dell'intelligenza artificiale nei processi HR, al modello LLaMA 3.3 70B e al ruolo della Business Intelligence nell'ottimizzazione delle decisioni HR.

3- Stato dell'arte: AI e digitalizzazione nei processi HR

Dall'automazione tradizionale ai Large Language Models: tecnologie, Analytics e quadro normativo

Un responsabile HR che ogni giorno si trova a gestire un centinaio di curriculum da leggere, valutare e smistare rappresenta una realtà diffusa nelle funzioni di selezione del personale, soprattutto in settori come quello bancario dove le reti di consulenti crescono continuamente e il fabbisogno di nuove figure professionali è costante. È in questo contesto che l'intelligenza artificiale ha iniziato a inserirsi nei processi di selezione, non come moda tecnologica ma come risposta concreta a un problema strutturale.

Questo capitolo ripercorre la traiettoria di questa trasformazione e tenta di capire dove ci troviamo oggi. Si parte dal cambiamento più ampio che ha investito la funzione HR nell'era digitale, per poi guardare da vicino le tecnologie che rendono possibile un sistema come quello sviluppato. Si passa poi al tema della Business Intelligence applicata alle risorse umane, e si chiude con una riflessione sui rischi e sulle responsabilità che questi sistemi portano con sé, nella consapevolezza che automatizzare la selezione del personale non è un'operazione neutra.

3.1 La trasformazione digitale delle Risorse Umane: il paradigma HR 4.0

L'espressione HR 4.0 rischia di restare una formula astratta se non viene ancorata a trasformazioni concrete. La domanda rilevante è: cosa è cambiato nel modo in cui le aziende cercano e selezionano le persone nell'ultimo decennio?

La risposta è che è cambiato quasi tutto, tranne una variabile critica: il tempo a disposizione di chi seleziona. Le piattaforme di candidatura online hanno reso possibile per chiunque inviare il proprio CV a decine di aziende in pochi minuti. Il risultato è che un annuncio pubblicato oggi può generare centinaia di candidature nel giro di giorni. Cappelli (2019), nel suo studio sul paradosso del talent shortage, stima che un'azienda di medie dimensioni riceva in media 250 candidature per ogni posizione pubblicata online — un numero quintuplicato rispetto a vent'anni prima. Nessun team HR strutturato riesce a leggere tutto con la dovuta attenzione. Il paradosso è evidente: all'aumentare delle candidature diminuisce l'attenzione che ciascuna di esse riceve.

A questo si aggiunge un secondo problema, meno ovvio ma altrettanto reale: la valutazione umana non è consistente. Studi condotti in ambienti controllati hanno dimostrato che lo stesso curriculum,

letto da valutatori diversi o dallo stesso valutatore in momenti diversi della giornata, riceve giudizi significativamente difformi. Goldin & Rouse (2000) hanno documentato questo fenomeno in modo particolarmente rigoroso nel loro studio sulle audizioni orchestrali: l'introduzione di un paravento tra il giudicante e il giudicato ha aumentato del 50% la probabilità che i musicisti di sesso femminile superassero il primo turno. Il meccanismo è lo stesso che opera nella selezione del personale — l'ordine in cui i CV vengono letti, il confronto implicito con il candidato precedente, persino l'umore di chi legge influenzano il giudizio in modo che non ha nulla a che fare con le qualità reali del profilo.

Il terzo problema è la velocità. In mercati del lavoro competitivi come quello della consulenza finanziaria, i profili più qualificati ricevono spesso più offerte in parallelo. Chi arriva tardi perde il candidato. Maurer (2017) stima che le aziende che rispondono entro 24 ore dalla ricezione della candidatura abbiano una probabilità di assunzione tre volte superiore rispetto a quelle che impiegano una settimana. La velocità di risposta è diventata parte integrante della proposta di valore del datore di lavoro — non solo un'efficienza operativa.

Tambe et al. (2019), in una rassegna sistematica pubblicata sul *Journal of Economic Perspectives*, identificano tre livelli di applicazione dell'intelligenza artificiale nei processi HR: la descrizione (cosa è successo — analytics descrittiva), la previsione (cosa succederà — analytics predittiva) e la prescrizione (cosa fare — analytics decisionale). Il sistema sviluppato in questa tesi opera principalmente sul secondo livello — stimare la probabilità di successo di un candidato nel ruolo di Family Banker — con elementi del terzo, attraverso la raccomandazione automatica inclusa nel report.

Nel caso specifico di Banca Mediolanum, questi tre problemi si combinano con una sfida in più: il Family Banker non si valuta solo sulle certificazioni o sugli anni di esperienza. C'è una dimensione valoriale — empatia, spirito imprenditoriale, orientamento alla relazione di lungo periodo — che è difficile da catturare leggendo un CV e impossibile da misurare con un semplice filtro per parole chiave. È qui che l'intelligenza artificiale può fare qualcosa che i sistemi precedenti non potevano: ragionare sul profilo del candidato in modo contestuale, non solo catalogarlo.

3.2 Intelligenza artificiale nel recruiting: tecnologie e applicazioni

3.2.1 Dai sistemi ATS ai Large Language Models

Per comprendere cosa distingue il sistema sviluppato in questa tesi rispetto alle soluzioni precedenti, è utile ripercorrere l'evoluzione della tecnologia applicata al recruiting negli ultimi trent'anni. La

differenza tra una generazione e l'altra spiega concretamente perché certe scelte progettuali sono state fatte e perché le soluzioni precedenti non avrebbero funzionato per il problema affrontato.

I primi sistemi digitali per la gestione delle candidature — gli ATS, Applicant Tracking System — nacquero negli anni Novanta con un obiettivo molto pratico: smettere di gestire i CV su carta. Erano essenzialmente archivi digitali con una funzione di ricerca: il recruiter inseriva le parole chiave cercate, il sistema restituiva i CV che le contenevano. Semplice, veloce, ma con un limite evidente: il sistema non è in grado di comprendere il contenuto di ciò che indicizza. Se cerco «gestione patrimoniale» e il candidato ha scritto «wealth management», il CV non viene trovato — anche se le due espressioni descrivono esattamente la stessa cosa. Chapman & Webster (2003) documentano come questa prima generazione abbia ridotto i tempi amministrativi del 60-70% senza però incidere sulla qualità delle decisioni selettive.

La seconda generazione ha cercato di risolvere questo problema con tecniche di analisi del linguaggio più sofisticate — il Natural Language Processing (NLP) — capaci di riconoscere le entità nel testo (nomi di aziende, titoli di studio, date, ruoli) e di misurare la somiglianza semantica tra due testi anche quando le parole usate sono diverse. Un miglioramento reale, ma con un limite altrettanto reale: questi sistemi lavorano bene sulle dimensioni misurabili del profilo — anni di esperienza, titolo di studio, certificazioni — ma non sono in grado di elaborare la dimensione qualitativa del profilo. Non riescono a capire se una persona ha la mentalità giusta, se il suo percorso racconta una storia coerente, se i valori che emergono dal testo sono compatibili con quelli di una specifica organizzazione. Gonzalez et al. (2019) stimano che i sistemi NLP di seconda generazione raggiungano un'accuratezza del 70-80% sull'estrazione di entità strutturate, ma scendano sotto il 50% sulla classificazione di dimensioni qualitative.

I Large Language Models — la terza generazione — cambiano le regole del gioco proprio su questo punto. Non sono programmati per cercare parole o calcolare somiglianze: sono stati addestrati su miliardi di testi in linguaggio naturale e hanno sviluppato una capacità di comprensione che si avvicina a quella umana su molte classi di compiti (Brown et al., 2020). Possono leggere un curriculum, capire cosa il candidato ha fatto davvero nel corso della sua carriera, valutare la coerenza del percorso, identificare punti di forza e gap rispetto a un profilo specifico, e spiegare il proprio ragionamento in italiano chiaro. È questa capacità — non la velocità né il costo — che ha motivato la scelta di usare un LLM come cuore del sistema.

Generazione	Tecnologia core	Capacità operative	Limite principale
1 ^a gen ATS classico (anni '90–2000)	Keyword matching, database relazionali	Archiviazione digitale, filtraggio per parole chiave esatte	Nessuna comprensione del significato: sinonimi e varianti linguistiche invisibili al sistema
2 ^a gen ATS con NLP (anni 2010–2020)	NER, word embeddings, classificatori ML	Estrazione strutturata di entità, similarità semantica, ranking dei candidati	Buono sul misurabile, cieco sulla qualità: non valuta coerenza del percorso né allineamento valoriale
3 ^a gen LLM-based (dal 2023)	Transformer, LLaMA, GPT, Gemini	Comprensione contestuale, valutazione argomentata, report in linguaggio naturale, output strutturato JSON	Necessità di prompt engineering accurato, rischio di allucinazioni su dati fattuali, costi computazionali

Tabella 3.1 — Evoluzione dei sistemi AI per il recruiting: tre generazioni a confronto. Fonte: elaborazione propria da Cappelli (2019), Tambe et al. (2019), Brynjolfsson & McAfee (2014).

3.2.2 Il modello LLaMA 3.3 70B e la scelta di Groq

Tra i modelli di questa nuova generazione, la scelta è ricaduta su LLaMA 3.3 70B, sviluppato da Meta AI e rilasciato nel dicembre 2024. Il nome descrive qualcosa di molto concreto: un modello con 70 miliardi di parametri — i valori numerici che definiscono come il modello risponde a ogni input — addestrato su una quantità di testo talmente grande da sviluppare una comprensione del linguaggio che si avvicina a quella umana su molti tipi di compiti. Dubey et al. (2024), nel paper tecnico di rilascio, documentano performance superiori a GPT-3.5 su benchmark di ragionamento, comprensione del testo e generazione strutturata — le tre capacità più rilevanti per un sistema di valutazione dei CV.

Due ragioni hanno reso LLaMA la scelta giusta per questo progetto. La prima: si tratta di un modello open-weight, con parametri pubblicamente disponibili. Questo significa che non si dipende da un'unica azienda, i costi sono controllabili, e — aspetto non secondario in un contesto normativo bancario — il comportamento del modello è in linea di principio ispezionabile e documentabile, come richiesto dall'EU AI Act per i sistemi ad alto rischio. La seconda ragione è più pratica: LLaMA 3.3 70B eccelle nei compiti di estrazione di informazioni strutturate e valutazione argomentata — esattamente le due operazioni fondamentali del sistema.

Per eseguire il modello è stato scelto Groq, un'azienda che ha sviluppato un hardware dedicato — il Language Processing Unit (LPU) — specificamente ottimizzato per l'esecuzione veloce dei modelli linguistici. Il risultato pratico è una velocità di risposta notevolmente superiore rispetto alle alternative basate su GPU tradizionali: ogni candidatura viene elaborata in pochi secondi. Il costo di elaborazione per singola candidatura tramite le API Groq è dell'ordine di pochi centesimi di euro, rendendo il sistema economicamente sostenibile anche per volumi elevati.

È stata valutata anche Google Gemini 1.5 Pro, che offre capacità comparabili ma con rate limit particolarmente stringenti sulle API gratuite — incompatibili con il requisito di scalabilità del sistema. OpenAI GPT-4o avrebbe garantito qualità elevata, ma a un costo superiore e con il vincolo del vendor lock-in verso un fornitore commerciale, problematico sotto il profilo della sovranità dei dati.

Modello	Sviluppatore	Parametri	Licenza	Rilevanza per il progetto
LLaMA 3.3 70B ✓ SCELTO	Meta AI	70 miliardi	Open-weight	Output JSON strutturato eccellente, velocità su Groq, costo minimo, ispezionabile
GPT-4o	OpenAI	N.D. (prop.)	Commerciale	Qualità elevata ma vendor lock-in, costi più alti, dati inviati a server terzi
Gemini 1.5 Pro	Google	N.D. (prop.)	Commerciale	Rate limit stringenti su API gratuite, incompatibile con volumi elevati
Mistral Large	Mistral AI	~123 mld	Comm./OS	Buona alternativa europea, ma infrastruttura di inferenza rapida meno consolidata

Tabella 3.2 — Confronto tra modelli LLM candidati per il sistema di selezione. Fonte: elaborazione propria.

3.3 Business Intelligence e HR Analytics

C'è una cosa che i sistemi di automazione del recruiting fanno bene ma da soli non bastano a fare: trasformare i dati che producono in informazioni utili per chi deve prendere decisioni. Processare cento candidature e archiviare cento record in un database è utile, ma non è ancora intelligence. Per diventarlo, quei dati devono essere aggregati, visualizzati, confrontati nel tempo e resi leggibili per chi non ha il tempo — o la voglia — di interrogare un database a mano.

Questo è il ruolo della Business Intelligence applicata alle HR, e costituisce la ragione per cui il progetto ha due componenti distinte: il workflow n8n, che automatizza il processo di selezione e produce i dati, e la dashboard HTML, che trasforma quei dati in uno strumento di lettura strategica del talent pool disponibile. Le due componenti sono pensate per lavorare insieme: la prima alimenta la seconda, e la seconda dà senso alla prima. Questa architettura riflette la distinzione proposta da Davenport & Harris (2007) tra sistemi operativi — che eseguono processi — e sistemi analitici — che li interpretano e li ottimizzano nel tempo.

Il percorso che porta dal dato grezzo alla decisione informata segue una logica precisa, ben riconoscibile nell'architettura del sistema. Prima si raccolgono e strutturano i dati: il form di candidatura e la pipeline di estrazione AI trasformano ogni CV in un record con campi definiti e valorizzati. Poi si archiviano centralmente: Supabase raccoglie tutto in un database relazionale accessibile in tempo reale via API REST. Poi si analizza: la dashboard calcola distribuzioni, medie, trend e mappe geografiche. E infine si visualizza — in modo che un responsabile HR possa capire in un colpo d'occhio come è composto il pool di candidature, dove si concentrano i profili più forti, quali dimensioni mostrano sistematicamente i punteggi più bassi.

Boudreau & Ramstad (2007) hanno teorizzato il concetto di «talentship» — l'applicazione del rigore analitico tipico della finanza e del marketing alle decisioni sulle risorse umane — come evoluzione necessaria della funzione HR verso un ruolo di business partner strategico. In questa prospettiva, gli indicatori monitorati dal sistema si articolano in tre categorie.

Gli indicatori di efficienza operativa misurano quanto il sistema funziona bene come macchina: il tempo tra la ricezione del CV e la produzione del report, il volume di candidature processate nell'unità di tempo, la distribuzione delle raccomandazioni. Servono a verificare l'affidabilità tecnica del sistema e a identificare eventuali colli di bottiglia nella pipeline.

Gli indicatori di qualità del talent pool descrivono il materiale umano che arriva: i punteggi medi per dimensione di valutazione, la percentuale di profili per fascia di raccomandazione, il livello di

allineamento valoriale con i criteri Mediolanum, i gap sistematici nelle competenze. Questi indicatori sono strategicamente preziosi perché mostrano non solo chi è arrivato, ma cosa manca strutturalmente nel mercato del lavoro per quel profilo.

Gli indicatori geografici e territoriali mappano la distribuzione delle candidature — informazione strategicamente preziosa per una rete come quella di Mediolanum, dove il radicamento del Family Banker sul territorio è un fattore competitivo rilevante. Sapere da quali province provengono i candidati più qualificati orienta le decisioni di campagna di recruiting e di pianificazione della rete.

Il risultato è che il sistema non si limita a processare candidature una alla volta: costruisce nel tempo una fotografia progressivamente più dettagliata del mercato del lavoro per il profilo di Family Banker — uno strumento di pianificazione strategica per la funzione HR, non solo di operatività quotidiana.

3.4 Implicazioni etiche, EU AI Act e GDPR

L'automazione della selezione del personale porta con sé responsabilità che non possono essere eluse. Il fatto che sia un sistema a valutare un curriculum non lo rende automaticamente più equo: lo rende più veloce e più scalabile. Se il sistema è progettato in modo inadeguato, i suoi errori si propagano su migliaia di candidature invece che su una. Questa asimmetria tra potenza operativa e rischio di danno impone una riflessione esplicita sulle implicazioni etiche e normative.

3.4.1 Il rischio di bias algoritmico

Il rischio più concreto si chiama bias algoritmico: la tendenza di un sistema automatizzato a svantaggiare sistematicamente certi gruppi di persone per ragioni che non hanno nulla a che fare con le loro reali capacità. Il caso più noto e documentato è quello di Amazon, che nel 2018 ha dovuto abbandonare un sistema di selezione sviluppato internamente dopo aver scoperto che penalizzava sistematicamente le candidature femminili per ruoli tecnici (Dastin, 2018). Il problema era che il sistema aveva imparato da dati storici di assunzione dominati da profili maschili, e aveva semplicemente replicato — e amplificato — quel pattern nei propri output. L'episodio evidenzia che un sistema AI non è neutro per definizione: riflette i dati con cui è stato costruito e le scelte — esplicite o implicite — di chi lo ha progettato.

Barocas & Hardt (2019), nel loro lavoro sulla fairness algoritmica, distinguono tra bias da rappresentazione — quando certi gruppi sono sottorappresentati nei dati di addestramento — e bias da misura, quando le variabili usate come proxy di merito sono esse stesse correlate con caratteristiche

demografiche irrilevanti. Entrambe le forme possono manifestarsi in sistemi di screening dei CV, anche quando non si intende discriminare.

Il sistema sviluppato in questa tesi adotta alcune precauzioni concrete. Non utilizza dati storici di assunzione per addestrarsi, eliminando la fonte principale di bias sistematico da rappresentazione. I criteri di valutazione sono tutti di natura professionale — competenze, certificazioni, esperienza, formazione — e il prompt di valutazione include istruzioni esplicite per escludere ogni considerazione demografica. Rimane un rischio residuo legato al fatto che LLaMA, come tutti i modelli addestrati su corpus raccolti dal web, può aver incorporato pregiudizi impliciti nel processo di addestramento. Questo rischio va gestito nel tempo attraverso verifiche periodiche dei punteggi prodotti, disaggregati per caratteristiche dei candidati, come raccomandato da Raghavan et al. (2020) per i sistemi di hiring automatizzati.

3.4.2 Il quadro normativo: EU AI Act e GDPR

Sul fronte normativo, il riferimento principale è il Regolamento (UE) 2024/1689 — l'EU AI Act — entrato in vigore nell'agosto 2024. È il primo quadro regolatorio organico sull'intelligenza artificiale adottato a livello mondiale, e classifica i sistemi AI utilizzati per la selezione, il reclutamento e la valutazione delle persone nel contesto lavorativo come sistemi ad alto rischio (Allegato III, punto 4). Questa classificazione non implica un divieto, ma comporta obblighi precisi: documentare il sistema di gestione del rischio, garantire la qualità e la rappresentatività dei dati, assicurare la supervisione umana, informare i candidati sull'uso dell'AI e conservare la documentazione tecnica per almeno dieci anni dall'immissione in uso.

Il punto più critico è l'obbligo di supervisione umana. L'articolo 14 dell'EU AI Act richiede che i sistemi ad alto rischio siano progettati in modo da permettere agli operatori umani di comprenderne il funzionamento, monitorarne gli output e intervenire o ignorarli quando necessario. Questo requisito è rispettato dalla struttura stessa del sistema: il report prodotto dal workflow è uno strumento di supporto, non una sentenza. Il recruiter lo legge, lo considera, e poi decide. Nessun candidato viene scartato da un algoritmo senza che un occhio umano abbia avuto l'ultima parola.

Il GDPR — Regolamento (UE) 2016/679 — aggiunge un ulteriore strato di obblighi. Un curriculum contiene dati personali e potenzialmente sensibili: nome, data di nascita, percorso lavorativo, talvolta informazioni di carattere familiare. Il trattamento di questi dati richiede una base giuridica esplicita — nel caso specifico, il consenso informato del candidato, raccolto attraverso il form di candidatura — e il rispetto di principi fondamentali come la minimizzazione (raccogliere solo i dati strettamente necessari), la limitazione della conservazione e la trasparenza.

L'articolo 22 del GDPR merita un riferimento separato: sancisce il diritto delle persone a non essere soggette a decisioni basate esclusivamente su trattamento automatizzato quando tali decisioni producono effetti giuridici o significativamente analoghi. Nel sistema sviluppato, questo diritto è garantito strutturalmente dal ruolo che il recruiter mantiene nel processo decisionale: il sistema automatizzato produce un'analisi, non una decisione.

C'è infine una dimensione di responsabilità che va oltre il rispetto formale delle norme: quella della comunicazione trasparente con i candidati. Una persona che invia il proprio curriculum ha il diritto di sapere che la sua candidatura verrà analizzata da un sistema AI, anche se la decisione finale rimane umana. Si tratta non soltanto di un obbligo normativo, ma di un principio di correttezza verso chi partecipa al processo nella legittima aspettativa di essere valutato in modo equo. Il sistema prevede che questa informazione sia resa disponibile al momento della compilazione del form di candidatura.

I capitoli successivi descrivono concretamente come questi principi si traducono nell'architettura tecnica del sistema: dai workflow n8n alla dashboard interattiva accessibile ai responsabili HR.

4 - Il Workflow “CV – Selezione”: Funzionalità e Scopi dell’Automazione

Anatomia operativa del sistema: cosa esegue ogni fase, con quali nodi e per quale finalità

Il workflow “CV – Selezione” è l’automazione centrale dell’intero progetto. Si tratta di un singolo flusso n8n composto da trentuno nodi operativi, sette sticky note documentali e un modello linguistico condiviso, che orchestra il percorso completo di una candidatura dalla ricezione del form fino alla notifica email differenziata. Il workflow è registrato in n8n con stato *active: true* e opera in modalità *production*, attivandosi automaticamente a ogni nuova submission del form pubblico.

L’architettura è organizzata in cinque fasi sequenziali — Fase 0 (Duplicate Guard), Fase 1 (Ricezione e Acquisizione), Fase 2 (Estrazione AI), Fase 3 (Valutazione AI Mediolanum-Aligned) e Fase 4 (Routing Decisionale) — più un circuito trasversale di Error Handling. Il presente capitolo descrive cosa fa concretamente ciascuna fase, quali nodi la compongono, come i dati fluiscono da un nodo all’altro e quale scopo operativo assolve ogni singolo passaggio all’interno del processo di selezione dei Family Banker per Banca Mediolanum.

4.1 Quadro sinottico del workflow

Prima di entrare nel dettaglio di ciascuna fase, la tabella seguente offre una mappa complessiva dei nodi operativi raggruppati per fase, con indicazione del tipo di nodo n8n e della funzione svolta.

Fase	Nodo	Tipo n8n	Funzione
0	Form: Candidatura Family Banker	formTrigger	Punto di ingresso: raccolta dati + CV
0	Check Duplicato Supabase	supabase (getAll)	Query DB per email candidato
0	Valuta Duplicato	code	Logica booleana isDuplicate
0	IF Duplicato	if	Branching: duplicato vs nuovo
0	Email Già Registrato	gmail	Notifica cortese al duplicato

Fase	Nodo	Tipo n8n	Funzione
1	Upload su Google Drive	googleDrive	Backup PDF in cartella dedicata
1	Estrai testo da PDF	extractFromFile (pdf)	Conversione PDF → testo grezzo
2	Estrai dati anagrafici	informationExtractor	Città, data di nascita dal CV
2	Estrai profilo professionale	informationExtractor	Titolo, esperienza, certificazioni, lingue
2	Analisi Red Flag Green Flag	chainLlm	Segnali di allarme e positivi
2	Parse Red Flags	code	Parsing JSON output AI
2	Unisci Tutte le Estrazioni	code	Merge dati anagrafici + professionali + flags
2→3	Unisci con Drive Link	merge (combineAll)	Merge estrazioni + link Google Drive
2→3	Pulizia e normalizzazione dati	set	Standardizzazione campi per AI e DB
3	Genera riassunto candidato	chainLlm	Riassunto HR in terza persona
3	Genera domande colloquio	chainLlm	5 domande personalizzate STAR
3	Profilo Family Banker Mediolanum	set	Inietta scoring guide + profilo ideale
3	Valutazione AI Family Banker	chainLlm	Score 1-10 su 5 dimensioni
3	Parse risultato AI	code	Parsing robusto JSON con fallback

Fase	Nodo	Tipo n8n	Funzione
3	Conta candidati Supabase	supabase (getAll)	Fetch pool completo per percentile
3	Calcola Percentile	code	Ranking real-time nel pool
3→4	Prepara dati completi	set	Assembla tutti i 34 campi per Supabase
3→4	IF Dati Validi	if	Guard: nome e email non vuoti
3→4	Salva su Supabase	supabase (create)	INSERT record con 34 campi via fieldsUi
4	Switch Score	switch	Routing a 3 vie: ≥ 8 , ≥ 5 , < 5
4	Email HR + Email Candidato (×3)	gmail (×6)	6 template: Fast Track / Standard / Rifiuto
Err	In caso di errore → Dettagli → Notifica	errorTrigger + set + gmail	Cattura eccezioni + email diagnostica

Tabella 4.1 — Mappa completa dei 31 nodi operativi del workflow “CV – Selezione”, raggruppati per fase. Fonte: elaborazione propria dal JSON del workflow.

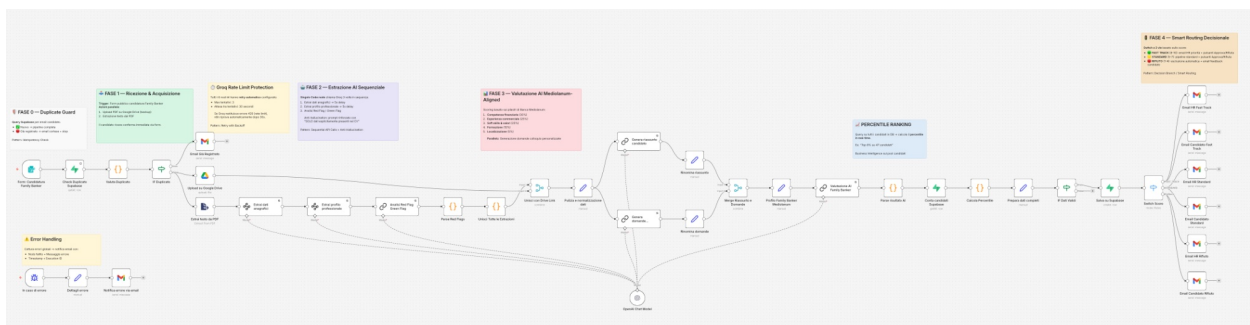


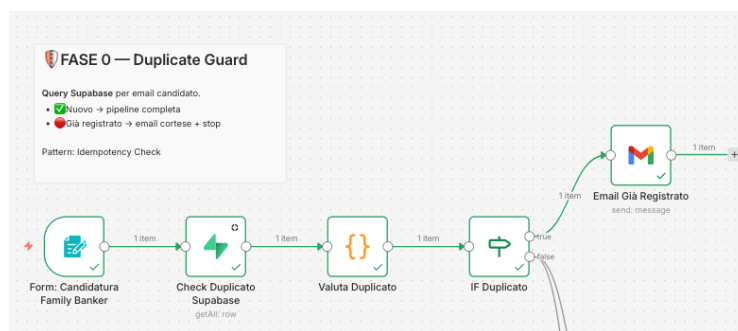
Figura 1 — Vista completa del workflow “CV – Selezione” in n8n. Fonte: screenshot dell’interfaccia n8n.

4.2 Il motore AI: OpenAI Chat Model su Groq

Prima di descrivere le singole fasi, occorre introdurre il nodo che le alimenta trasversalmente. Il nodo “OpenAI Chat Model” è un’istanza del tipo `@n8n/n8n-nodes-langchain.lmChatOpenAi` configurata per puntare non ai server OpenAI, bensì all’endpoint compatibile di Groq (<https://api.groq.com/openai/v1>). Il modello selezionato è LLaMA 3.3 70B Versatile di Meta, scelto per il rapporto ottimale tra capacità di ragionamento, velocità di inferenza e costo zero nel tier gratuito di Groq. Questo singolo nodo è connesso come `ai_languageModel` a sei nodi operativi diversi: Estrai dati anagrafici, Estrai profilo professionale, Analisi Red Flag Green Flag, Genera riassunto candidato, Genera domande colloquio e Valutazione AI Family Banker. La centralizzazione del modello in un unico nodo consente di cambiare modello, provider o parametri in un solo punto senza toccare i sei nodi che lo consumano.

Tutti i sei nodi AI sono configurati con `retryOnFail: true`, `maxTries: 3` e `waitBetweenTries: 30000` millisecondi. Questa configurazione è stata calibrata sperimentalmente sul rate limit del tier gratuito di Groq: quando il sistema riceve un errore HTTP 429 (Too Many Requests), n8n attende trenta secondi e ripete la chiamata fino a tre volte prima di dichiarare il nodo fallito. Il pattern è equivalente a un `retry with fixed backoff` e rappresenta il compromesso tra affidabilità e tempo totale di elaborazione.

4.3 Fase 0 — Duplicate Guard



La Fase 0 costituisce il punto di ingresso del workflow e ha una funzione precisa: impedire che uno stesso candidato venga processato più volte, consumando inutilmente risorse AI e inquinando il database con record duplicati. La sequenza è composta da cinque nodi.

➤ Form: Candidatura Family Banker

Il form è il trigger dell'intero workflow. È pubblicamente accessibile via URL e presenta cinque campi: Nome (obbligatorio), Cognome (obbligatorio), Email (obbligatorio, tipo email), Telefono (opzionale) e un campo file che accetta esclusivamente PDF. Al submit, il candidato visualizza un messaggio di conferma personalizzato con il branding Mediolanum. Il form produce sia dati JSON (i campi compilati) sia dati binary (il file PDF allegato), che viaggiano insieme nel flusso n8n.

Candidatura Family Banker - Banca Mediolanum

Invia la tua candidatura per entrare a far parte della rete di consulenti finanziari di Banca Mediolanum. Allega il tuo CV in formato PDF.

Nome *

Cognome *

Email *

Telefono

data *

Scegli file | nessun file selezionato

Submit

Form automated with n8n

Figura 2 — Il form pubblico di candidatura Family Banker su n8n. Fonte: screenshot dell'interfaccia n8n.

Form Submitted

✔ Grazie per la tua candidatura come Family Banker! Il tuo CV è stato ricevuto con successo. Riceverai una email di conferma a breve. Il nostro team di selezione analizzerà il tuo profilo e ti contatterà se in linea con i valori e i requisiti di Banca Mediolanum.

Form automated with n8n

Figura 3 — Conferma di invio della candidatura Family Banker su n8n. Fonte: screenshot dell'interfaccia n8n.

➤ **Check Duplicato Supabase**

Questo nodo esegue una query sulla tabella “candidati” di Supabase filtrando per il campo email, convertito in minuscolo con *toLowerCase()* per garantire il matching case-insensitive. L’opzione *alwaysOutputData: true* assicura che il nodo produca sempre un output — anche se la query non restituisce record — evitando che il workflow si interrompa silenziosamente su candidature nuove.

➤ **Valuta Duplicato**

Un nodo JavaScript che traduce il risultato della query in un flag booleano. Se la query ha restituito almeno un record con un campo id valido, il nodo imposta *isDuplicate: true* e conserva l’id del record esistente. In caso contrario imposta *isDuplicate: false*. In entrambi i casi, il nodo passa al flusso successivo i dati binary del form (il PDF), preservandoli per le fasi successive.

➤ **IF Duplicato**

Nodo di branching che smista il flusso su due percorsi. Se *isDuplicate* è true, il flusso entra nella branch “True” che porta alla email di cortese notifica. Se *isDuplicate* è false, il flusso entra nella branch “False” che si biforca simultaneamente verso Upload su Google Drive e Estrai testo da PDF — un pattern di fan-out parallelo che avvia la Fase 1.

➤ **Email Già Registrato**

Se il candidato è un duplicato, riceve una email HTML professionale che lo informa che la sua candidatura precedente è già in fase di valutazione. L’email è indirizzata dinamicamente all’indirizzo inserito nel form e include nome e cognome del candidato nel corpo del messaggio. Il workflow si interrompe qui per i duplicati: nessuna risorsa AI viene consumata, nessun record viene duplicato nel database.

Lo scopo della Fase 0 è duplice. Sul piano tecnico, implementa il pattern di *idempotency check* che previene elaborazioni ridondanti e garantisce l’integrità del dataset. Sul piano della candidate experience, assicura che il candidato non resti senza risposta nemmeno in caso di invio multiplo: riceve sempre un feedback, immediato e professionale.



Candidatura già registrata

Gentile **Najjaa Habbassi**,

La sua email è già presente nel nostro sistema di selezione. La sua candidatura precedente è attualmente in fase di valutazione.

I Cosa succederà ora:

Il suo profilo è già in elaborazione. Il team di selezione la contatterà se il profilo risulterà in linea con i requisiti di Banca Mediolanum.

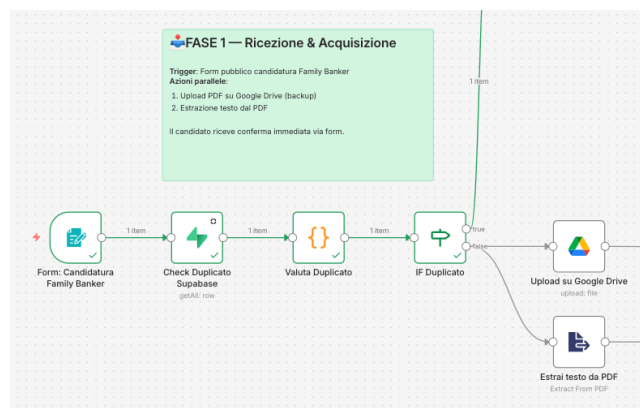
Non è necessario inviare nuovamente la candidatura.

Grazie per il suo interesse verso Banca Mediolanum.

Cordiali saluti,
Team Selezione Family Banker
Banca Mediolanum

Email automatica — Non rispondere a questo indirizzo. | Banca Mediolanum

4.4 Fase 1 — Ricezione e Acquisizione del Curriculum



La Fase 1 si attiva esclusivamente per le candidature nuove (branch False dell'IF Duplicato) e opera in modalità parallela: due nodi vengono eseguiti simultaneamente, ciascuno con una responsabilità distinta.

➤ Upload su Google Drive

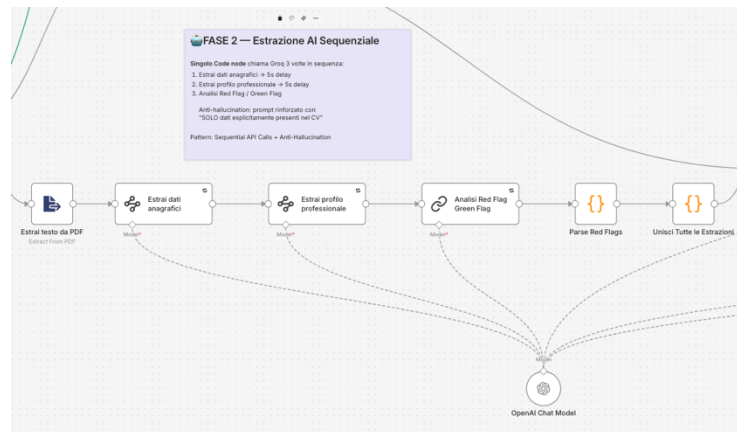
Questo nodo carica il file PDF del candidato nella cartella “CV TEST” su Google Drive. Il nome del file viene composto dinamicamente come “Nome Cognome - CV Family Banker.pdf” usando i dati del form. Lo scopo è duplice: creare un backup persistente del CV originale accessibile via browser e generare un *webViewLink* che verrà incluso nel dossier inviato all’HR, consentendo al recruiter di aprire il CV originale con un clic direttamente dall’email di notifica.

➤ Estrai testo da PDF

Questo nodo prende il binary data del PDF allegato al form ed estrae il testo grezzo in formato stringa. Il testo estratto è il dato di input fondamentale per tutta la pipeline AI: verrà passato come contesto ai tre nodi di estrazione della Fase 2. L’output è un campo *json.text* contenente l’intero contenuto testuale del curriculum vitae.

Il parallelismo tra Upload e Estrazione è una scelta progettuale deliberata: poiché le due operazioni sono indipendenti, eseguirle in sequenza raddoppierebbe il tempo della Fase 1 senza alcun beneficio. I due rami paralleli si ricongiungono più avanti nel nodo “Unisci con Drive Link” (Merge), dove il testo estratto e il link Google Drive vengono fusi in un singolo oggetto dati.

4.5 Fase 2 — Estrazione AI Sequenziale



La Fase 2 è il primo dei due blocchi di intelligenza artificiale del workflow. Il suo scopo è trasformare il testo grezzo del CV — un flusso non strutturato di informazioni in linguaggio naturale — in un insieme di campi strutturati e tipizzati, pronti per la valutazione e l’archiviazione. La fase opera in catena seriale: ogni nodo AI attende il completamento del precedente prima di partire, una scelta imposta dal rate limit di Groq che non consente chiamate parallele nel tier gratuito.

➤ Estrai dati anagrafici

Primo nodo della catena AI. Riceve il testo del CV dal nodo “Estrai testo da PDF” e interroga LLaMA per estrarre due attributi specifici: la città di residenza e la data di nascita. La descrizione di ciascun attributo include istruzioni anti-allucinazione esplicite: “*Extract ONLY the city name explicitly written in the CV. If not found return Non specificata.*” Questo vincolo obbliga il modello a restituire un valore di default anziché inventare informazioni assenti.

➤ Estrai profilo professionale

Secondo nodo della catena. Opera sullo stesso testo del CV (referenziato direttamente dal nodo “Estrai testo da PDF” via espressione n8n) ed estrae sei attributi: titolo di studio, esperienza lavorativa, competenze finanziarie, certificazioni (OCF, IVASS, EFA, CFA, CISI), soft skills e lingue. Ogni attributo ha un prompt di descrizione dedicato con vincoli di lunghezza (max 80-120 parole), lingua (italiano) e regola anti-allucinazione (“*Do NOT invent*”).

➤ Analisi Red Flag Green Flag

Terzo e ultimo nodo AI della fase di estrazione. A differenza dei due precedenti, che utilizzano il nodo Information Extractor per output strutturati, questo nodo usa il Chain LLM con un prompt che richiede esplicitamente una risposta in formato JSON. Il prompt definisce cinque categorie di red flags (gap lavorativi superiori a 12 mesi, cambi azienda frequenti, assenza di esperienza finanziaria, nessuna formazione economica, date incoerenti) e cinque di green flags (iscrizione OCF/IVASS, esperienza in reti finanziarie note, laurea in economia, certificazioni internazionali, track record commerciale quantificato). L’output atteso è un JSON con tre campi: *red_flags* (array), *green_flags* (array) e *flag_summary* (stringa di massimo 40 parole).

➤ Parse Red Flags

Nodo JavaScript di safety parsing. Riceve l’output testuale del Chain LLM, rimuove eventuali backtick markdown che il modello potrebbe aggiungere, e tenta il *JSON.parse*. In caso di successo, estrae i tre campi attesi. In caso di errore di parsing — possibile se il modello produce JSON malformato — il nodo restituisce array vuoti e un *flag_summary* di fallback (“Analisi flags non disponibile”), garantendo che il workflow non si interrompa per un output AI imprevisto.

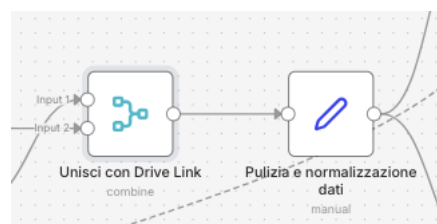
➤ Unisci Tutte le Estrazioni

Nodo di aggregazione che raccoglie i risultati dei tre nodi AI precedenti accedendo ai loro output tramite espressioni n8n: *\$(‘Estrai dati anagrafici’).first().json.output* per i dati anagrafici, *\$(‘Estrai profilo professionale’).first().json.output* per il profilo, *\$(‘Parse Red Flags’).first().json* per i flags. Il

nodo produce un unico oggetto JSON con tutti i campi estratti, normalizzati con valori di default per ogni campo mancante.

Lo scopo complessivo della Fase 2 è la trasformazione dell'informazione: da un testo libero e non strutturato, il workflow produce un oggetto dati con dodici campi tipizzati (due anagrafici, sei professionali, tre di flag analysis più il summary). Questa strutturazione è il prerequisito per tutto ciò che segue: senza dati puliti e categorizzati, né la valutazione né l'archiviazione sarebbero possibili.

4.6 Giunzione: Merge e Normalizzazione



Tra la Fase 2 e la Fase 3 si colloca un passaggio di convergenza e pulizia dei dati, composto da due nodi che svolgono il ruolo di snodo centrale dell'intero workflow.

➤ Unisci con Drive Link

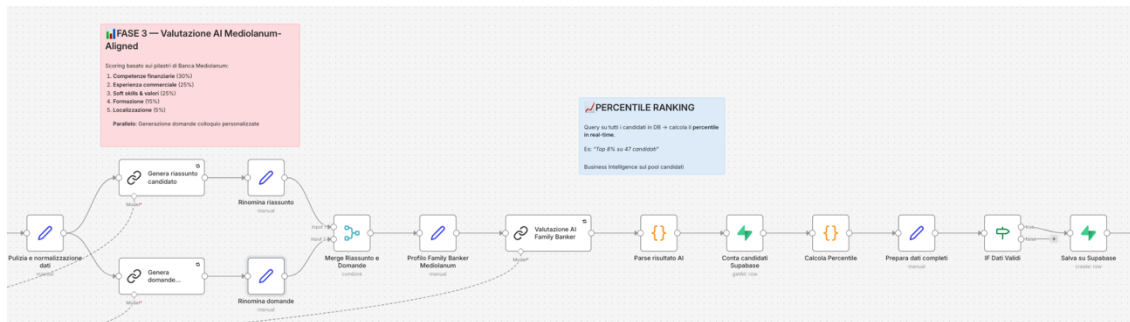
Nodo Merge che riceve due input: sulla porta 0 arrivano i dati delle estrazioni AI (dalla Fase 2), sulla porta 1 arriva il risultato dell'upload su Google Drive (dalla Fase 1), che contiene il campo *webViewLink*. L'operazione *combineAll* fonde i due oggetti in un unico record che contiene sia i dati estratti dal CV sia il link al file originale su Drive.

➤ Pulizia e normalizzazione dati

Nodo Set con sedici assegnazioni esplicite che standardizza e rinomina tutti i campi. I dati del form (Nome, Cognome, Email, Telefono) vengono recuperati dal trigger originale tramite espressione $\$(Form: Candidatura\ Family\ Banker').item.json$. I dati estratti dall'AI vengono letti dal JSON corrente. L'email viene normalizzata in minuscolo. I *red_flags* e *green_flags* vengono serializzati come stringhe JSON (*JSON.stringify*). Ogni campo ha un valore di fallback (ad esempio "Non fornito" per il telefono, "Non specificata" per la città). Il risultato è un oggetto pulito e uniforme che alimenta sia la Fase 3 (valutazione) sia, più avanti, l'inserimento nel database.

Il nodo Pulizia e normalizzazione è il punto di convergenza critico del workflow: tutto ciò che è stato raccolto, caricato ed estratto nelle fasi precedenti confluisce qui in un singolo oggetto strutturato. Da questo punto in avanti, ogni nodo successivo può accedere ai dati del candidato attraverso un'interfaccia consistente e prevedibile.

4.7 Fase 3 — Valutazione AI Mediolanum-Aligned



La Fase 3 è il cuore valutativo del sistema. Prende i dati puliti prodotti dalla giunzione e li sottopone a tre elaborazioni AI distinte, seguite dal calcolo del percentile e dall'assemblaggio finale del record completo.

4.7.1 Generazione parallela: riassunto e domande

Dal nodo “Pulizia e normalizzazione dati” partono due rami paralleli — un secondo fan-out del workflow.

➤ Genera riassunto candidato

Interroga LLaMA chiedendo un riassunto professionale del candidato in terza persona, stile HR, massimo 150 parole. Il prompt include tutti i dati anagrafici e professionali estratti nella Fase 2 e istruisce il modello a evidenziare certificazioni OCF/IVASS, esperienza finanziaria e competenze relazionali, senza inventare informazioni non presenti. Il riassunto verrà incluso nel dossier email inviato all'HR.

➤ Genera domande colloquio

Interroga LLaMA chiedendo cinque domande di colloquio personalizzate sul profilo specifico del candidato. Le regole del prompt sono stringenti: almeno due domande comportamentali STAR, almeno due domande tecniche su prodotti finanziari e normativa, una domanda sui valori Mediolanum (famiglia, lealtà, spirito imprenditoriale). Le domande devono colmare i gap evidenziati

nei red flags. Questo nodo referencia i dati direttamente dal nodo Pulizia tramite espressioni `n8n`, non dal JSON corrente.

Entrambi i nodi passano attraverso un nodo Set di rinomina (Rinomina riassunto e Rinomina domande) che estrae il campo *text* dall'output del Chain LLM e lo rinomina rispettivamente in *riassunto_ai* e *domande_colloquio*. I due rami convergono poi nel nodo "Merge Riassunto e Domande" (*combineAll*), che li fonde in un unico oggetto.

4.7.2 *Profilo ideale e valutazione*

➤ **Profilo Family Banker Mediolanum**

Nodo strategico che inietta nel flusso la descrizione completa del profilo ideale del Family Banker: requisiti essenziali (OCF obbligatorio, 2-3 anni di esperienza, laurea preferibilmente in economia), competenze tecniche attese (fondi, polizze vita, previdenza, MiFID II), soft skills richieste (spirito imprenditoriale, orientamento al cliente, empatia, etica), valori Mediolanum (famiglia, visione lungo periodo, lealtà, trasparenza) e la scoring guide che definisce le tre fasce (8-10 Eccellente, 5-7 Discreto, 1-4 Inadatto). Questo testo viene passato come contesto al nodo di valutazione, fungendo da benchmark contro cui misurare il candidato.

➤ **Valutazione AI Family Banker**

Il nodo più critico dell'intero workflow. Riceve come input il profilo ideale, il riassunto AI del candidato e tutti i dati professionali dal nodo Pulizia. Il prompt istruisce il modello a operare come "sistema di valutazione AI ufficiale di Banca Mediolanum" e a valutare il candidato su cinque dimensioni con pesi esatti: competenze finanziarie (30%), esperienza commerciale (25%), soft skills e valori (25%), formazione (15%), localizzazione (5%). Il modello deve rispondere esclusivamente con un JSON strutturato contenente: score complessivo, categoria, cinque sub-score dimensionali, motivazione (max 80 parole), punti di forza (max 60 parole) e aree di miglioramento (max 60 parole).

➤ **Parse risultato AI**

Nodo di parsing robusto che gestisce le molteplici modalità in cui LLaMA può restituire il JSON: con o senza backtick markdown, annidato in campi *output* o *result*, con score come stringa o come numero. Il codice JavaScript pulisce il testo, tenta il parse, naviga eventuali strutture annidate, converte tutti gli score in *parseFloat* e ricalcola la categoria se mancante. In caso di fallimento completo, restituisce *score: 0* e *categoria: "Errore parsing"* con il messaggio di errore e i primi 200 caratteri dell'output grezzo per il debugging.

4.7.3 Percentile ranking in tempo reale

➤ Conta candidati Supabase

Esegue un fetch completo della tabella “candidati” senza filtri, restituendo tutti i record esistenti. Questo nodo è necessario per il calcolo del percentile: occorre conoscere tutti gli score già presenti nel database per posizionare il nuovo candidato nel ranking.

➤ Calcola Percentile

Nodo JavaScript che riceve l’elenco completo dei candidati dal database e lo score del candidato corrente dal nodo “Parse risultato AI”. Estrae tutti gli score, conta quanti sono inferiori allo score corrente e calcola il percentile come $(below / total) * 100$. Il risultato è espresso in quattro campi: *percentile* (valore numerico), *rank* (posizione assoluta), *total_candidates* (dimensione del pool) e *percentile_label* (stringa leggibile, es. “Top 8% su 47 candidati totali”). Per il primo candidato in assoluto nel sistema, il nodo gestisce il caso limite restituendo percentile 100 e la label “Primo candidato nel sistema”.

4.8 Assemblaggio finale e persistenza

➤ Prepara dati completi

Il nodo più ampio del workflow: trentaquattro assegnazioni esplicite che assemblano il record completo del candidato attingendo da quattro nodi diversi. I dati anagrafici vengono dal Form Trigger originale. I dati estratti dall’AI vengono dal nodo Pulizia. Il riassunto e le domande vengono dal nodo Profilo Family Banker Mediolanum. Lo score, la categoria e i sub-score vengono dal nodo Parse risultato AI. Il percentile viene dal nodo corrente (json dal Calcola Percentile). Infine, due campi generati: *status* impostato a “pending” e *created_at* impostato con $\$now.toISO()$.

➤ IF Dati Validi

Un guard di sicurezza che verifica che nome e email non siano vuoti prima di procedere all’inserimento. Questo nodo previene l’inserimento di record incompleti nel database in caso di anomalie nel flusso dati.

➤ Salva su Supabase

Esegue un INSERT nella tabella “candidati” con tutti i trentaquattro campi mappati uno a uno tramite la configurazione *fieldsUi.fieldValues*. Ogni campo è specificato come coppia *fieldId/fieldValue*, dove il *fieldId* corrisponde esattamente al nome della colonna PostgreSQL (*nome*, *cognome*, *email*, *telefono*, *citta*, *data_nascita*, *titolo_studio*, *esperienza_lavorativa*, *competenze_finanziarie*,

certificazioni, soft_skills, lingue, red_flags, green_flags, flag_summary, riassunto_ai, domande_colloquio, score, categoria, motivazione, punti_di_forza, aree_di_miglioramento, i cinque sub-score dimensionali, percentile, rank, total_candidates, percentile_label, drive_link, status, created_at). L'output del nodo include l'id generato da Supabase, che verrà usato nella Fase 4 per i link di approvazione/rifiuto.

id	nome	cognome	email	telefono	citta	data_nasci
1	Marco	Bianchi	marco.bianchi@email.com	+39 349 1234567	Milano	15/03/1985
2	Giulia	Ferretti	giulia.ferretti@email.com	+39 338 7654321	Roma	22/07/1988
3	Alessandro	Moretti	alessandro.moretti@email.com	+39 347 2468135	Torino	03/11/1982
4	Francesca	Romano	francesca.romano@email.com	+39 333 9876543	Napoli	18/05/1990
5	Roberto	Colombo	roberto.colombo@email.com	+39 340 1357924	Bergamo	29/09/1979
6	Valentina	Canti	valentina.canti@email.com	+39 328 4567890	Firenze	12/01/1992
7	Luca	Marchetti	luca.marchetti@email.com	+39 345 6789012	Bologna	05/08/1987
8	Chiara	Galli	chiara.galli@email.com	+39 320 1122334	Verona	17/04/1994
9	Andrea	Ricci	andrea.ricci@email.com	+39 366 5544332	Padova	23/06/1989
10	Elena	Martinelli	elena.martinelli@email.com	+39 351 9988776	Genova	08/12/1991
11	Stefano	De Luca	stefano.deluca@email.com	+39 342 7788990	Milano	01/02/1984
12	Giovanni	Ferrara	giovanni.ferrara@email.com	+39 329 1122233	Catania	30/10/1995
13	Simone	Greco	simone.greco@email.com	Non fornito	Palermo	Non specif
14	Maria	Santoro	maria.santoro@email.com	+39 339 5566778	Bari	14/09/1985
15	Paolo	Vitale	paolo.vitale@email.com	+39 348 8899001	Brescia	25/03/1981
16	Davide	Mancini	davide.mancini@email.com	+39 377 2233445	Perugia	07/07/1997
17	Sara	Lombardi	sara.lombardi@email.com	+39 334 6677889	Modena	20/11/1988
18	Federico	Rossi	federico.rossi@email.com	+39 346 1234555	Monza	16/08/1983
19	Matteo	Bruno	matteo.bruno@email.com	+39 322 9988776	Cagliari	11/04/1993
20	Alessia	Caruso	alessia.caruso@email.com	+39 331 4455667	Venezia	28/02/1991

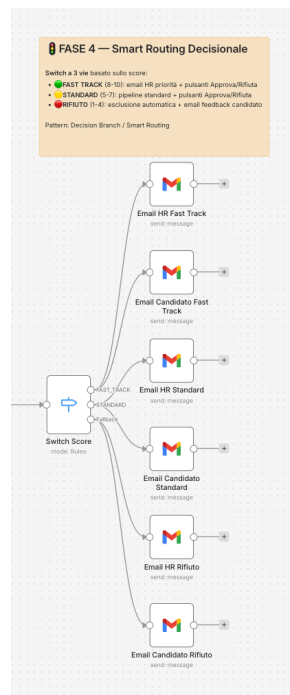
data_nascita	lingue	titolo_studio	esperienza_lavorativa	competenze_finanziarie	certificazioni
15/03/1985	Italiano (Madrelingua), Inglese (C1), Franc	Laurea Magistrale in Economia e Finanza	Senior Financial Advisor presso Fineco Ba	Wealth management, asset allocation, for	Iscrizione Albo OCF, Certifica
22/07/1988	Italiano (Madrelingua), Inglese (C1), Spagi	Laurea Magistrale in Banking and Finance	Private Banker presso UBI Banca per 6 an	Private banking, pianificazione finanziaria	Iscrizione Albo OCF, Abilitazic
03/11/1982	Italiano (Madrelingua), Inglese (B2), Tedet	Laurea in Economia Aziendale - Università	Direttore di filiale Intesa Sanpaolo per 5 a	Corporate banking, credito alle PMI, wea	Iscrizione Albo OCF, Abilitazic
18/05/1990	Italiano (Madrelingua), Inglese (C1)	Laurea Magistrale in Scienze Economiche	Consulente finanziaria Azimut per 5 anni.	Financial planning, fondi comuni, ETF, PA	Iscrizione Albo OCF, Abilitazic
29/09/1979	Italiano (Madrelingua), Inglese (B2), Franc	Laurea in Economia e Commercio - Univer	Family Banker Mediolanum per 10 anni. A	Prodotti Mediolanum completi, fondi Mex	Iscrizione Albo OCF, Abilitazic
12/01/1992	Italiano (Madrelingua), Inglese (B2)	Laurea Triennale in Economia - Università	Consulente assicurativa Generali per 3 an	Polizze vita e danni, prodotti previdenziali	Abilitazione IVASS, Iscrizione
05/08/1987	Italiano (Madrelingua), Inglese (B1)	Laurea Magistrale in Giurisprudenza - Uni	Consulente fiscale e tributario per 6 anni	Pianificazione fiscale, successioni, trust, c	Abilitazione professionale Dot
17/04/1994	Italiano (Madrelingua), Inglese (B2), Tedet	Laurea Magistrale in Economia e Manage	Bancaria presso Unicredit per 3 anni, ruol-	Prodotti bancari retail, conti correnti, cart	OCF in preparazione (esame p
23/06/1986	Italiano (Madrelingua), Inglese (B1)	Laurea Triennale in Scienze Bancarie - Uni	Agente assicurativo Allianz per 4 anni. Ve	Polizze vita, polizze danni, previdenza int	Abilitazione IVASS, Iscrizione
08/12/1991	Italiano (Madrelingua), Inglese (C1), Franc	Laurea Magistrale in Management - Unive	Account Manager presso multinazionale t	Conoscenza base di prodotti finanziari, et	Disponibile a conseguire OCF
01/02/1984	Italiano (Madrelingua), Inglese (C2)	Laurea Magistrale in Finanza Quantitativa	Portfolio Manager presso Eurizon Capital	Asset allocation quantitativa, derivati, ges	CFA Charterholder, Iscrizione
30/10/1995	Italiano (Madrelingua)	Diploma di Ragioneria	Impiegato amministrativo presso studio c	Contabilità base, nessuna competenza fin	Nessuna certificazione
Non specificata	Italiano (Madrelingua)	Laurea Triennale in Scienze della Comuni	Social Media Manager freelance per 3 an	Nessuna competenza finanziaria	Nessuna certificazione finazi
14/09/1989	Italiano (Madrelingua), Inglese (B1)	Laurea Magistrale in Economia e Commes	Impiegata bancaria BNL per 4 anni (opera	Operazioni bancarie, conti correnti, carte	Iscrizione Albo OCF (da riattiv
25/03/1981	Italiano (Madrelingua), Inglese (B2)	Laurea in Economia - Università Cattolica	Consulente finanziario IWB Bank per 9 ann	Wealth management, pianificazione patri	Iscrizione Albo OCF, Abilitazic
07/07/1997	Italiano (Madrelingua), Inglese (A2)	Laurea Triennale in Scienze Politiche - Uni	Agente immobiliare per 1 anno (abbandon	Nessuna competenza finanziaria specifici	Nessuna certificazione finazi
20/11/1988	Italiano (Madrelingua), Inglese (B2)	Laurea Magistrale in Scienze Statistiche e	Attuaria presso compagnia assicurativa p	Prodotti assicurativi (conoscenza tecnica	Abilitazione IVASS, Iscrizione .
16/08/1983	Italiano (Madrelingua), Inglese (B2), Spagi	Laurea Magistrale in Economia e Finanza	Financial Advisor presso Fideuram per 7 a	Consulenza patrimoniale, fondi, sicav, GP	Iscrizione Albo OCF, Abilitazic
11/04/1993	Italiano (Madrelingua), Inglese (B1)	Laurea Triennale in Marketing e Comunic	Agente di commercio settore alimentare i	Nessuna competenza finanziaria. Compel	Nessuna certificazione finazi
28/02/1990	Italiano (Madrelingua), Inglese (C1), Cines	Laurea Magistrale in International Busines	Relationship Manager presso HSBC Vene	Trade finance, prodotti bancari internazio	Iscrizione Albo OCF (recente),

public.candidati						
Filter by id, nome, cognome... or ask AI						
Sort RLS policies Index Advisor Enable Realtime Role postgres Insert						
	certificazioni text	soft_skills text	red_flags text	green_flags text	flag_summary text	riassunto_ai text
	Iscrizione Albo OCF, Certificazione EFPA	Leadership, comunicazione persuasiva, ni			["Iscrizione Albo OCF attiva", "Certificazio	Profilo di eccellenza con certificazioni coi Marco Bianchi è un professor
	Iscrizione Albo OCF, Abilitazione IVASS, €	Empatia, ascolto attivo, orientamento al c			["Iscrizione Albo OCF", "Abilitazione IVAS	Profilo femminile di alto livello con specia Giulia Ferretti è una professio
	Iscrizione Albo OCF, Abilitazione IVASS, €	Leadership manageriale, pensiero strateg			["Iscrizione Albo OCF", "EFPA EFP (Europ	Profilo manageriale d'ecceellenza con cert Alessandro Moretti rappreser
	Iscrizione Albo OCF, Abilitazione IVASS	Comunicazione digitale, social selling, err			["Iscrizione Albo OCF", "Top performer na	Candidata innovativa con track record co Francesca Romano rappresen
	Iscrizione Albo OCF, Abilitazione IVASS, €	Relazione di fiducia, perseveranza, conos	["Pausa di 2 anni dal ruolo (necessità aggi	["Ex Family Banker Mediolanum (10 anni)	Ex Family Banker premiato con portafogli	Roberto Colombo è un ex Fai
	Abilitazione IVASS, Iscrizione RUI sezione	Comunicazione efficace, orientamento all	["Mancanza iscrizione OCF", "Laurea solo	["Abilitazione IVASS attiva", "Esperienza c	Background commerciale interessante ma	Valentina Conti mostra un prt
	Abilitazione professionale Dottore Comm	Precisione, capacità analitica, riservatezz	["Mancanza iscrizione OCF", "Nessuna es	["Competenze fiscali e successorie avanz	Profilo complementare al Family Banker: l	Luca Marchetti porta compet
	OCF in preparazione (esame previsto giug	Precisione operativa, cortesia, gestione s	["OCF non ancora conseguito", "Esperienz	["Bilinguismo italiano-tedesco (asset per t	Giovane con forte motivazione e bilinguis	Chiara Galli è una giovane bai
	Abilitazione IVASS, Iscrizione RUI sezione	Orientamento ai risultati, perseveranza, g	["Mancanza iscrizione OCF", "Approccio d	["Abilitazione IVASS e RUI sezione A", "For	Commerciale con buone fondamenta teor	Andrea Ricci ha un profilo cor
	Disponibile a conseguire OCF e IVASS im	Gestione clienti enterprise, presentazioni	["Mancanza OCF e IVASS", "Stage in priva	["Formazione internazionale HEC Paris", "1	Background corporate di alto livello con ir	Elena Martinelli porta compet
	CFA Charterholder, Iscrizione Albo OCF, .	Pensiero analitico avanzato, comunicazio	["Esperienza commerciale diretta con clie	["CFA Charterholder (rarisimo tra consul	CFA Charterholder con esperienza istituz	Stefano De Luca è tecnicame
	Nessuna certificazione	Puntualità, ordine, capacità di apprendim	["Nessuna formazione universitaria (solo c	["Giovane età (potenziale a lungo termine)	Profilo completamente disallineato rispet	Giovanni Ferrara presenta un
	Nessuna certificazione finanziaria o assici	Creatività, comunicazione digitale, gestio	["Nessuna competenza finanziaria", "Ness	["Competenze di comunicazione digitale (Profilo completamente estraneo al settor	Simone Greco presenta un pr
	Iscrizione Albo OCF (da riattivare dopo px	Precisione, affidabilità, cortesia, capacità	["OCF da riattivare (inattività)", "Esperienz	["OCF già conseguito (da riattivare)", "Esp	OCF già conseguito è il punto di forza più	Maria Santoro ha una solida b
	Iscrizione Albo OCF, Abilitazione IVASS, €	Relazione di fiducia duratura, networking	["Formazione non magistrale (laurea trieni	["Iscrizione Albo OCF", "IVASS e EFPA EF	Consulente maturo con specializzazione r	Paolo Vitale è il profilo che m
	Nessuna certificazione finanziaria o assici	Entusiasmo, voglia di imparare, giovane e	["Nessuna formazione economica o finan	["Giovane età (potenziale a lunghissimo te	Curriculum instabile con esperienza abba	Davide Mancini è un giovane
	Abilitazione IVASS, Iscrizione Albo Attuar	Capacità analitiche eccezionali, precision	["Mancanza iscrizione OCF", "Nessuna es	["Abilitazione IVASS", "Iscrizione Albo Att	Attuaria con competenze previdenziali di	Sara Lombardi porta compet
	Iscrizione Albo OCF, Abilitazione IVASS, €	Relazione professionale, credibilità, netw	["Background Fideuram potrebbe creare r	["Iscrizione Albo OCF", "IVASS e EFPA EF	Consulente maturo con background KPM	Federico Rossi porta un profil
	Nessuna certificazione finanziaria	Capacità di vendita, resistenza allo stress,	["Nessuna competenza finanziaria", "Laure	["Esperienza di vendita (generico)", "Resist	Competenze commerciali generiche non	Matteo Bruno presenta comp
	Iscrizione Albo OCF (recente), Certificazio	Gestione clienti internazionali, comunicaz	["Esperienza in wealth management ancor	["OCF recente", "Esperienza HSBC interna	Trilinguismo con cinese mandarino unico	Alessia Caruso porta un profil
	PI XON - Microsoft Certified Power BI Plat	Comunicazione efficace, results driven	["Esperienza di 6 anni lavorativa > 12 mesi cons	["Esperienza in finanzia", "Laurea in Stat	Profilo valido con esperienza finanziaria	Mario Nascetti è in candid

public.candidati							
Filter by id, nome, cognome... or ask AI							
Sort RLS policies Index Advisor Enable Realtime Role postgres Insert							
	domande_colloquio text	score numer...	categoria text	motivazione text	punti_di_forza text	aree_di_miglioramento text	competi
	1. Descriva una situazione in cui ha dovut	9.0	Eccellente	Candidato di eccellenza assoluta. Formaz	Track record HNWI eccezionale, certifica	Nessun gap significativo. Eventuale affian	9.0
	1. In qualità di ESG Advisor, come integra	9.0	Eccellente	Candidata eccellente che incarna i valori	ESG Advisor certification, approccio educ	Copertura territoriale limitata a Roma cen	9.0
	1. Ha gestito un team di 12 persone in filial	9.0	Eccellente	Profilo manageriale top con EFPA EFP, MI	MBA SDA Bocconi, EFPA EFP (massima o	Transizione da ruolo manageriale struttur	9.0
	1. Come ha costruito la sua presenza digiti	8.0	Eccellente	Top performer con doppio riconoscimen	Top Performer Nazionale 2024-2025, soci	Esperienza di 5 anni (relativamente breve)	8.0
	1. In questi 2 anni di pausa, come si è man	9.0	Eccellente	Rientro ideale: conoscenza totale di cultu	10 anni come Family Banker Mediolanum,	Pausa di 2 anni: necessità aggiornamento	9.0
	1. Qual è la differenza, nella sua esperienz	6.0	Discreto	Potenziale commerciale buono ma manca	Orientamento commerciale forte, esperie	OCF mancante, competenze finanziarie s	5.0
	1. Nella sua attività di Dottore Commercia	7.0	Discreto	Competenze fiscali e successorie rare che	Competenze fiscali e successorie avanzat	OCF mancante, nessuna esperienza in vei	5.0
	1. Sta preparando l'esame OCF: cosa ha	6.0	Discreto	Giovane con alta motivazione (OCF in pre	Bilinguismo italiano-tedesco, OCF in prep	OCF non ancora conseguito, esperienza s	4.0
	1. Come descriverebbe la differenza tra ve	6.0	Discreto	DNA commerciale forte con fondamenta	Track record commerciale solido, IVASS €	OCF mancante, approccio da venditore d	5.0
	1. Lo stage in BNP Paribas è stata la sua pi	7.0	Discreto	Profilo manageriale internazionale con po	Formazione internazionale HEC Paris, triil	OCF e IVASS da conseguire, nessun track	4.0
	1. Il CFA è una certificazione pensata per i	9.0	Eccellente	Livello tecnico fuori scala. CFA + OCF + I	CFA Charterholder, background JPMorg	Soft skills relazionali con clienti retail da s	10.0
	N/A - Candidato non selezionato per collic	3.0	Inadatto	Profilo non compatibile con il ruolo. Ness	Giovane età, esperienza contabile base	Nessuna laurea, nessun OCF né IVASS, ni	2.0
	N/A - Candidato non selezionato per collic	2.0	Inadatto	Profilo completamente disallineato. Zero	Competenze comunicazione digitale com	Nessuna competenza finanziaria, laurea n	1.0
	1. Il suo OCF è in stato di inattività: quand	6.0	Discreto	OCF già conseguito è il principale elemer	OCF precedentemente conseguito (riattiv	OCF in stato di inattività, esperienza cons	5.0
	1. Il passaggio generazionale aziendale è l	9.0	Eccellente	Profilo ideale per Mediolanum: spirito im	Top Advisor IW Bank 2023, specializzazio	Formazione non magistrale. Aggiornamen	9.0
	N/A - Candidato non selezionato per collic	3.0	Inadatto	Profilo non compatibile. Nessuna formazio	Giovane età, entusiasmo	Nessuna formazione economica, nessuna	2.0
	1. Come Attuaria, ha calcolato e prezato	7.0	Discreto	Competenze attuariali rare e differenziat	Competenze attuariali rare, background I	OCF mancante, nessuna esperienza com	6.0
	1. Ha lavorato 7 anni in Fideuram e 3 in KP	8.0	Eccellente	Background KPMG + Fideuram + rete ord	Background KPMG (credibilità tecnica), 7	Adattamento da metodologie Fideuram a	8.0
	N/A - Candidato non selezionato per collic	3.0	Inadatto	Competenze commerciali generiche non	Esperienza di vendita, resistenza allo stre	Nessuna formazione finanziaria, nessuna	1.0
	1. Il cinese mandarino è una competenza r	7.0	Discreto	Profilo internazionale unico con cinese m	Cinese mandarino (unico nel campione), €	Wealth management ancora basso, rete lo	6.0
	1. Considerando la sua esperienza come & E	6.0	Discreto	Mario Nascetti ha competenze finanziarie	Laurea in Statistica, Economia e Accisazio	Certificazioni OCF/IVASS necessaria per	7.0

	competenze_finanziarie_score	esperienza_score	soft_skills_score	formazione_score	localizzazione_score	percentile	rank_int4	total_candidates	percentile_label text	status t...	app
	9.0	9.0	9.0	9.0	8.0	95	1	20	Top 5% su 20 candidati totali	approved	202
	9.0	8.0	9.0	9.0	7.0	90	2	20	Top 10% su 20 candidati totali	approved	202
	9.0	9.0	8.0	10.0	8.0	85	3	20	Top 15% su 20 candidati totali	pending	NUI
	8.0	8.0	9.0	8.0	7.0	65	7	20	Top 35% su 20 candidati totali	pending	NUI
	9.0	9.0	9.0	7.0	10.0	80	4	20	Top 20% su 20 candidati totali	approved	202
	5.0	6.0	7.0	5.0	7.0	35	13	20	Top 65% su 20 candidati totali	pending	NUI
	5.0	5.0	7.0	8.0	7.0	55	9	20	Top 45% su 20 candidati totali	pending	NUI
	4.0	5.0	7.0	7.0	8.0	30	14	20	Top 70% su 20 candidati totali	pending	NUI
	5.0	7.0	6.0	5.0	7.0	25	15	20	Top 75% su 20 candidati totali	rejected	NUI
	4.0	6.0	8.0	8.0	6.0	50	10	20	Top 50% su 20 candidati totali	pending	NUI
	10.0	8.0	7.0	10.0	8.0	75	5	20	Top 25% su 20 candidati totali	pending	NUI
	2.0	2.0	4.0	2.0	5.0	15	17	20	Top 85% su 20 candidati totali	rejected	NUI
	1.0	1.0	5.0	3.0	4.0	0	20	20	Top 100% su 20 candidati totali	rejected	NUI
	5.0	5.0	6.0	7.0	7.0	20	16	20	Top 80% su 20 candidati totali	pending	NUI
	9.0	9.0	9.0	8.0	10.0	70	6	20	Top 30% su 20 candidati totali	approved	202
	2.0	2.0	4.0	3.0	5.0	10	18	20	Top 90% su 20 candidati totali	rejected	NUI
	6.0	4.0	6.0	9.0	7.0	45	11	20	Top 55% su 20 candidati totali	pending	NUI
	8.0	9.0	8.0	8.0	9.0	60	8	20	Top 40% su 20 candidati totali	pending	NUI
	1.0	3.0	5.0	3.0	3.0	5	19	20	Top 95% su 20 candidati totali	rejected	NUI
	6.0	6.0	8.0	8.0	7.0	40	12	20	Top 60% su 20 candidati totali	pending	NUI
	7.0	8.0	8.0	7.0	9.0	40	12	20	Top 60% su 21 candidati totali	pending	NUI

4.9 Fase 4 — Routing Decisionale e Notifiche



La Fase 4 è il punto di uscita del workflow: traduce il punteggio numerico in azioni concrete differenziate per tre classi di candidati.

Percorso	Soglia score	Azione automatica	Destinatario
FAST TRACK	Score ≥ 80	Email HTML prioritaria HR + dossier completo	HR + District Manager
STANDARD	Score 47–79	Pool revisione manuale HR	HR responsabile
RIFIUTO	Score < 47	Email declino cortese + archivio Supabase	Candidato (automatico)

Tabella 2 — Schema dei percorsi decisionali del workflow in base allo score AI. Fonte: elaborazione propria.

➤ Switch Score

Nodo Switch a tre uscite. La prima uscita (FAST_TRACK) si attiva se score ≥ 8 . La seconda uscita (STANDARD) si attiva se score ≥ 5 (e implicitamente < 8 , poiché la prima condizione ha priorità). La terza uscita (fallback/extra) cattura tutto ciò che resta, ovvero score < 5 . Ogni uscita alimenta simultaneamente due nodi Gmail: uno per l'HR e uno per il candidato.

4.9.1 Percorso Fast Track (score 8-10)

Il nodo “Email HR Fast Track” invia al responsabile HR una email HTML con layout verde e badge “FAST TRACK — PRIORITÀ ASSOLUTA”. L'email contiene: score in formato grande (es. 8.5/10), percentile label, riassunto AI, motivazione dello score, punti di forza, aree di miglioramento, red/green flags, domande di colloquio personalizzate, tabella dettagliata dei cinque sub-score, e due pulsanti interattivi: “APPROVA — Convoca a colloquio” e “RIFIUTA — Declina candidatura”. I pulsanti puntano a un webhook n8n che include l'id del candidato (generato da Supabase) e l'azione scelta come parametri URL.

Simultaneamente, il nodo “Email Candidato Fast Track” invia al candidato una email positiva che lo informa che il suo profilo è stato identificato come “prioritario” e che verrà contattato entro 2-3 giorni lavorativi. L'email non contiene punteggi né dettagli algoritmici.

4.9.2 Percorso Standard (score 5-7)

Il nodo “Email HR Standard” invia un report completo con layout blu, senza il badge di priorità ma con tutti gli stessi contenuti informativi del Fast Track, inclusi i pulsanti Approva/Rifiuta. Il nodo “Email Candidato Standard” invia una conferma di ricezione neutra con riepilogo della candidatura (email, data, posizione) e indicazione generica che il profilo sarà valutato.

4.9.3 Percorso Rifiuto (score 1-4)

Il nodo “Email HR Rifiuto” invia una notifica con layout rosso che comunica l’esclusione automatica del candidato, includendo motivazione AI e red flags rilevati. La notifica è puramente informativa: non richiede alcuna azione da parte dell’HR, poiché il rifiuto è già stato comunicato al candidato. Il nodo “Email Candidato Rifiuto” invia una email cortese che ringrazia il candidato per l’interesse, comunica che il profilo non risulta in linea con i requisiti attuali, e lo invita a restare aggiornato sulle future opportunità. L’email non contiene riferimenti all’AI, allo score o ai motivi tecnici del rifiuto.

Lo scopo della Fase 4 è la traduzione del punteggio numerico in azioni operative concrete: ogni candidato, indipendentemente dall’esito, riceve una comunicazione tempestiva e professionale, e l’HR riceve un report calibrato sulla priorità del candidato. Il workflow produce complessivamente sei email diverse (tre coppie HR/candidato) con layout HTML personalizzato per ciascun percorso.

 Candidatura Standard — Najlaa Habbassi | Score: 7.2/10 |  
Top 43% su 31 candidati totali Posta in arrivo x



najlaa.habbassinh@gmail.com
a me ▾

14:48 (1 minuto fa)    

Najlaa Habbassi

Non specificata | najlaa.habbassinh.india@gmail.com

7.2/10

Discreto

 Top 43% su 31 candidati totali — Rank #14

RIASSUNTO AI

La candidata Najlaa Habbassi rappresenta un profilo interessante per il ruolo di Family Banker. Con una laurea in Economia Aziendale all'Università di Bologna e una votazione di 95/110, ha dimostrato una solida base teorica. La sua esperienza lavorativa presso Credito Emiliano in ruoli come Personal Banker e Gestore Unico Privati le ha fornito una conoscenza approfondita del settore finanziario. Inoltre, ha ottenuto la prova di idoneità per l'iscrizione all'albo OCF, certificazione importante per il ruolo. Le sue competenze finanziarie includono la gestione di portafoglio investimenti e la consulenza investimenti. La sua capacità di lavorare in team e la sua abilità nel cross selling e nella fidelizzazione dei clienti la rendono una candidata attraente per il ruolo di Family Banker.

MOTIVAZIONE SCORE

Profilo interessante con base teorica solida

FLAG ANALYSIS


Red: ["Nessuna formazione specifica come Family Banker", "Assenza di certificazioni internazionali come CFA, EFA, EFP, CISI"]

Green: ["Laurea in Economia Aziendale", "Esperienza in reti finanziarie", "Iscrizione all'albo OCF in attesa di formalizzazione"]

? DOMANDE COLLOQUIO SUGGERITE

1. Considerando la tua esperienza come Personal Banker e Gestore Unico Privati, potresti descrivere una situazione in cui hai dovuto gestire un portafoglio di clienti con esigenze finanziarie diverse e come hai agito per soddisfare le loro necessità, ottenendo quale risultato?
2. Come avresti gestito un caso in cui un cliente richiede consiglio su un investimento ad alto rischio, ma potenzialmente redditizio, e come ti assicuraresti di avergli fornito tutte le informazioni necessarie per una decisione informata, utilizzando la tua conoscenza della normativa vigente in materia di consulenza finanziaria?
3. La normativa MiFID II prevede requisiti stringenti per la valutazione dell'adeguatezza dei prodotti finanziari per i clienti, potresti spiegare come intendi applicare questi principi nella tua attività di Family Banker, assicurandoti di offrire soluzioni coerenti con le esigenze e il profilo di rischio dei clienti?
4. Essendo la famiglia un valore fondamentale per Banca Mediolanum, come pensi di poter trasmettere questo spirito di lealtà e impegno verso i clienti, considerando le tue esperienze passate e come intendi costruire relazioni durature con le famiglie che saranno affidate alla tua cura?
5. Data la tua mancanza di formazione specifica come Family Banker e di certificazioni internazionali come CFA o EFA, potresti descrivere come intendi colmare queste lacune, ad esempio attraverso corsi di formazione continua o lo studio di materiale specializzato, per assicurarti di essere sempre aggiornato e competente nel ruolo di Family Banker?


✓ Candidatura ricevuta — Family Banker Banca Mediolanum Posta in arrivo x ✕ 🖨 📄





 najlaa.habbassinh@gmail.com 14:48 (4 minuti fa) ☆ 😊 ↶ ⋮
a najlaa.habbassinh.india ▾



Gentile **Najlaa Habbassi**,

Confermiamo la corretta ricezione della sua candidatura per il ruolo di **Family Banker** presso Banca Mediolanum.

 **Riepilogo candidatura:**

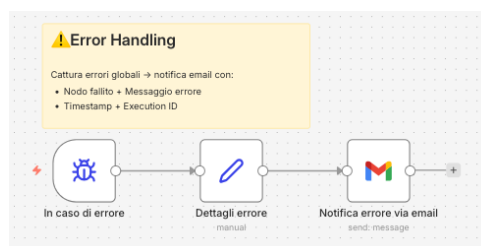
-  Email: najlaa.habbassinh.india@gmail.com
-  Data: 24/03/2026 ore 14:48
-  CV: ricevuto e analizzato
-  Posizione: Family Banker — Consulente Finanziario

Il suo profilo sarà valutato dal team di selezione. La contatteremo qualora il profilo risulti in linea con i nostri requisiti.

Cordiali saluti,
Team Selezione Family Banker
Banca Mediolanum

Figura — Email di avvenuta candidatura da parte del candidato. Fonte: elaborazione propria.

4.10 Circuito di Error Handling



Parallelamente all'intero workflow principale, un circuito indipendente di tre nodi garantisce che nessun errore passi inosservato.

➤ In caso di errore

Nodo speciale di n8n che si attiva automaticamente quando un qualsiasi nodo del workflow principale genera un'eccezione non gestita. Il payload include il messaggio di errore, il nome del nodo fallito, l'execution ID e l'URL dell'esecuzione nei log di n8n.

➤ Dettagli errore

Estrae e formatta quattro campi diagnostici: *error_message* (il messaggio dell'eccezione), *error_node* (il nome del nodo che ha generato l'errore), *error_time* (timestamp formattato) e *execution_id* (l'identificativo univoco dell'esecuzione per la tracciabilità nei log).

➤ Notifica errore via email

Invia al responsabile tecnico una email HTML con layout rosso che contiene tutti i dettagli diagnostici: orario, nodo fallito, execution ID cliccabile, messaggio di errore completo e suggerimenti di azione (controllare log n8n, verificare Supabase, Groq API, Google Drive, Gmail). Questo nodo consente di identificare e risolvere i problemi in tempi rapidi senza dover monitorare attivamente la console di n8n.

4.11 Il flusso completo in sessanta secondi

L'intero workflow "CV – Selezione", dall'invio del form alla ricezione delle email, richiede mediamente dai quarantacinque ai sessanta secondi per completarsi. In questo intervallo, il sistema esegue una query di deduplicazione sul database, carica il CV su Google Drive, estrae il testo dal PDF, effettua tre chiamate AI sequenziali per estrarre dati anagrafici, profilo professionale e analisi dei segnali, normalizza e fonde i dati, lancia due chiamate AI parallele per generare riassunto e domande di colloquio, inietta il profilo ideale del Family Banker, effettua la valutazione AI multidimensionale con calcolo dello score ponderato, esegue il parsing robusto del risultato, interroga l'intero database per calcolare il percentile in tempo reale, assembla un record con trentaquattro campi, lo inserisce in Supabase, instrada il candidato nel percorso appropriato e invia due email HTML personalizzate.

Il contrasto con il processo manuale è immediato: ciò che il sistema esegue in meno di un minuto richiederebbe a un recruiter esperto un minimo di venti-trenta minuti per candidato, senza contare il tempo di registrazione dei dati, la redazione delle note e l'invio delle comunicazioni. Ma il valore del workflow non si misura soltanto nella velocità: si misura nella coerenza (ogni candidato è valutato con gli stessi criteri e le stesse ponderazioni), nella tracciabilità (ogni decisione è documentata nel

database con tutti i dati che l'hanno generata) e nella scalabilità (il sistema può processare cento candidature con lo stesso sforzo di una sola). Il workflow "CV – Selezione" è, in sintesi, la materializzazione operativa di un'idea: che l'intelligenza artificiale possa potenziare, senza sostituire, il giudizio umano nel processo di selezione del personale.

5 - Il Workflow “HR Approval Handler”: la Decisione Umana nel Loop

Dalla raccomandazione AI alla decisione HR: il secondo workflow che chiude il cerchio della selezione

5.1 Il punto di giunzione: dove si ferma l’AI e dove inizia l’HR

Il capitolo precedente ha descritto il workflow “CV – Selezione” nella sua interezza: dal form di candidatura alla valutazione AI, dallo scoring multidimensionale al routing decisionale a tre vie. Si è visto come, al termine della Fase 4, le email inviate ai responsabili HR per i percorsi Fast Track e Standard contenessero due pulsanti interattivi: “APPROVA — Convoca a colloquio” e “RIFIUTA — Declina candidatura”. Quei pulsanti non erano elementi decorativi: sono link che puntano a un URL webhook specifico, codificato come <https://najlaa00.app.n8n.cloud/webhook/hr-approval?candidateId=XX&action=approve|reject>, dove *XX* è l’id numerico del candidato generato da Supabase al momento dell’inserimento e *action* è la stringa “approve” o “reject”.

Quei pulsanti rappresentano il confine esatto tra l’automazione e la decisione umana. Il workflow “CV – Selezione” ha analizzato, valutato, classificato e raccomandato; ma non ha deciso. La decisione — convocare o non convocare il candidato a colloquio — spetta al responsabile HR, che la esprime con un singolo clic su uno dei due pulsanti. Quel clic attiva un secondo workflow, completamente separato dal primo ma funzionalmente complementare: il workflow “HR Approval Handler — Family Banker”.

La separazione in due workflow distinti non è casuale. È una scelta architetturale che risponde a un vincolo tecnico preciso di n8n: quando il primo workflow termina la propria esecuzione (con l’invio delle email), la sua istanza si chiude. Il clic del recruiter sull’email può avvenire minuti, ore o giorni dopo. Non è possibile, nell’architettura event-driven di n8n, tenere in vita un’esecuzione in attesa indefinita di un input esterno senza consumare risorse. La soluzione è il pattern a due workflow: il primo produce l’output e si chiude; il secondo resta in ascolto permanente sul webhook e si attiva istantaneamente quando il recruiter clicca. I due workflow condividono un unico punto di contatto: il *candidateId* nel database Supabase.

5.2 Struttura generale del workflow

Il workflow “HR Approval Handler” è registrato in n8n con stato *active: true* e opera in modalità production. È composto da dieci nodi operativi e una sticky note documentale. A differenza del

workflow “CV – Selezione”, che conta trentuno nodi e sei chiamate AI, questo workflow è deliberatamente snello: non contiene alcun nodo di intelligenza artificiale, non effettua estrazioni né valutazioni. Il suo unico scopo è tradurre la decisione umana in tre azioni concrete: aggiornare lo stato del candidato nel database, inviare la comunicazione appropriata al candidato e mostrare una pagina di conferma al recruiter nel browser.

Il flusso dati è lineare con un singolo punto di diramazione. La tabella seguente ne sintetizza la struttura.

	Nodo	Tipo n8n	Funzione
1	Webhook HR Approval	<i>webhook v2</i>	Riceve il clic HR via HTTP GET
2	Fetch Candidato	<i>supabase (getAll + filter)</i>	Recupera il record completo dal DB
3	Prepara Dati	<i>set v3.4</i>	Estrae action, id, nome, cognome, email
4	IF Approve	<i>if v2.2</i>	Branching: approve vs reject
5a	Update Approved	<i>supabase (update)</i>	Status → "approved" + timestamp
5b	Update Rejected	<i>supabase (update)</i>	Status → "rejected" + timestamp
6a	Email Candidato Colloquio	<i>gmail</i>	Convocazione a colloquio
6b	Email Candidato Rifiuto	<i>gmail</i>	Declinazione cortese
7a	Respond Approvato	<i>respondToWebhook v1.1</i>	Pagina HTML di conferma (verde)
7b	Respond Rifiutato	<i>respondToWebhook v1.1</i>	Pagina HTML di conferma (rossa)

Tabella 5.2 — I 10 nodi operativi del workflow “HR Approval Handler”. In verde il percorso di approvazione, in rosso quello di rifiuto. Fonte: elaborazione propria dal JSON del workflow.

5.3 Anatomia del flusso: nodo per nodo

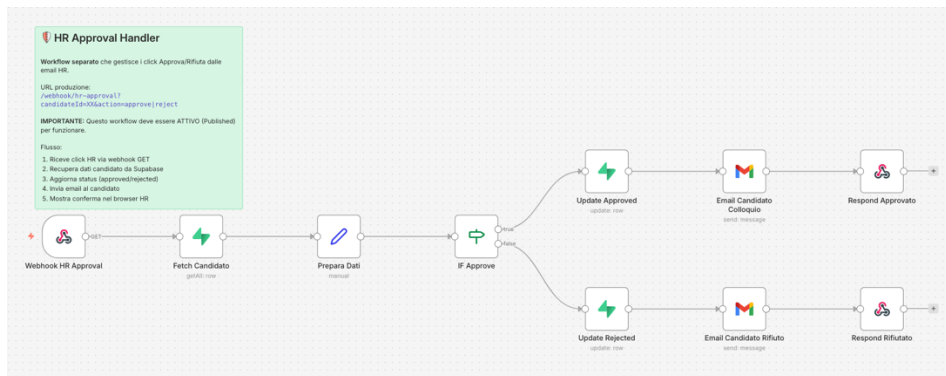


Figura — Vista completa del workflow “HR Approval Handler” in n8n. Fonte: screenshot dell’interfaccia n8n.

5.3.1 Ricezione della decisione HR

➤ Webhook HR Approval — webhook v2

Il trigger del workflow è un nodo Webhook configurato sul path `/hr-approval`. Quando il responsabile HR clicca uno dei due pulsanti nell’email ricevuta dal workflow “CV – Selezione”, il browser esegue una richiesta HTTP GET verso l’URL del webhook, che include due parametri nella query string: `candidateId` (l’identificativo numerico del record nella tabella “candidati” di Supabase) e `action` (la stringa “approve” o “reject”). Il nodo è configurato con `responseMode: “responseNode”`, il che significa che la risposta HTTP non viene inviata immediatamente: il browser del recruiter resta in attesa fino a quando il workflow non raggiunge uno dei due nodi Respond to Webhook al termine del flusso. Questa configurazione è fondamentale: consente al workflow di completare l’aggiornamento del database e l’invio dell’email al candidato prima di mostrare la conferma al recruiter, garantendo che la pagina di conferma venga visualizzata solo quando tutte le operazioni sono effettivamente completate.

5.3.2 Recupero e preparazione dei dati

➤ Fetch Candidato — supabase (getAll + filter)

Una volta attivato il webhook, il primo passo operativo è il recupero dei dati del candidato dal database. Il nodo esegue una query sulla tabella “candidati” di Supabase filtrando per il campo `id`, estratto dalla query string del webhook tramite l’espressione `Number($json.query.candidateId)`. La conversione esplicita a `Number` è necessaria perché i parametri della query string arrivano come stringhe, mentre l’id in Supabase è un campo numerico: senza la conversione, il filtro di eguaglianza

fallirebbe silenziosamente. Il nodo è configurato con *limit: 1*, poiché l'id è una chiave primaria univoca e un singolo risultato è l'unico esito atteso.

Questo nodo svolge una funzione cruciale che va oltre il semplice recupero dati: è il ponte tra i due workflow. Il workflow “CV – Selezione” ha inserito il record nel database; il workflow “HR Approval Handler” lo rilegge. L'unica informazione che transita dall'uno all'altro è il *candidateId*, codificato nell'URL del pulsante. Tutti gli altri dati — nome, cognome, email, score, categoria, riassunto AI, domande di colloquio — risiedono nel database e vengono recuperati in questo nodo. Il database Supabase funge, in sostanza, da memoria condivisa tra i due workflow.

➤ **Prepara Dati — set v3.4**

Il nodo Set estrae e rinomina i cinque campi necessari per le operazioni successive: *action* (dalla query string del webhook originale, tramite l'espressione `$(Webhook HR Approval).item.json.query.action`), *candidateId* (convertito nuovamente a *Number* per coerenza), e i tre campi anagrafici dal record Supabase: *nome*, *cognome* ed *email*. L'email è il campo critico: verrà utilizzata come destinatario delle comunicazioni successive. La scelta di centralizzare l'estrazione in un nodo Set dedicato, anziché referenziare i dati sparsi nei nodi a monte, segue il principio di *single source of truth*: tutti i nodi successivi leggono i dati da Prepara Dati, semplificando il debugging e la manutenzione.

5.3.3 *La decisione: branching su approve o reject*

Azione richiesta:



Figura — Pulsanti di azione Human-in-the-Loop integrati nell'email HR.

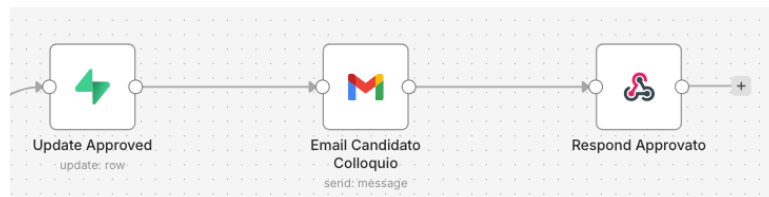
➤ **IF Approve — if v2.2**

Il nodo IF valuta una singola condizione: se il campo *action* è uguale alla stringa “approve” (confronto case-sensitive, *typeValidation: strict*). Se la condizione è vera, il flusso entra nella branch True che porta al percorso di approvazione. Se la condizione è falsa — ovvero *action* è uguale a “reject” o a qualsiasi altro valore — il flusso entra nella branch False che porta al percorso di rifiuto. La logica è volutamente binaria e conservativa: qualsiasi valore diverso da “approve” viene trattato come un

rifiuto, eliminando il rischio che un parametro corrotto o manipolato possa generare un’approvazione accidentale.

Questo nodo è il punto di diramazione centrale del workflow. Da qui in poi, i due percorsi sono completamente simmetrici nella struttura (Update Supabase → Email Candidato → Respond) ma diametralmente opposti nel contenuto.

5.3.4 Percorso di approvazione



➤ Update Approved — supabase (update)

Primo nodo del ramo di approvazione. Eseguce un UPDATE sulla tabella “candidati”, filtrando per *id* uguale al *candidateId*, e modifica due campi: *status* da “pending” ad “approved”, e *approved_at* impostato con *\$now.toISO()* per registrare il timestamp esatto della decisione. La mappatura dei campi avviene tramite *fieldsUi.fieldValues*, lo stesso pattern utilizzato nel workflow “CV – Selezione” per l’inserimento. L’aggiornamento dello status è il dato che la dashboard HR utilizzerà per visualizzare il candidato nella sezione “Approvati” e per calcolare le statistiche di conversione.

➤ Email Candidato Colloquio — gmail

Subito dopo l’aggiornamento del database, il nodo invia al candidato una email HTML con layout verde e intestazione “Congratulazioni”. L’email comunica che il profilo è stato selezionato dal team HR, che un recruiter Mediolanum lo contatterà entro 24 ore per concordare data e modalità del colloquio, e che in caso di mancato contatto entro 2 giorni lavorativi il candidato può rispondere all’email. L’indirizzo del destinatario è letto dal nodo Prepara Dati tramite l’espressione *\$('Prepara Dati').item.json.email*, e il nome viene inserito dinamicamente sia nell’oggetto che nel corpo. Il tono della comunicazione è caldo e istituzionale.

➤ Respond Approvato — respondToWebhook v1.1

L’ultimo nodo del percorso di approvazione. Risponde alla richiesta HTTP originale del webhook con una pagina HTML completa, renderizzata direttamente nel browser del recruiter. La pagina mostra un’icona verde, il titolo “Candidato Approvato”, il nome e cognome del candidato, e la conferma che l’email di convocazione è stata inviata. L’header *Content-Type* è impostato esplicitamente a *text/html; charset=utf-8* per garantire il rendering corretto nel browser. Questo nodo

chiude il cerchio dell'interazione: il recruiter ha cliccato un pulsante in un'email, e in meno di due secondi vede nel browser la conferma che l'operazione è completata — senza dover accedere a nessun'altra piattaforma.



Figura — Pagina di conferma restituita dal nodo "Respond Approvato" del workflow "HR Approval Handler"

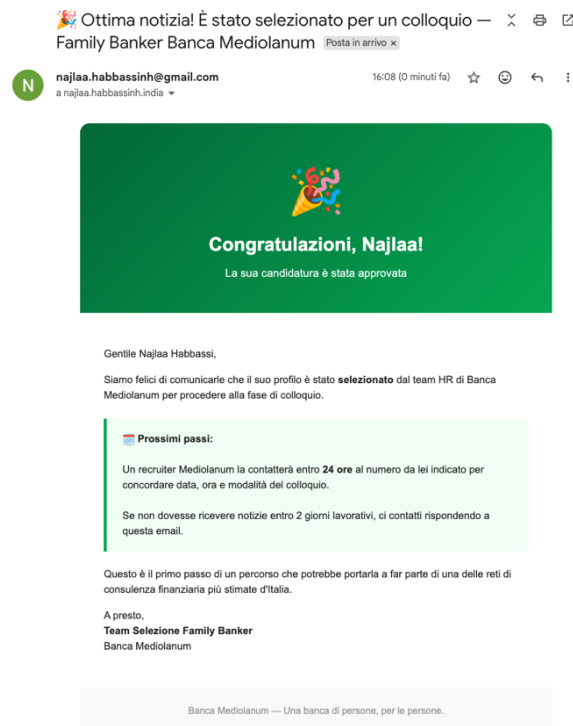
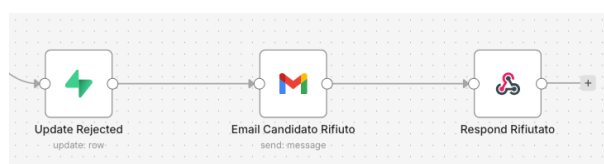


Figura — Email di convocazione a colloquio ricevuta dal candidato approvato, generata dal nodo "Email Candidato Colloquio" del workflow "HR Approval Handler".

5.3.5 Percorso di rifiuto



➤ Update Rejected — supabase (update)

Specularmente al percorso di approvazione, questo nodo esegue un UPDATE impostando *status* a “rejected” e *rejected_at* con il timestamp corrente. La simmetria con Update Approved non è solo estetica: la dashboard HR utilizzerà i campi *approved_at* e *rejected_at* per calcolare i tempi medi di decisione del recruiter, un indicatore di efficienza del processo di selezione.

➤ Email Candidato Rifiuto — gmail

Il nodo invia una email HTML con toni istituzionali e rispettosi. A differenza dell’email di rifiuto automatico inviata dal workflow “CV – Selezione” per i candidati con score inferiore a 5 (che non richiede alcun intervento HR), questa email è il risultato di una decisione umana esplicita. Il contenuto chiarisce che la decisione “non riflette necessariamente il valore professionale” del candidato, ma è “relativa alle esigenze specifiche della rete in questo momento”, e invita a monitorare le future opportunità sul sito istituzionale. Questa formulazione, deliberatamente orientata alla relazione, preserva l’immagine di Banca Mediolanum anche nei confronti dei candidati non selezionati.

➤ Respond Rifiutato — respondToWebhook v1.1

Analogamente al Respond Approvato, questo nodo restituisce al browser del recruiter una pagina HTML di conferma, questa volta con sfondo rosso, icona di rifiuto e la conferma che l’email di declinazione è stata inviata. Il recruiter sa, con certezza visiva immediata, che la sua decisione è stata eseguita.



Figura — Pagina di conferma restituita dal nodo "Respond Rifiutato" del workflow "HR Approval Handler".



Figura — Email di cortese declinazione ricevuta dal candidato rifiutato, generata dal nodo "Email Candidato Rifiuto" del workflow "HR Approval Handler".

5.4 Il paradigma Human-in-the-Loop nella pratica

Il workflow "HR Approval Handler" è la materializzazione tecnica del paradigma Human-in-the-Loop (HITL) descritto nei capitoli teorici della tesi. Se si osserva il sistema nella sua interezza — i due workflow insieme — emerge un'architettura a tre tempi: nel primo tempo, l'AI analizza, valuta e raccomanda (workflow "CV – Selezione"); nel secondo tempo, l'umano esamina la raccomandazione e decide (il recruiter legge il dossier email e clicca Approva o Rifiuta); nel terzo tempo, il sistema esegue la decisione umana (workflow "HR Approval Handler"). L'AI non decide mai. L'umano non deve mai eseguire operazioni meccaniche. Ciascuno fa ciò che sa fare meglio.

Questo pattern risponde in modo diretto ai requisiti dell'AI Act europeo (Regolamento UE 2024/1689) per i sistemi ad alto rischio nel recruiting. L'articolo 14 del Regolamento richiede che i sistemi AI ad alto rischio siano progettati in modo da consentire una supervisione umana efficace durante il funzionamento. Il sistema realizzato soddisfa questo requisito in modo strutturale: la decisione finale non è delegata all'AI, non è nascosta in un algoritmo, non è automatizzata dietro le quinte. È un clic esplicito, tracciato nel database con timestamp, su un pulsante che il recruiter ha scelto dopo aver esaminato un dossier completo. La trasparenza è totale: il recruiter sa quali criteri

hanno generato lo score, conosce i punteggi dimensionali, legge la motivazione dell'AI, vede i red e green flags. Decide con piena cognizione di causa.

5.5 L'interazione tra i due workflow: architettura a coppia

Per comprendere pienamente il funzionamento del sistema, è utile sintetizzare come i due workflow interagiscono tra loro. Non si tratta di un singolo flusso che si “ferma” in attesa della decisione HR: sono due automazioni indipendenti che comunicano attraverso un contratto condiviso.

Elemento	CV – Selezione	HR Approval Handler
Trigger	Form pubblico di candidatura	Clic HR su pulsante email
Nodi AI	6 (estrazione, analisi, valutazione)	0 (nessuna AI)
Nodi totali	31 operativi	10 operativi
Scrive in DB	INSERT record (34 campi, status: pending)	UPDATE status + timestamp decisione
Email inviate	6 template (HR + candidato × 3 percorsi)	2 template (candidato: colloquio o rifiuto)
Punto di contatto	Genera candidateId e lo inserisce nei pulsanti	Riceve candidateId via URL e lo usa per fetch/update
Durata	45–60 secondi (6 chiamate AI)	1–2 secondi (nessuna AI, solo DB + email)

Tabella 5.5 — Confronto tra i due workflow che compongono il sistema di selezione. Fonte: elaborazione propria.

Il contratto tra i due workflow è minimo e robusto: un singolo parametro numerico (*candidateId*) e un singolo parametro testuale (*action*) transitano via URL. Tutti gli altri dati risiedono nel database, che funge da memoria condivisa persistente. Questa architettura è intrinsecamente resiliente: se il workflow “CV – Selezione” viene aggiornato o modificato, il workflow “HR Approval Handler” continua a funzionare invariato, purché la tabella Supabase conservi gli stessi campi. La dipendenza reciproca è ridotta al minimo: è il database, non i workflow, a costituire il punto di verità del sistema.

5.6 Il ciclo di vita completo della candidatura

Con la descrizione del secondo workflow, è ora possibile ricostruire il ciclo di vita completo di una candidatura nel sistema, dal primo contatto alla comunicazione finale. Il campo *status* nel database Supabase ne traccia le transizioni.

Stato iniziale: Il candidato compila il form e invia il CV. Se non è un duplicato, il workflow “CV – Selezione” lo processa e lo inserisce nel database con *status* = “*pending*”. Il candidato riceve una email di conferma (se Standard) o di rinforzo positivo (se Fast Track). Il recruiter riceve il dossier completo con i pulsanti di azione.

Transizione — Approvazione: Il recruiter clicca “Approva”. Il workflow “HR Approval Handler” aggiorna *status* a “*approved*” e registra *approved_at*. Il candidato riceve l’email di convocazione. Il recruiter vede la conferma nel browser. Nella dashboard, il candidato compare tra gli approvati.

Transizione — Rifiuto HR: Il recruiter clicca “Rifiuta”. Il workflow aggiorna *status* a “*rejected*” e registra *rejected_at*. Il candidato riceve l’email di declinazione. Il recruiter vede la conferma. Nella dashboard, il candidato compare tra i rifiutati.

Eccezione — Rifiuto automatico: I candidati con score inferiore a 5 non passano mai attraverso il workflow “HR Approval Handler”. Il loro rifiuto è gestito interamente dal workflow “CV – Selezione” nella Fase 4, senza intervento umano. Il loro *status* nel database può restare “*pending*” o essere aggiornato a “*rejected_auto*” a seconda della configurazione, ma la comunicazione al candidato è già stata inviata.

Questo ciclo di vita a stati — *pending*, *approved*, *rejected* — è il dato fondamentale che alimenta le analitiche della dashboard HR: percentuali di conversione, tempi medi di decisione, distribuzione degli esiti per fascia di score. Ogni transizione di stato è accompagnata da un timestamp che consente di misurare con precisione la velocità del processo in ogni sua fase.

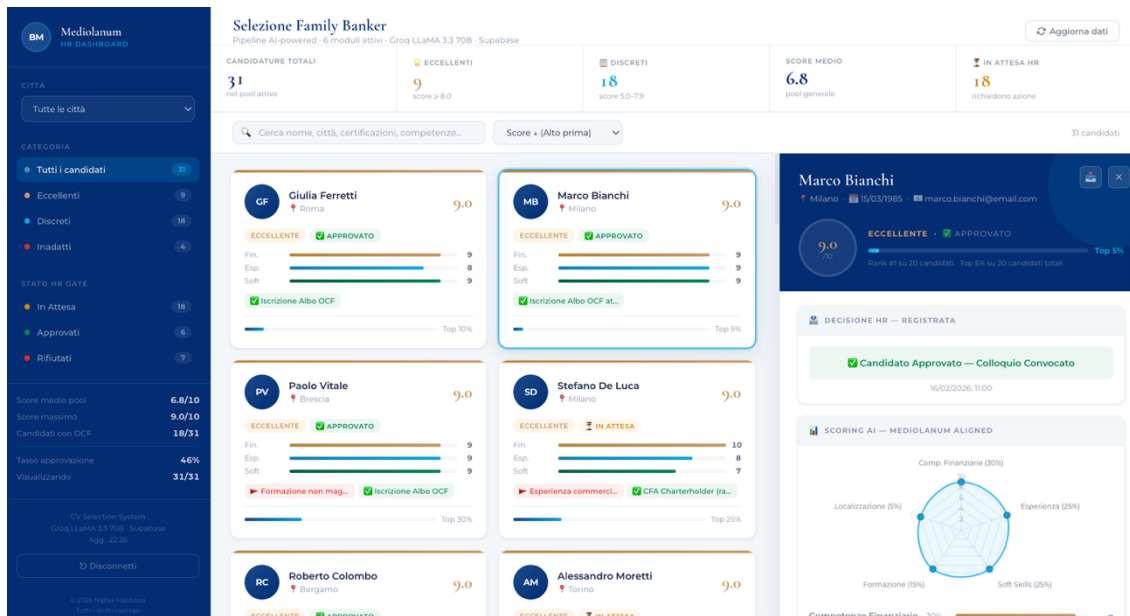
In conclusione, il workflow “HR Approval Handler — Family Banker” è l’anello che chiude la catena del processo di selezione automatizzato. Con soli dieci nodi e zero chiamate AI, traduce un clic del recruiter in tre azioni simultanee: l’aggiornamento dello stato nel database, l’invio di una email personalizzata al candidato e la visualizzazione di una pagina di conferma nel browser del recruiter. L’intero processo richiede meno di due secondi.

Insieme al workflow “CV – Selezione” descritto nel capitolo precedente, forma un sistema a coppia che implementa il paradigma Human-in-the-Loop nella sua forma più concreta: l’AI analizza e raccomanda, l’umano decide, il sistema esegue. I due workflow comunicano attraverso un contratto

minimo — un *candidateId* e un *action* codificati in un URL — e condividono un'unica fonte di verità: il database Supabase. Il capitolo successivo descriverà la dashboard HR che rende accessibili, in tempo reale, tutti i dati generati da questo sistema a doppio workflow.

6 - La Dashboard HR: Interfaccia di Business Intelligence per la Selezione

Dal database al decisore: come i dati generati dai workflow diventano informazione azionabile



6.1 Il terzo componente del sistema

I due capitoli precedenti hanno descritto i workflow che generano e gestiscono i dati del processo di selezione: il workflow “CV – Selezione” analizza le candidature e le inserisce nel database con trentaquattro campi strutturati; il workflow “HR Approval Handler” traduce la decisione del recruiter in aggiornamenti di stato e comunicazioni al candidato. Entrambi scrivono nella stessa tabella “candidati” del database Supabase. Ciò che manca, a questo punto, è l’interfaccia che rende quei dati leggibili, navigabili e azionabili da parte del responsabile HR.

La dashboard è un’applicazione web single-page, realizzata come un unico file HTML di circa milleseicento righe che integra struttura, stile e logica applicativa. Il file si apre in qualsiasi browser senza processi di compilazione. Non necessita di un server applicativo, poiché comunica direttamente con le API REST di Supabase. Ed è ispezionabile e modificabile nella sua interezza con un qualsiasi editor di testo, senza dover comprendere un’architettura a componenti.

6.2 L’identità visiva: i design token di Banca Mediolanum

L’aspetto grafico della dashboard non è stato lasciato al caso. L’intera interfaccia è costruita su un sistema di design token che riproduce la palette cromatica e la tipografia istituzionale di Banca

Mediolanum. I token sono definiti come variabili centralizzate nel foglio di stile, il che consente di modificare un colore in un unico punto e vederlo aggiornato automaticamente in tutta la dashboard. La tabella seguente ne documenta i principali.

Token	Valore	Utilizzo nella dashboard
Deep Blue	#002D72	Colore primario istituzionale: barra laterale, intestazione, avatar, pulsanti principali
Cyan	#00A3E0	Colore secondario: accenti interattivi, barra percentile, grafico radar, selezione attiva
Gold	#C89968	Categoria “Eccellente”: badge, punteggio, indicatori competenze finanziarie
Success	#008751	Stato “approvato”, segnali positivi (green flags), conferme di operazione
Danger	#D93025	Categoria “Inadatto”, stato “rifiutato”, segnali di allarme (red flags), errori
Warning	#D4890A	Stato “in attesa”, indicatore candidati che richiedono una decisione HR
Font titoli	Cormorant Garamond	Tipografia display: titoli, punteggi in formato grande, nomi nel pannello dettaglio
Font corpo	Montserrat	Tipografia funzionale: testo corrente, etichette, badge, navigazione

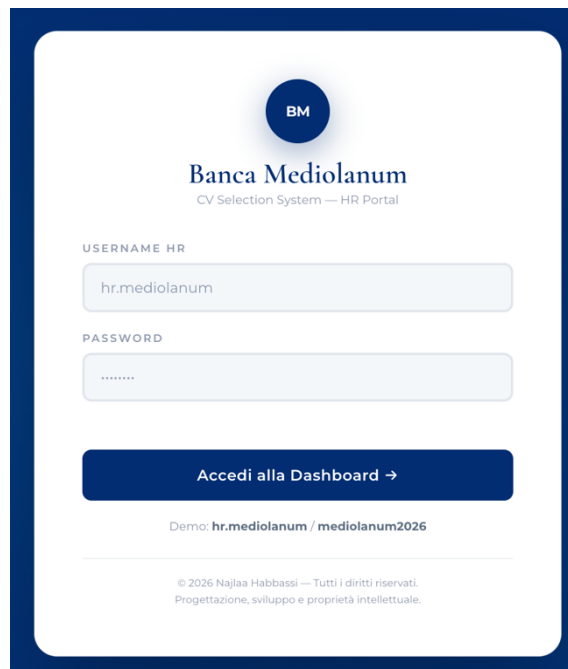
Tabella 6.2 — Design token della dashboard, derivati dalla palette ufficiale di Banca Mediolanum. Fonte: elaborazione propria.

La combinazione tipografica riflette il posizionamento del brand. Cormorant Garamond è un carattere serif che trasmette autorità e tradizione finanziaria, coerente con l’identità premium di Banca Mediolanum. Montserrat è un sans-serif progettato per garantire leggibilità anche a dimensioni ridotte, adatto a un’interfaccia che deve ospitare molte informazioni in spazi contenuti.

6.3 L'architettura dell'applicazione

L'applicazione si compone di diverse aree funzionali e un modulo di logica applicativa che gestisce il collegamento con il database. Tutta la comunicazione con Supabase avviene tramite le API REST del servizio, autenticate con la chiave pubblica. La dashboard punta allo stesso database in cui scrivono i due workflow n8n, chiudendo il cerchio del flusso dati: i workflow producono i record, la dashboard li rende consultabili.

6.3.1 Schermata di login



La prima schermata che l'utente incontra è un form di autenticazione con username e password. Si tratta di un'autenticazione dimostrativa, adeguata al contesto di un prototipo accademico ma non a un ambiente di produzione, dove sarebbe necessario un meccanismo di autenticazione lato server con token crittografici e politiche di accesso per riga nel database. Il login svolge tuttavia una funzione importante anche in un prototipo: comunica che il sistema prevede un accesso controllato all'interfaccia HR, coerentemente con i principi di protezione dei dati personali discussi nel Capitolo 3. Una volta autenticato, l'utente accede all'interfaccia principale e il sistema avvia immediatamente il recupero dei dati dal database.

6.3.2 La barra laterale: navigazione e statistiche aggregate



Il pannello laterale sinistro svolge due funzioni contemporaneamente: navigazione e quadro sintetico dello stato del pool di candidati.

Nella parte superiore sono disposti tre gruppi di filtri attivabili con un clic. Il primo consente di filtrare per categoria assegnata dall'AI: "Tutti i candidati", "Eccellenti" (score ≥ 8), "Discreti" (score 5-7), "Inadatti" (score inferiore a 5). Il secondo filtra per stato della decisione HR: "In Attesa", "Approvati", "Rifiutati". Il terzo è un selettore per città di residenza del candidato, popolato dinamicamente a partire dai dati presenti nel database: il menu a tendina elenca tutte le città per le quali esiste almeno un candidato nel pool, ordinate alfabeticamente, consentendo al recruiter di restringere la visualizzazione a una specifica area geografica. Questo filtro è particolarmente rilevante per una rete come quella di Mediolanum, dove il radicamento territoriale del Family Banker rappresenta un fattore competitivo e la capacità di selezionare candidati per zona geografica ha un valore operativo immediato. I filtri per categoria e stato sono mutuamente esclusivi, mentre il filtro per città può essere combinato con entrambi.

Nella parte inferiore, cinque metriche aggregate forniscono un colpo d'occhio sullo stato complessivo del pool: score medio, score massimo, percentuale di candidati con certificazione OCF, tasso di approvazione (rapporto tra candidati approvati e totale decisioni prese) e il numero di candidati attualmente visualizzati rispetto al totale. Queste cifre si aggiornano automaticamente a ogni

caricamento dei dati. In calce alla barra laterale: la versione del sistema, lo stack tecnologico impiegato e l'orario dell'ultimo aggiornamento.

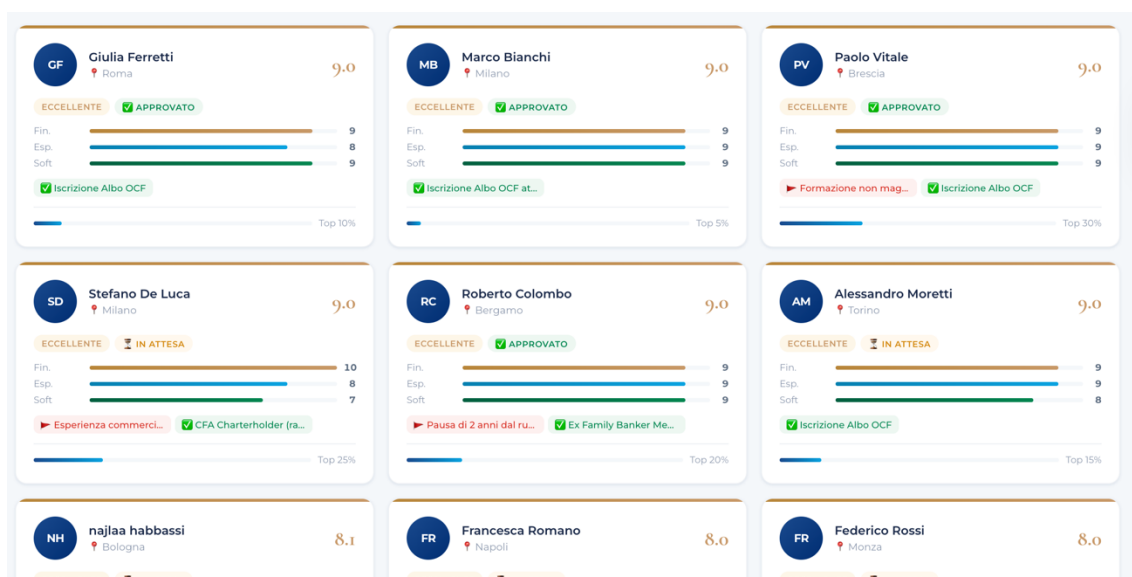
6.3.3 L'intestazione: indicatori chiave e barra di ricerca



L'area superiore del pannello principale ospita due componenti. La prima è una striscia di cinque indicatori chiave di performance (KPI) che offre al recruiter una fotografia istantanea del pool: candidature totali, numero di eccellenti, numero di discreti, score medio e candidati in attesa di decisione. I valori sono presentati con un'animazione di conteggio progressivo che rende il caricamento percepito come dinamico e responsivo.

La seconda componente è una barra di ricerca e ordinamento. Il campo di ricerca testuale filtra in tempo reale su otto campi del profilo del candidato: nome, cognome, città, certificazioni, competenze finanziarie, soft skills, titolo di studio e lingue. Un selettore consente di ordinare i risultati secondo cinque criteri: score decrescente o crescente, ordine alfabetico diretto o inverso, data di ricezione più recente. La ricerca testuale opera con logica OR sui campi e AND con i filtri della barra laterale: il recruiter può, ad esempio, visualizzare i soli candidati eccellenti in attesa di decisione che possiedano la certificazione OCF, combinando un filtro nella barra laterale e una parola chiave nella ricerca.

6.3.4 La griglia dei candidati



Il corpo centrale della dashboard è occupato da una griglia responsiva di schede, ciascuna delle quali rappresenta un candidato e ne riassume le informazioni principali in forma visiva. Ogni scheda mostra: un avatar con le iniziali del candidato, il nome e la città di residenza, il punteggio complessivo colorato in funzione della categoria (tono dorato per gli eccellenti, azzurro per i discreti, rosso per gli inadatti), due badge che indicano la categoria AI e lo stato della decisione HR, tre barre di avanzamento per i sub-score delle dimensioni principali (competenze finanziarie, esperienza, soft skills), un'anteprima dei principali segnali di allarme e positivi rilevati dall'AI, e un indicatore percentile che posiziona il candidato nel pool.

Le schede non sono elementi statici. Un bordo superiore ne segnala la categoria a colpo d'occhio. L'interazione con il mouse produce un effetto di elevazione che guida l'attenzione dell'utente. Il clic seleziona la scheda e apre il pannello di dettaglio laterale. Le barre di avanzamento e gli indicatori percentile sono animati al caricamento con transizioni progressive, un accorgimento che facilita la lettura comparativa tra candidati adiacenti nella griglia.

6.3.5 Il pannello di dettaglio



Il clic su una scheda apre un pannello laterale che contiene l'intero dossier del candidato, organizzato in sei sezioni informative.

➤ **Intestazione con punteggio in evidenza**

L'area superiore del pannello mostra nome e cognome del candidato, i dati anagrafici (città, data di nascita, email), il punteggio complessivo in formato grande, la categoria, lo stato della decisione HR, la barra percentile e il ranking nel pool.

➤ **Scoring AI — Mediolanum Aligned**

Un grafico radar a cinque assi visualizza simultaneamente i sub-score delle cinque dimensioni di valutazione: competenze finanziarie (30%), esperienza commerciale (25%), soft skills e valori (25%), formazione (15%) e localizzazione (5%). Sotto il radar, cinque barre con indicazione del peso e del valore numerico forniscono la stessa informazione in formato tabellare, per chi preferisce una lettura analitica.

➤ **Red Flag / Green Flag — Analisi AI**

Un layout a due colonne presenta i segnali di allarme (colonna sinistra, in rosso) e i segnali positivi (colonna destra, in verde) estratti dall'AI nella Fase 2 del workflow "CV – Selezione". In calce, una sintesi testuale riassume l'analisi complessiva dei segnali.

➤ **Insights AI — Groq LLaMA 3.3 70B**

Una griglia raccoglie gli output testuali generati dall'intelligenza artificiale durante la Fase 3: il riassunto professionale in terza persona, la motivazione del punteggio, i punti di forza e le aree di miglioramento. Sono le stesse informazioni inviate al recruiter via email, ora consultabili in modo persistente e confrontabile.

➤ **Domande di colloquio personalizzate**

Le cinque domande generate dal nodo "Genera domande colloquio" sono presentate in forma di elenco numerato. Per i candidati che non raggiungono la soglia minima di score, la sezione mostra un messaggio che comunica la mancata convocazione a colloquio.

➤ **Profilo completo**

L'elenco di tutti i dati estratti dal CV: telefono, lingue, formazione, esperienza lavorativa, competenze finanziarie, certificazioni, soft skills, collegamento diretto al CV originale su Google Drive e data di ricezione della candidatura. I campi privi di informazione vengono nascosti automaticamente per non appesantire la consultazione.

➤ **Human-in-the-Loop — Decisione HR**

La sezione decisionale. Per i candidati in attesa di valutazione mostra due pulsanti: “Approva — Convoca a Colloquio” e “Rifiuta”. Per i candidati su cui è già stata espressa una decisione, mostra lo stato registrato con la data e l’ora dell’azione. È da questa sezione che il recruiter può agire direttamente sull’esito della candidatura, senza tornare all’email.

Nell’intestazione del pannello, accanto al pulsante di chiusura, è presente un pulsante di esportazione che consente di generare una versione stampabile del profilo del candidato. Il clic apre una nuova scheda del browser contenente il dossier completo in un layout ottimizzato per il formato A4, con un pulsante “Salva come PDF” che attiva la funzione di stampa nativa del browser. Questa funzionalità consente al recruiter di produrre una versione cartacea o digitale del profilo da condividere con colleghi, portare a un colloquio o archiviare nel fascicolo personale del candidato.

6.4 Il flusso dati: dal database alla visualizzazione

All’apertura della dashboard, il sistema esegue una richiesta alle API REST di Supabase per recuperare tutti i record della tabella “candidati”, ordinati per score decrescente. La risposta è un insieme strutturato di dati in formato JSON che viene arricchito lato client: i campi contenenti i segnali di allarme e positivi, archiviati nel database come stringhe, vengono riconvertiti in strutture dati navigabili, con gestione automatica dei casi di formato non valido.

I dati vengono poi elaborati da una catena di funzioni che aggiornano l’interfaccia senza ricaricare la pagina: i contatori della barra laterale vengono ricalcolati, i cinque KPI animati con i nuovi valori, le statistiche aggregate ricomputate e la griglia delle schede rigenerata applicando contemporaneamente tutti i filtri attivi (categoria, stato, ricerca testuale e criterio di ordinamento). Ogni interazione dell’utente — un clic nella barra laterale, una parola nella ricerca, un cambio di ordinamento — innesca questo processo di aggiornamento, garantendo una risposta istantanea dell’interfaccia senza dover interrogare nuovamente il database.

6.5 Il gate HR nella dashboard: il collegamento con il workflow di approvazione

La funzionalità più significativa della dashboard, dal punto di vista dell’architettura complessiva del sistema, è la possibilità di approvare o rifiutare un candidato direttamente dall’interfaccia web, senza dover passare dall’email.

Quando il recruiter clicca uno dei due pulsanti nel pannello di dettaglio, il sistema esegue due operazioni in parallelo. La prima è una chiamata al webhook del workflow “HR Approval Handler”, con gli stessi parametri (identificativo del candidato e azione scelta) che sarebbero stati generati dal clic sul pulsante nell’email. Questa chiamata attiva il workflow n8n, che invia la comunicazione al candidato e aggiorna il database. La seconda è un aggiornamento diretto del record nel database tramite le API REST di Supabase, che consente alla dashboard di riflettere immediatamente il nuovo stato senza attendere il completamento del workflow.

Dopo l’aggiornamento, l’interfaccia si sincronizza automaticamente: i contatori e i KPI vengono ricalcolati, la griglia rigenerata e il pannello di dettaglio aggiornato per mostrare lo stato registrato al posto dei pulsanti di azione. Una notifica temporanea conferma l’esito dell’operazione. L’intera sequenza — dal clic del recruiter alla conferma visiva, passando per l’aggiornamento del database e l’invio dell’email al candidato — richiede meno di due secondi.

Questa funzionalità chiude il cerchio tra i tre componenti del sistema. Il recruiter può decidere in due modi equivalenti: dall’email ricevuta dal workflow oppure dalla dashboard. In entrambi i casi il risultato è identico: stato aggiornato nel database, comunicazione inviata al candidato, tracciabilità completa. La dashboard aggiunge però un vantaggio rilevante: il recruiter può confrontare i candidati tra loro, consultare i dossier completi e prendere decisioni in sequenza, disponendo di un contesto comparativo che l’email, per sua natura, non può offrire.

6.6 Mappa dei componenti tecnici

La tabella seguente sintetizza i componenti della dashboard con le rispettive tecnologie e funzioni.

Componente	Tecnologia	Funzione
Schermata di login	<i>HTML + JavaScript</i>	Accesso controllato all’interfaccia con verifica credenziali e persistenza di sessione
Barra laterale	<i>CSS + JavaScript</i>	Navigazione per categoria e stato, metriche aggregate del pool
Striscia KPI	<i>CSS + JavaScript</i>	Cinque indicatori chiave con animazione di conteggio progressivo

Componente	Tecnologia	Funzione
Barra di ricerca	<i>HTML + JavaScript</i>	Ricerca full-text su otto campi, ordinamento su cinque criteri
Griglia schede	<i>CSS Grid responsivo</i>	Visualizzazione candidati con punteggio, badge, barre sub-score, segnali
Pannello dettaglio	<i>CSS + JavaScript</i>	Dossier completo: radar, scoring, segnali, insights AI, domande, profilo
Grafico radar	<i>Chart.js</i>	Rappresentazione delle cinque dimensioni di scoring su assi polari
Gate decisionale HR	<i>JavaScript + webhook n8n</i>	Approvazione e rifiuto con aggiornamento simultaneo del database e del workflow
Sistema di notifiche	<i>CSS + JavaScript</i>	Messaggi temporanei di conferma, errore e stato operazione in corso
Connettore dati	<i>API REST di Supabase</i>	Recupero e aggiornamento dei record della tabella candidati
Filtro per città	<i>HTML + JavaScript</i>	Selettore dinamico che elenca le città presenti nel pool, filtro geografico combinabile con gli altri filtri
Esportazione profilo	<i>HTML + stampa nativa browser</i>	Generazione di un dossier candidato in formato stampabile e salvabile come PDF

Tabella 6.6 — Componenti tecnici della dashboard con tecnologie e funzioni. Fonte: elaborazione propria.

6.7 Adattabilità e gestione degli errori

L'interfaccia è stata progettata per adattarsi a risoluzioni diverse. Su schermi di dimensione ridotta il pannello di dettaglio si comprime, e sotto una soglia inferiore la barra laterale viene nascosta per lasciare più spazio alla griglia. L'esperienza ottimale si ha su monitor di dimensione standard da ufficio, coerentemente con il contesto d'uso previsto, ma la dashboard rimane pienamente funzionale anche su schermi più piccoli.

La gestione degli errori opera su due livelli. Se la connessione al database fallisce, la dashboard mostra un avviso con indicazioni diagnostiche per l'operatore. A livello di interazione, i pulsanti di approvazione e rifiuto vengono disattivati durante l'esecuzione dell'operazione per prevenire azioni duplicate, e un messaggio di errore viene visualizzato se qualcosa non va a buon fine. Il sistema di notifiche distingue tre tipi di evento — operazione riuscita, errore e operazione in corso — ciascuno con un indicatore visivo differente.

6.8 Il cerchio si chiude

Con la descrizione della dashboard si completa il quadro del sistema. Il workflow "CV – Selezione" analizza le candidature e scrive nel database. La dashboard legge dal database e rende i dati navigabili. Il recruiter decide dalla dashboard o dall'email. Il workflow "HR Approval Handler" esegue la decisione, aggiorna il database e invia la comunicazione al candidato. Il database Supabase è il punto di convergenza di tutti e tre i componenti: ogni dato generato dall'AI, ogni decisione presa dall'HR, ogni comunicazione inviata al candidato è tracciato in un singolo record della tabella "candidati", consultabile in tempo reale e pronto per le analisi di valorizzazione che il capitolo successivo approfondisce.

7 - Valorizzazione del Progetto: Benefici, Impatto e Valore Generato

Cosa guadagna l'organizzazione, cosa cambia per il candidato, cosa resta nel tempo

7.1 Dal sistema funzionante alla proposta di valore

I capitoli precedenti hanno descritto cosa fa il sistema, nodo per nodo, fase per fase: il workflow “CV – Selezione” processa una candidatura in quarantacinque-sessanta secondi; il workflow “HR Approval Handler” traduce la decisione del recruiter in azioni operative in meno di due secondi; la dashboard HR mette tutti i dati su schermo in tempo reale. Resta aperta una domanda diversa e complementare: quale valore genera tutto questo? Per un responsabile HR che ogni mattina deve decidere come allocare il tempo del proprio team, il dato rilevante non è quanti nodi ha il workflow ma quanto tempo fa risparmiare, quanto costa, come si posiziona rispetto alle alternative e se regge sul piano normativo.

La risposta non si esaurisce nel risparmio di tempo, che pure è considerevole. Il valore si distribuisce su dimensioni meno immediatamente quantificabili: la coerenza con cui vengono prodotte le valutazioni, la tracciabilità completa di ogni decisione, la qualità dell'esperienza vissuta dal candidato, la capacità del sistema di accumulare informazioni strategiche sul mercato del lavoro nel tempo. Le sezioni che seguono articolano la valorizzazione del progetto lungo queste cinque direttrici.

7.2 Impatto operativo: il tempo restituito al recruiter

7.2.1 Il costo reale dello screening manuale

Il tempo che la lettura di un curriculum richiede tende a essere sottovalutato, soprattutto quando la valutazione non si limita a una scansione superficiale. Per un profilo come quello del Family Banker, dove occorre verificare l'iscrizione all'Albo OCF, controllare la presenza di una certificazione IVASS, ricostruire la traiettoria professionale del candidato e valutarne la coerenza con i requisiti Mediolanum, il lavoro è più lungo di quanto si immagini.

Cronometrando le singole operazioni, il processo risulta così composto: l'apertura e la lettura attenta del PDF richiedono dai tre ai cinque minuti; la verifica delle certificazioni rilevanti e il loro incrocio con i requisiti ne aggiunge altri due o tre; la valutazione dell'esperienza rispetto al ruolo — individuare eventuali gap temporali, farsi un'idea delle competenze relazionali dal modo in cui il candidato si racconta — porta via dai cinque ai sette minuti, nei casi migliori. A questo si somma la

parte amministrativa: compilare la scheda di valutazione interna, redigere una nota per il responsabile, inviare la comunicazione al candidato. Il totale si attesta tra i venti e i trenta minuti per CV. Cappelli (2019) riporta stime analoghe per posizioni di complessità medio-alta, il che conferma la plausibilità del dato.

Moltiplicando quei venti-trenta minuti per cento candidature — un volume realistico per una campagna di recruiting di una rete come Mediolanum — si ottengono più di trentatré ore di screening puro, a cui si aggiungono otto-dieci ore di attività amministrative collaterali: passaggi di consegna, riunioni di allineamento, follow-up con i candidati rimasti senza risposta. In pratica, un'intera settimana lavorativa di un recruiter assorbita dalla sola lettura dei CV. Una settimana in cui non si fanno colloqui, non si negoziano offerte, non si seguono gli inserimenti. E il problema più insidioso non è nemmeno il tempo in sé: è che la qualità della valutazione degrada man mano che le ore passano. Il cinquantesimo CV non riceve la stessa attenzione del quinto.

7.2.2 Cosa fa il sistema nello stesso tempo

Il workflow “CV – Selezione” esegue l'intero processo in quarantacinque-sessanta secondi. In quel minuto scarso verifica se il candidato è già nel sistema, carica il PDF su Google Drive, ne estrae il testo, lo passa tre volte a LLaMA per ricavare dati anagrafici, profilo professionale e segnali di allarme, lancia in parallelo la generazione del riassunto e delle domande di colloquio, valuta il candidato su cinque dimensioni pesate, calcola la posizione nel pool rispetto a tutti gli altri record nel database, assembla un record con trentaquattro campi, lo salva su Supabase e invia due email personalizzate. Sei chiamate AI, tre query al database, un upload su Drive, due invii Gmail — in meno di un minuto.

Per cento candidature, il tempo complessivo si colloca tra i sessanta e i novanta minuti. La maggior parte di quel tempo non è elaborazione ma attesa: i trenta secondi di pausa tra una chiamata Groq e l'altra, imposti dal rate limit del tier gratuito. Con un abbonamento a pagamento quelle pause scompaiono, e il tempo scende a venticinque-trenta minuti per l'intero batch. Ma anche restando nel tier gratuito, il confronto con il processo manuale resta netto: un'ora e mezza contro quaranta ore.

Attività	Manuale	Automatizzato	Risparmio
Screening singolo CV	20-30 min	45-60 sec	~ 97%
Batch 100 candidature	33-50 ore	60-90 min	~ 96%

Registrazione dati nel database	4-6 min/cand.	Automatica (0 sec)	100%
Comunicazione esito al candidato	2-3 min/cand.	Automatica (0 sec)	100%
Report strutturato per l'HR	Non prodotto	Generato automaticamente	<i>n/a (nuovo)</i>
Tempo end-to-end per 100 CV	~ 40 ore	~ 1.5 ore	~ 96%
Tempo di risposta al candidato	3-7 giorni lavorativi	meno di 60 secondi	> 99%

Tabella 7.2 — Confronto tra processo manuale e sistema automatizzato su 100 candidature Family Banker. Fonte: elaborazione propria.

Un dato nella tabella merita un commento separato: il tempo di risposta al candidato. Nel processo tradizionale, chi invia il proprio curriculum attende in media dai tre ai sette giorni lavorativi prima di ricevere un qualsiasi riscontro — ammesso che lo riceva. Con il sistema, la risposta arriva in meno di un minuto. Non si tratta di una conferma generica: è un'email diversa a seconda del percorso (Fast Track, Standard, Rifiuto), personalizzata con il nome del candidato e calibrata nel tono. Maurer (2017) ha misurato che le aziende capaci di rispondere entro le prime ventiquattro ore triplicano le probabilità di assunzione rispetto a quelle che impiegano una settimana. Per una rete che compete con Fideuram, Fineco, Azimut e Allianz per gli stessi profili professionali, arrivare prima non è solo efficienza operativa: è un vantaggio nella competizione per i talenti.

7.3 Valore economico: costi del sistema e ritorno sull'investimento

7.3.1 La struttura dei costi

Uno degli aspetti più rilevanti del progetto, sotto il profilo della sua adottabilità, è il costo operativo. La combinazione di strumenti open source e tier gratuiti rende la spesa infrastrutturale del sistema prossima allo zero, un dato che contrasta in modo significativo con i costi delle piattaforme commerciali analizzate nella sezione successiva.

Componente	Tier utilizzato	Costo mensile	Note
n8n Cloud	Starter	€ 24/mese	Self-hosted: € 0 (VPS ~€ 5-10)

Groq API (LLaMA 3.3 70B)	Free tier	€ 0	Rate limit: ~30 req/min
Supabase (PostgreSQL)	Free tier	€ 0	500 MB, fino a 50.000 righe
Google Drive + Gmail	Free (15 GB)	€ 0	Backup CV + invio email
Dashboard HR	File HTML statico	€ 0	Nessun server richiesto
TOTALE		€ 0 – 24/mese	Costo per candidatura: < € 0.01

Tabella 7.3— Costi operativi del sistema nella configurazione adottata. Fonte: elaborazione propria.

Groq non addebita nulla nel tier gratuito. Supabase ospita il database senza costi fino a 500 MB di storage. Google Drive e Gmail sono inclusi in qualsiasi account Google. La dashboard è un file HTML che si apre nel browser senza necessità di un server. L'unico componente con un costo monetario è n8n Cloud a 24 euro al mese nella versione Starter, ma anche quel costo si può azzerare optando per il self-hosting su una VPS da cinque-dieci euro mensili. In uno scenario di produzione con Groq a pagamento (circa 0.27 dollari per milione di token), il costo per singola candidatura resterebbe nell'ordine di pochi centesimi di euro.

7.3.2 Stima del ritorno sull'investimento

Per dare un ordine di grandezza concreto, si consideri uno scenario in cui il team HR di Mediolanum processi cinquecento candidature in un anno per la posizione di Family Banker. Con il processo manuale, quel volume richiede circa duecento ore di lavoro netto: venticinque minuti medi per CV moltiplicati per cinquecento. Al costo orario lordo di un recruiter specializzato nel settore finanziario, stimabile tra i 35 e i 45 euro (comprensivo degli oneri), il costo annuo dello screening manuale si colloca tra i 7.000 e i 9.000 euro di tempo-persona. A questa cifra va aggiunto il costo-opportunità: quelle duecento ore sono duecento ore in meno dedicate ai colloqui, alle negoziazioni, agli inserimenti — attività il cui valore per l'organizzazione è sensibilmente superiore alla lettura meccanica dei CV.

Il sistema automatizzato elabora le stesse cinquecento candidature in sette-otto ore cumulative, con un costo infrastrutturale annuo compreso tra zero e 288 euro. Il risparmio netto si colloca tra i 6.700 e gli 8.700 euro all'anno. Il payback period è essenzialmente nullo: il costo di sviluppo del sistema — sostanzialmente il tempo del progettista — si ripaga con il primo mese di utilizzo. Non si tratta di

una proiezione teorica: sono numeri che derivano direttamente dai tempi di elaborazione misurati durante la fase di test del workflow.

7.4 Il confronto con le soluzioni ATS commerciali

Una domanda legittima riguarda il posizionamento del sistema rispetto alle piattaforme ATS già disponibili sul mercato. Il confronto che segue non intende paragonare un prototipo accademico con prodotti enterprise dotati di anni di sviluppo e team di supporto dedicati — sarebbe un esercizio scorretto. L'obiettivo è piuttosto mettere a confronto approcci architetturali e modelli di costo diversi, per evidenziare in quali ambiti il sistema sviluppato offre caratteristiche che le soluzioni commerciali non prevedono.

Dimensione	Sistema sviluppato	Workday Recruiting	Greenhouse	SAP SuccessFactors
Costo annuo	€ 0 – 288	€ 50.000+	€ 15.000 – 50.000	€ 40.000+
Valutazione AI	LLM contestuale, scoring su 5 dimensioni	ML proprietario	Keyword + ML base	ML proprietario
Personalizzazione	Totale (editing dei prompt)	Limitata ai parametri del vendor	Scorecard configurabile	Limitata
Trasparenza algoritmica	Prompt versionati, motivazione testuale	Black box	Parziale	Black box
Sovranità dei dati	Totale (self-hosted)	Cloud del fornitore	Cloud del fornitore	Cloud del fornitore
Tempo di implementazione	Settimane	3 – 6 mesi	1 – 3 mesi	6 – 12 mesi
Domande colloquio generate	Sì, personalizzate dall'AI	No	Solo template statici	No

Motivazione dello score	Sì, in linguaggio naturale	No	No	No
--------------------------------	----------------------------	----	----	----

Tabella 7.4 — Confronto tra il sistema sviluppato e tre piattaforme ATS commerciali. Fonte: elaborazione propria su dati pubblici dei vendor (2024-2025).

Il confronto mette in evidenza tre aspetti. Il primo riguarda la personalizzazione. Quando il sistema deve recepire un cambio nei requisiti — ad esempio, attribuire un peso maggiore allo spirito imprenditoriale rispetto alla laurea in economia — è sufficiente modificare un prompt e aggiornare un peso nel nodo di valutazione. Nessun ticket al supporto del vendor, nessuna attesa di release, nessun costo aggiuntivo. Le piattaforme commerciali, al contrario, offrono configurazioni parametriche entro limiti predefiniti, rendendo difficile la calibrazione fine su profili altamente specifici come quello del Family Banker.

Il secondo aspetto riguarda la spiegabilità del processo valutativo. Per ogni candidato, il workflow produce una motivazione testuale che argomenta il punteggio attribuito. I cinque sub-score dimensionali sono consultabili sia nell’email che nella dashboard. I prompt che guidano la valutazione sono conservati nel JSON del workflow, ispezionabili da chiunque ne abbia accesso. Nessuna delle piattaforme analizzate offre un livello comparabile di trasparenza algoritmica — un elemento che, nel quadro dell’EU AI Act, rappresenta un requisito di compliance per i sistemi ad alto rischio, non un optional.

Il terzo aspetto è il divario nei costi, che si misura in due ordini di grandezza: meno di 300 euro all’anno contro decine di migliaia. Questo divario non rende il sistema superiore in assoluto — le piattaforme enterprise coprono l’intero ciclo HR con integrazioni, onboarding, performance management e supporto dedicato. Il sistema sviluppato fa una cosa sola: lo screening dei CV per un profilo specifico. Ma dimostra che un sistema di screening AI efficace, specializzato e trasparente è costruibile a una frazione del costo tradizionale, con tecnologie open source e competenze accessibili.

7.5 Impatto sulla qualità del processo di selezione

7.5.1 La coerenza che lo screening manuale non può garantire

Si consideri un recruiter competente incaricato di valutare cento CV in una giornata. Alle nove del mattino, fresco e concentrato, leggerà ogni riga del primo curriculum con attenzione. Alle cinque del pomeriggio, dopo aver esaminato il quarantacinquesimo PDF, i suoi standard di valutazione si saranno inconsciamente abbassati. Il candidato numero settantotto potrebbe avere un profilo identico

al numero dodici, ma riceverà un giudizio diverso perché il cervello del valutatore non funziona più come alle nove del mattino. La psicologia cognitiva chiama questo fenomeno decision fatigue: Highhouse (2008) e Kuncel, Klieger e Ones (2014) lo documentano in modo robusto nel contesto specifico della selezione del personale.

Il sistema non è soggetto a questo fenomeno. Applica gli stessi cinque criteri con le stesse ponderazioni al primo CV come al centesimo. Ogni curriculum viene misurato contro il medesimo profilo ideale, con le stesse clausole anti-allucinazione, con lo stesso livello di dettaglio nella motivazione testuale. Questo non significa che il sistema sia infallibile — un LLM può commettere errori, e li commette. Ma quei errori sono almeno consistenti: se il modello sottovaluta sistematicamente una certa competenza, lo fa per tutti i candidati allo stesso modo, il che rende il problema identificabile e correggibile intervenendo sul prompt. Un recruiter affaticato sbaglia in modo diverso ogni volta, e nessuno è nelle condizioni di accorgersene.

Gilliland (1993), nella sua teoria della giustizia organizzativa applicata alla selezione, identifica la coerenza procedurale come uno dei fattori determinanti per la legittimità percepita del processo, sia dal punto di vista dei candidati sia da quello dell'organizzazione. Il sistema offre esattamente questo: una garanzia strutturale che le regole del gioco sono le stesse per tutti.

7.5.2 Trentaquattro campi per candidatura: la tracciabilità come patrimonio informativo

Nel processo manuale, quando un recruiter finisce di valutare un CV, di quel lavoro resta poco: una scheda cartacea, qualche nota in un foglio Excel, nella migliore delle ipotesi un punteggio sintetico. Se a distanza di mesi qualcuno chiede le ragioni per cui una determinata candidatura è stata scartata, la ricostruzione risulta spesso impossibile.

Con il sistema, ogni candidatura genera un record di trentaquattro campi nel database Supabase: i dati anagrafici estratti dall'AI, l'analisi dei punti di forza e delle criticità, il riassunto professionale, le cinque domande di colloquio, lo score complessivo e i sub-score dimensionali, la motivazione dettagliata, il percentile nel pool, il link al PDF originale su Google Drive, lo stato della decisione HR e i timestamp di ogni passaggio. Questa mole di informazioni strutturate non serve solo per la gestione operativa della singola candidatura: col tempo diventa una base dati per l'analisi dei trend nel mercato del lavoro, la misurazione dell'efficacia dei canali di recruiting, l'identificazione delle aree geografiche da cui provengono i profili più qualificati. È il passaggio da una funzione HR che gestisce a una funzione HR che comprende — quello che Boudreau e Ramstad (2007) definiscono *talentship*: portare nella gestione delle persone lo stesso rigore analitico che si usa nella finanza e nel marketing.

7.5.3 L'esperienza del candidato: nessuno resta senza risposta

Un aspetto del sistema che merita attenzione particolare riguarda chi si candida. Chiunque abbia inviato un curriculum conosce l'esperienza di attendere una risposta che non arriva. Nel settore della consulenza finanziaria, dove le persone che si candidano sono spesso professionisti già attivi e non neolaureati in cerca del primo impiego, il silenzio viene percepito come mancanza di considerazione.

Il sistema risolve il problema alla radice. Ogni candidato riceve una risposta in meno di sessanta secondi: chi ha un profilo eccellente viene informato della priorità con cui sarà contattato; chi ha un profilo nella norma riceve una conferma professionale; chi non corrisponde ai requisiti riceve una declinazione rispettosa, che ringrazia per l'interesse e invita a restare in contatto. In nessun caso il tono è freddo o formulaico: le email sono state calibrate con attenzione, nel rispetto di chi si è esposto. Hausknecht, Day e Thomas (2004) hanno dimostrato che la qualità dell'esperienza di selezione influenza direttamente l'immagine dell'azienda percepita dal candidato. In un settore dove il passaparola tra consulenti finanziari è un canale di recruiting rilevante, trattare bene anche chi non viene selezionato è un investimento reputazionale, non un gesto di cortesia.

7.6 Posizionamento normativo: GDPR e EU AI Act

Il valore del sistema non si misura soltanto in efficienza e qualità del processo: si misura anche nella sua capacità di operare entro un quadro normativo in rapida evoluzione. Come analizzato nel Capitolo 3, il Regolamento UE 2024/1689 (AI Act) classifica i sistemi AI utilizzati nella selezione del personale come sistemi ad alto rischio. Questo non ne implica il divieto, ma impone requisiti precisi che il sistema è stato progettato fin dall'origine per soddisfare.

La supervisione umana richiesta dall'articolo 14 coincide con il cuore stesso dell'architettura a due workflow: l'intelligenza artificiale produce un'analisi, il recruiter produce una decisione. Nessun candidato viene escluso da un algoritmo senza che un essere umano abbia esaminato il dossier e cliccato un pulsante. L'unica eccezione riguarda i profili con score inferiore a 5, per i quali il rifiuto automatico è una scelta progettuale esplicita, documentata e giustificata dalla distanza evidente rispetto al profilo ricercato.

La trasparenza prescritta dagli articoli 12 e 13 opera su più livelli: i criteri e le ponderazioni sono esplicitati nel nodo "Profilo Family Banker Mediolanum"; ogni valutazione è accompagnata da una motivazione in linguaggio naturale; i prompt completi sono conservati nel JSON del workflow,

esportabile e ispezionabile. Il database Supabase conserva ogni record con i timestamp di creazione e di decisione, rendendo possibile ricostruire a posteriori l'intera storia di qualsiasi candidatura.

Sul versante GDPR, il sistema raccoglie esclusivamente i dati necessari al processo: nome, cognome, email, telefono e CV. Il consenso al trattamento viene acquisito nel form di candidatura. La possibilità di installare n8n in modalità self-hosted consente di mantenere i dati su infrastruttura propria, evitando il transito verso terze parti non qualificate. L'articolo 22 del GDPR — il diritto a non essere soggetti a decisioni basate esclusivamente su trattamento automatizzato — è rispettato dal ruolo decisionale che il recruiter mantiene nel processo.

Va precisato che il sistema, nella configurazione attuale, è un prototipo accademico. Un deployment in produzione richiederebbe interventi aggiuntivi: autenticazione server-side con JWT e row-level security su Supabase, crittografia a riposo dei dati sensibili, una DPIA formale, il registro dei trattamenti previsto dall'articolo 30 del GDPR. L'architettura, tuttavia, è stata progettata in modo da rendere questi interventi realizzabili senza riprogettazione strutturale del sistema. La distanza tra il prototipo e la produzione è percorribile.

7.7 Scalabilità e trasferibilità

L'ultima dimensione di valorizzazione riguarda la capacità del sistema di crescere in volume e di adattarsi a contesti operativi differenti.

La crescita in volume dipende quasi esclusivamente dal tier dell'API Groq. Con il tier gratuito, le pause di trenta secondi tra le chiamate limitano la capacità a circa sessanta candidature all'ora. Con un tier a pagamento (Developer o Production), quel vincolo si allenta in modo significativo e il sistema può processare centinaia di candidature all'ora senza richiedere alcuna modifica al workflow. L'unico intervento necessario è la riduzione del parametro `waitBetweenTries` nei nodi AI.

L'adattamento a profili professionali diversi dal Family Banker risulta altrettanto accessibile. Il profilo ideale contro cui viene misurato ogni candidato è codificato in un singolo nodo del workflow: "Profilo Family Banker Mediolanum". Per passare alla selezione di consulenti assicurativi, private banker o agenti immobiliari, è sufficiente riscrivere quel nodo con il nuovo profilo di riferimento e aggiornare le ponderazioni nel prompt del nodo di valutazione. Non occorre aggiungere nodi, non occorre modificare le connessioni, non occorre riscrivere il codice JavaScript. L'intero workflow è esportabile come un singolo file JSON e importabile su qualsiasi istanza n8n in meno di un minuto.

Le appendici alla tesi includono quel file con l'intenzione esplicita di rendere il sistema riproducibile da chiunque voglia partire da questa base e adattarla al proprio contesto.

7.8 Il valore complessivo del progetto

Il sistema genera valore su più fronti, e le diverse dimensioni non operano in modo isolato: si rinforzano reciprocamente. La velocità di risposta migliora l'esperienza del candidato, che a sua volta rafforza la reputazione di Banca Mediolanum nel mercato dei talenti. La tracciabilità abilita la conformità normativa, che a sua volta legittima l'adozione del sistema in un contesto regolamentato come quello bancario. Il costo quasi nullo lo rende accessibile anche a realtà che non dispongono del budget per un Workday o un SAP SuccessFactors. La modularità garantisce che il sistema possa crescere e cambiare insieme all'organizzazione che lo utilizza.

Se si dovesse isolare il contributo più rilevante tra tutti quelli descritti, probabilmente non sarebbe il risparmio di tempo né il contenimento dei costi. Sarebbe la coerenza: la certezza che il candidato numero novantasette riceva esattamente la stessa qualità di analisi del candidato numero tre. In un processo che riguarda le persone e il loro futuro professionale, questa garanzia non è una questione tecnica: è una questione di equità.

8 - Conclusioni, Limiti e Sviluppi Futuri

Il bilancio del progetto: cosa funziona, cosa manca e dove si può arrivare

8.1 Risposta alla domanda di ricerca

L'Introduzione poneva una domanda precisa: in che misura è possibile progettare un sistema automatizzato di screening dei curriculum vitae, basato su agenti di intelligenza artificiale e workflow di automazione, capace di supportare i processi di selezione per una rete di consulenti finanziari, garantendo coerenza valutativa, tracciabilità delle decisioni e scalabilità operativa. Sette capitoli dopo, la risposta è articolata ma chiara.

Il sistema funziona. Non in astratto, non sulla carta, non come esercizio teorico: funziona come automazione operativa, testata su candidature reali, capace di processare un curriculum vitae in meno di un minuto e di restituire al responsabile HR un dossier strutturato con punteggio multidimensionale, motivazione testuale, analisi dei segnali di allarme e delle evidenze positive, riassunto professionale e domande di colloquio personalizzate. Il tutto con un costo infrastrutturale che può essere pari a zero.

La coerenza valutativa è garantita dalla natura stessa del sistema: ogni candidatura viene misurata contro lo stesso profilo ideale, con le stesse cinque dimensioni e le stesse ponderazioni, indipendentemente dall'ora del giorno, dal numero di candidature già processate o dall'umore di chi opera. La tracciabilità è integrale: trentaquattro campi per candidatura, archiviati nel database con timestamp di ogni transizione di stato, consultabili in tempo reale dalla dashboard. La scalabilità è dimostrata dall'architettura: il sistema processa cento candidature con lo stesso sforzo computazionale di una, e l'adattamento a profili professionali diversi richiede la modifica di un prompt, non la riprogettazione del sistema.

Ciò detto, la risposta richiede anche una qualificazione. Il sistema non sostituisce il giudizio umano: lo supporta. Non elimina la possibilità di errori dell'AI: la gestisce con meccanismi di parsing robusto e supervisione Human-in-the-Loop. Non risolve tutti i problemi della selezione del personale: ne affronta uno specifico, lo screening iniziale, e lo affronta bene. La differenza tra un sistema che promette tutto e uno che mantiene ciò che promette sta esattamente in questa onestà sul perimetro.

8.2 Il raggiungimento dei quattro obiettivi

8.2.1 Stato dell'arte e giustificazione tecnologica

Il primo obiettivo — mappare le tecnologie di intelligenza artificiale applicate ai processi HR e giustificare le scelte tecnologiche adottate — è stato affrontato nei Capitoli 1, 2 e 3. L'analisi ha attraversato l'evoluzione degli agenti AI dal paradigma classico di Russell e Norvig fino ai moderni workflow agentici basati su LLM, il contesto competitivo e normativo del settore bancario italiano, e lo stato dell'arte dell'AI applicata al recruiting. La scelta di LLaMA 3.3 70B su Groq è stata motivata dalla combinazione di capacità di ragionamento, costo zero nel tier gratuito, natura open-weight del modello e velocità di inferenza garantita dall'architettura LPU di Groq. La scelta di n8n come piattaforma di orchestrazione è stata argomentata sulla base della flessibilità architetturale, dell'indipendenza tecnologica, del controllo dei dati e della trasparenza del flusso.

8.2.2 Architettura funzionale

Il secondo obiettivo — definire un'architettura che integri ricezione delle candidature, estrazione AI, scoring multidimensionale e archiviazione persistente — è stato realizzato nei Capitoli 4 e 5. L'architettura risultante è composta da due workflow n8n (quarantuno nodi operativi complessivi), un database PostgreSQL su Supabase con trentaquattro colonne per record, un'integrazione Google Drive per il backup documentale e un sistema di notifiche email via Gmail con sei template differenziati. La separazione in due workflow — uno per l'elaborazione automatica, uno per la gestione della decisione umana — risponde sia a un vincolo tecnico di n8n sia al requisito normativo di supervisione Human-in-the-Loop.

8.2.3 Il modello di valutazione

Il terzo obiettivo — costruire un modello di scoring calibrato sul profilo del Family Banker — è stato il più impegnativo sul piano progettuale. Il modello opera su cinque dimensioni ponderate: competenze finanziarie (30%), esperienza commerciale (25%), soft skills e valori Mediolanum (25%), formazione (15%) e localizzazione (5%). Le ponderazioni riflettono la centralità delle certificazioni OCF/IVASS nel ruolo e il peso che il modello Mediolanum attribuisce alla componente relazionale. La traduzione di questi criteri in prompt di intelligenza artificiale ha richiesto un processo iterativo di raffinamento: le clausole anti-allucinazione (“SOLO dati esplicitamente presenti nel CV”), i vincoli di output in formato JSON, la separazione tra estrazione fattuale e valutazione qualitativa sono il risultato di test ripetuti e correzioni progressive. Il modello non pretende di essere

definitivo: è una prima calibrazione che può — e dovrebbe — essere affinata con dati reali di performance post-assunzione, oggi non disponibili.

8.2.4 Fruibilità per l'HR

Il quarto obiettivo — rendere i risultati accessibili attraverso una dashboard con visualizzazioni aggregate e dettaglio individuale — è stato descritto nel Capitolo 6. La dashboard HR, costruita come file HTML unico con i design token di Banca Mediolanum, offre: navigazione a filtri incrociati per categoria AI, stato HR e città di residenza, cinque KPI in tempo reale, griglia responsiva di schede candidato con indicatori di sub-score, pannello di dettaglio con grafico radar a cinque assi, sezione completa di analisi red/green flags, domande di colloquio e profilo estratto, funzione di esportazione del dossier in formato stampabile, e un gate decisionale che consente di approvare o rifiutare candidati direttamente dall'interfaccia, attivando il workflow HR Approval Handler via webhook.

8.3 I limiti del sistema

Un progetto che non dichiara i propri limiti non è un progetto serio. Il sistema presenta diverse limitazioni, alcune delle quali intrinseche alla natura del progetto, altre risolvibili con interventi specifici.

8.3.1 Assenza di validazione su dati reali di performance

Il limite più significativo riguarda la validazione del modello di scoring. Il sistema è stato testato su candidature simulate, ma non è stato possibile verificare se i punteggi attribuiti dall'AI correlino effettivamente con le performance professionali dei candidati dopo l'assunzione. In altri termini: il sistema identifica i candidati più allineati al profilo ideale definito nei prompt, ma non è dimostrato che quell'allineamento si traduca in successo professionale nel ruolo di Family Banker. Questa validazione richiederebbe l'accesso a dati longitudinali di Banca Mediolanum — performance dei Family Banker, raccolta netta, soddisfazione della clientela, permanenza nella rete — che non erano disponibili nell'ambito di questo lavoro di tesi. Si tratta del passaggio più importante per trasformare il sistema da prototipo promettente a strumento operativo validato.

8.3.2 Dipendenza dal testo del CV

Il sistema può valutare solo ciò che il candidato scrive nel proprio curriculum. Un professionista con vent'anni di esperienza nella consulenza finanziaria che presenta un CV scarno e mal scritto riceverà un punteggio inferiore a un neolaureato con un curriculum ben confezionato ma privo di sostanza.

Questo non è un difetto esclusivo del sistema — qualsiasi processo di screening, manuale o automatizzato, si basa su ciò che il candidato comunica — ma è una limitazione di cui il recruiter deve essere consapevole quando interpreta i risultati. Il dossier generato dal sistema è tanto accurato quanto lo è il CV che lo alimenta.

8.3.3 Rischio residuo di bias del modello linguistico

Come discusso nel Capitolo 3, i Large Language Models incorporano inevitabilmente i bias presenti nei dati su cui sono stati addestrati. Il sistema adotta precauzioni specifiche — criteri esclusivamente professionali, istruzioni esplicite nei prompt per escludere considerazioni demografiche, assenza di dati storici di assunzione nel training — ma non può eliminare completamente il rischio di bias indiretti. Un candidato che usa un linguaggio più formale o strutturato potrebbe essere inconsciamente avvantaggiato dal modello, indipendentemente dalle sue competenze effettive. La mitigazione di questo rischio richiede verifiche periodiche dei punteggi, disaggregati per caratteristiche dei candidati, come raccomandato da Raghavan et al. (2020) per i sistemi di hiring automatizzato.

8.3.4 Limiti del prototipo rispetto alla produzione

Il sistema, nella sua configurazione attuale, resta un prototipo accademico. L'autenticazione della dashboard è gestita lato client con credenziali statiche. Il rate limit del tier gratuito di Groq impedisce l'elaborazione di grandi volumi in tempi brevi. Non sono implementati meccanismi di crittografia a riposo per i dati sensibili nel database. Non esiste una DPIA formale né un registro dei trattamenti conforme all'articolo 30 del GDPR. Sono interventi necessari per un deployment produttivo, ma l'architettura del sistema è stata progettata per accoglierli senza riprogettazione strutturale.

8.3.5 Complessità del profilo Family Banker

La valutazione delle soft skills e dell'allineamento valoriale resta la sfida più aperta. Il sistema può rilevare se un candidato menziona l'empatia, lo spirito imprenditoriale o l'orientamento alla famiglia nel proprio CV, ma non può verificare se quelle dichiarazioni corrispondano a tratti reali. La dimensione "soft skills e valori Mediolanum", che pesa il 25% dello score complessivo, è quella in cui il giudizio dell'AI è strutturalmente più debole. Il colloquio — che il sistema non intende né può sostituire — resta il momento insostituibile per la valutazione di queste dimensioni.

8.4 Sviluppi futuri

8.4.1 Validazione predittiva con dati longitudinali

Lo sviluppo più importante sarebbe l'integrazione dei dati di performance post-assunzione nel ciclo di vita del sistema. Se Banca Mediolanum rendesse disponibili, in forma anonimizzata, i dati di raccolta netta, permanenza nella rete e soddisfazione della clientela dei Family Banker assunti, sarebbe possibile calcolare la correlazione tra lo score AI attribuito in fase di screening e le performance effettive. Questo feedback loop consentirebbe di ricalibrare le ponderazioni del modello su base empirica, trasformando il sistema da strumento di matching statico a sistema predittivo capace di migliorare nel tempo. È la differenza tra un sistema che valuta rispetto a un profilo ideale teorico e uno che valuta rispetto a evidenze concrete di successo.

8.4.2 Supporto multimodale: oltre il testo

Una seconda direzione di sviluppo riguarda l'estensione degli input accettati dal sistema. Attualmente il workflow processa esclusivamente testo estratto da PDF. I modelli multimodali di nuova generazione — come GPT-4o, Gemini 1.5 o le versioni future di LLaMA — sono in grado di analizzare direttamente immagini, video e audio. Un'evoluzione del sistema potrebbe integrare la valutazione di un video di presentazione del candidato, estraendo informazioni sulla comunicazione non verbale, la fluidità espositiva e la capacità di strutturare un racconto professionale — competenze direttamente rilevanti per il ruolo di Family Banker, dove la relazione con il cliente si costruisce nella conversazione.

8.4.3 Analytics predittiva nella dashboard

La dashboard attuale è descrittiva: mostra ciò che c'è nel database, consente di filtrare e confrontare, ma non produce previsioni. Una versione avanzata potrebbe integrare modelli di analytics predittiva: stimare il tempo medio alla prima assunzione in funzione del profilo, prevedere il volume di candidature attese per area geografica nei mesi successivi, identificare pattern ricorrenti nei profili che superano con successo la fase di colloquio. Queste funzionalità trasformerebbero la dashboard da strumento di consultazione a strumento di pianificazione strategica della rete.

8.4.4 Integrazione con i sistemi informativi aziendali

Il sistema attuale opera in modo autonomo, senza integrazione con i sistemi HR già in uso presso Banca Mediolanum. Uno sviluppo naturale sarebbe il collegamento con il CRM aziendale, con i sistemi di gestione della rete e con le piattaforme di onboarding, creando un flusso continuo dalla

candidatura all'inserimento operativo. L'architettura modulare di n8n rende questa integrazione tecnicamente fattibile: la piattaforma dispone di nodi nativi per Salesforce, HubSpot, SAP e centinaia di altri servizi. Il vincolo è organizzativo, non tecnico.

8.4.5 Estensione a profili professionali diversi

Come documentato nel Capitolo 7, l'adattamento del sistema a profili diversi dal Family Banker richiede la modifica di un singolo nodo (il profilo ideale) e l'aggiornamento delle ponderazioni nel prompt di valutazione. Questa trasferibilità apre scenari concreti: la selezione di consulenti assicurativi per reti come Generali o Allianz, il recruiting di private banker per istituti di wealth management, la valutazione di agenti immobiliari per franchising del settore. In ciascuno di questi contesti, la struttura del workflow resterebbe identica; cambierebbe soltanto il contenuto dei prompt. Il file JSON del workflow, incluso nelle appendici, è pubblicato con l'intenzione esplicita di rendere questa estensione accessibile.

8.5 Contributo alla conoscenza

Il contributo di questo lavoro alla letteratura e alla pratica professionale si colloca su tre piani. Sul piano metodologico, la tesi dimostra che è possibile costruire un sistema di screening AI operativo integrando tecnologie eterogenee — workflow automation, LLM, database cloud, Business Intelligence — in un'architettura coerente, con competenze accessibili e costi prossimi allo zero. Nella letteratura esistente, queste tecnologie vengono tipicamente analizzate in modo separato; il presente lavoro le fa convergere in un unico artefatto funzionante.

Sul piano applicativo, la focalizzazione su un profilo altamente specifico come il Family Banker di Banca Mediolanum — con la sua combinazione unica di requisiti tecnici, relazionali, imprenditoriali e valoriali — offre un caso di studio più complesso e istruttivo rispetto ai contesti di selezione standardizzati trattati dalla letteratura prevalente. Il modello di scoring a cinque dimensioni con ponderazioni differenziate rappresenta un tentativo concreto di tradurre la complessità di un profilo multidimensionale in parametri elaborabili da un modello linguistico.

Sul piano della riproducibilità, la pubblicazione del workflow JSON completo, dello schema del database e dei prompt AI nelle appendici alla tesi è un contributo deliberato alla comunità accademica e professionale. L'intenzione non è solo documentativa: è abilitante. Chiunque disponga di un'istanza n8n, di un account Groq e di un database Supabase può importare il sistema, modificare il profilo ideale e avviare il proprio processo di screening automatizzato in una giornata di lavoro.

8.6 Riflessione conclusiva

Questa tesi è partita da un problema concreto: un recruiter che non ha abbastanza ore nella giornata per leggere tutti i curriculum che riceve. È arrivata a un sistema che quei curriculum li legge, li analizza, li valuta e li classifica in meno di un minuto, producendo un dossier che al recruiter servirebbero trenta minuti per compilare a mano. Il percorso tra queste due sponde ha attraversato la teoria degli agenti intelligenti, la normativa finanziaria italiana, il modello di business di Banca Mediolanum, le architetture di workflow automation, il prompt engineering per i Large Language Models e la progettazione di dashboard di Business Intelligence.

Al termine di questo percorso, la convinzione che si è consolidata non riguarda tanto la tecnologia in sé — che evolve troppo rapidamente per ancorarvi conclusioni durature — quanto il principio che la guida. L'intelligenza artificiale nel recruiting non deve sostituire il giudizio umano: deve amplificarlo. Deve liberare il recruiter dal lavoro meccanico per restituirgli il tempo delle conversazioni, delle intuizioni, delle decisioni che solo un essere umano può prendere con la sensibilità necessaria. Il sistema sviluppato in questa tesi è stato progettato attorno a questo principio: l'AI raccomanda, l'umano decide. Non il contrario.

Se questo principio viene rispettato — e il paradigma Human-in-the-Loop implementato nel sistema garantisce strutturalmente che lo sia — allora l'automazione dello screening non è una minaccia per la qualità della selezione: ne è un potenziamento. Non toglie nulla al recruiter: gli restituisce il tempo per fare ciò che sa fare meglio. Alla fine, la tecnologia più sofisticata serve a questo: non a rendere superflue le persone, ma a renderle più libere di essere competenti.

BIBLIOGRAFIA

Introduzione

Hevner A.R., March S.T., Park J., Ram S. (2004), "Design Science in Information Systems Research", in *MIS Quarterly*, vol. 28, n. 1, pp. 75–105.

Capitolo 1 — Agenti AI e automazione intelligente dei processi

Anthropic (2025), "Building effective agents", *Anthropic Research Blog*, gennaio 2025.

Brynjolfsson E., McAfee A. (2023), *The Turing Trap: The Promise and Peril of Human-Like Artificial Intelligence*, MIT Press, Cambridge, MA.

Gartner (2024), *Top Strategic Technology Trends 2024: AI-Augmented Development*, Gartner Research, Stamford, CT.

Russell S., Norvig P. (2020), *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 4^a ed., Pearson Education, Hoboken, NJ.

Wang L., Ma C., Feng X. et al. (2024), "A Survey on Large Language Model based Autonomous Agents", in *Frontiers of Computer Science*, vol. 18, n. 6, art. 186345.

Yao S., Zhao J., Yu D. et al. (2022), "ReAct: Synergizing Reasoning and Acting in Language Models", *arXiv preprint*, arXiv:2210.03629.

Capitolo 2 — Il contesto istituzionale: sistema bancario, Mediolanum e il Family Banker

Assoreti (2023), *Relazione Annuale 2023*, Associazione delle Società per la Consulenza agli Investimenti, Milano.

Banca d'Italia (2023), *Relazione Annuale sul 2022*, Banca d'Italia, Roma.

Banca Mediolanum S.p.A. (2023), *Relazione Annuale e Bilancio Consolidato 2023*, Banca Mediolanum, Milano.

Banca Mediolanum S.p.A. (s.d.), *Materiali di orientamento alla carriera — Il profilo del Family Banker*, documentazione interna non pubblicata.

- De Vincenzo A., Ricotti G. (2021), "L'evoluzione del sistema bancario italiano: struttura, redditività e rischi", in *Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers)*, n. 629, Banca d'Italia, Roma.
- Guiso L., Sapienza P., Zingales L. (2008), "Trusting the Stock Market", in *The Journal of Finance*, vol. 63, n. 6, pp. 2557–2600.
- Moloney N. (2014), *EU Securities and Financial Markets Regulation*, 3^a ed., Oxford University Press, Oxford.
- Prometeia (2022), *Rapporto Previsioni dei Bilanci Bancari — La rete degli sportelli: tendenze e scenari*, Prometeia, Bologna.
- Schmidt F.L., Hunter J.E. (1998), "The Validity and Utility of Selection Methods in Personnel Psychology: Practical and Theoretical Implications of 85 Years of Research Findings", in *Psychological Bulletin*, vol. 124, n. 2, pp. 262–274.

Capitolo 3 — Stato dell'arte: AI e digitalizzazione nei processi HR

- Barocas S., Hardt M. (2019), *Fairness and Machine Learning: Limitations and Opportunities*, fairmlbook.org. Disponibile online: <https://fairmlbook.org>.
- Boudreau J.W., Ramstad P.M. (2007), *Beyond HR: The New Science of Human Capital*, Harvard Business School Press, Boston, MA.
- Brown T.B., Mann B., Ryder N. et al. (2020), "Language Models are Few-Shot Learners", in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 33, pp. 1877–1901.
- Brynjolfsson E., McAfee A. (2014), *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, W.W. Norton & Company, New York.
- Cappelli P. (2019), "Your Approach to Hiring Is All Wrong", in *Harvard Business Review*, vol. 97, n. 3, maggio-giugno, pp. 48–58.
- Chapman D.S., Webster J. (2003), "The Use of Technologies in the Recruiting, Screening, and Selection Processes for Job Candidates", in *International Journal of Selection and Assessment*, vol. 11, n. 2-3, pp. 113–120.
- Dastin J. (2018), "Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women", *Reuters*, 11 ottobre 2018.

- Davenport T.H., Harris J.G. (2007), *Competing on Analytics: The New Science of Winning*, Harvard Business School Press, Boston, MA.
- Dubey A., Jauhri A., Pandey A. et al. (2024), "The Llama 3 Herd of Models", *arXiv preprint*, arXiv:2407.21783. DOI: 10.48550/arXiv.2407.21783.
- Goldin C., Rouse C. (2000), "Orchestrating Impartiality: The Impact of 'Blind' Auditions on Female Musicians", in *American Economic Review*, vol. 90, n. 4, pp. 715–741.
- Gonzalez M.F., Capman J.F., Oswald F.L., Theys E.R., Tomczak D.L. (2019), "'Where's the I-O?' Artificial Intelligence and Machine Learning in Talent Management Systems", in *Personnel Assessment and Decisions*, vol. 5, n. 3, art. 5, pp. 33–44.
- Maurer R. (2017), "Slow Hiring Could Cost You Top Talent", *SHRM Online*, Society for Human Resource Management, Alexandria, VA.
- Raghavan M., Barocas S., Kleinberg J., Levy K. (2020), "Mitigating Bias in Algorithmic Hiring: Evaluating Claims and Practices", in *Proceedings of the 2020 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAT)**, pp. 469–481, ACM, New York.
- Tambe P., Cappelli P., Yakubovich V. (2019), "Artificial Intelligence in Human Resources Management: Challenges and a Path Forward", in *California Management Review*, vol. 61, n. 4, pp. 15–42.

Capitolo 7 — Risultati, valutazione e posizionamento del sistema

- Gilliland S.W. (1993), "The Perceived Fairness of Selection Systems: An Organizational Justice Perspective", in *Academy of Management Review*, vol. 18, n. 4, pp. 694–734.
- Hausknecht J.P., Day D.V., Thomas S.C. (2004), "Applicant Reactions to Selection Procedures: An Updated Model and Meta-Analysis", in *Personnel Psychology*, vol. 57, n. 3, pp. 639–683.
- Highhouse S. (2008), "Stubborn Reliance on Intuition and Subjectivity in Employee Selection", in *Industrial and Organizational Psychology*, vol. 1, n. 3, pp. 333–342.
- Kuncel N.R., Klieger D.M., Ones D.S. (2014), "In Hiring, Algorithms Beat Instinct", in *Harvard Business Review*, vol. 92, n. 5, maggio, pp. 32–34.

Riferimenti normativi

D.Lgs. 24 febbraio 1998, n. 58, Testo unico delle disposizioni in materia di intermediazione finanziaria, c.d. TUF, pubblicato in *Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana*, n. 71 del 26 marzo 1998. [Capp. 2, 3]

D.Lgs. 3 agosto 2017, n. 129, recante l'attuazione della Direttiva 2014/65/UE relativa ai mercati degli strumenti finanziari e il suo adeguamento alla normativa europea, pubblicato in *Gazzetta Ufficiale della Repubblica Italiana*, n. 198 del 25 agosto 2017. [Cap. 2]

Direttiva 2014/65/UE del Parlamento europeo e del Consiglio, del 15 maggio 2014, relativa ai mercati degli strumenti finanziari e che modifica la direttiva 2002/92/CE e la direttiva 2011/61/UE (MiFID II), pubblicata in *Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea*, serie L, n. 173 del 12 giugno 2014. [Cap. 2]

Regolamento (UE) 2016/679 del Parlamento europeo e del Consiglio, del 27 aprile 2016, relativo alla protezione delle persone fisiche con riguardo al trattamento dei dati personali, nonché alla libera circolazione di tali dati (GDPR), pubblicato in *Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea*, serie L, n. 119 del 4 maggio 2016. [Capp. 3, 5, 7, 8]

Regolamento (UE) 2024/1689 del Parlamento europeo e del Consiglio, del 13 giugno 2024, che stabilisce regole armonizzate sull'intelligenza artificiale (AI Act), pubblicato in *Gazzetta Ufficiale dell'Unione Europea*, serie L del 12 luglio 2024. [Capp. 3, 5, 7, 8]

SITOGRAFIA

- Anthropic — Building effective agents. Disponibile su: <https://www.anthropic.com/research/building-effective-agents>
- Banca Mediolanum S.p.A. — Sito istituzionale e sezione "Lavora con noi". Disponibile su: <https://www.bancamediolanum.it>
- Chart.js — Libreria open-source per grafici interattivi. Disponibile su: <https://www.chartjs.org>
- Consob — Commissione Nazionale per le Società e la Borsa. Disponibile su: <https://www.consob.it>
- EUR-Lex — Portale di accesso al diritto dell'Unione Europea. Disponibile su: <https://eur-lex.europa.eu>
- Garante per la protezione dei dati personali — GDPR e documentazione. Disponibile su: <https://www.garanteprivacy.it>
- Google Developers — Drive API e Gmail API. Disponibile su: <https://developers.google.com>
- Groq, Inc. — Piattaforma di inferenza AI. Disponibile su: <https://groq.com>
- IVASS — Istituto per la Vigilanza sulle Assicurazioni, Registro Unico degli Intermediari assicurativi (RUI) Disponibile su: <https://www.ivass.it>
- LangChain — Framework open-source in Python per lo sviluppo di applicazioni basate su LLM. Disponibile su: <https://www.langchain.com>
- Meta AI — LLaMA: Large Language Model Meta AI. Disponibile su: <https://ai.meta.com/llama/>
- Microsoft Corporation — Copilot Studio, piattaforma di sviluppo agenti integrata nell'ecosistema Microsoft 365 Disponibile su: <https://www.microsoft.com/en-us/microsoft-copilot/microsoft-copilot-studio>
- n8n — Piattaforma open-source di workflow automation orchestrazione di processi agentici, documentazione e changelog. Disponibile su: <https://n8n.io>
- OCF — Organismo di vigilanza e tenuta dell'Albo unico dei Consulenti Finanziari, dati statistici sugli iscritti e normativa di riferimento. Disponibile su: <https://www.organismocf.it>
- OpenAI — ChatGPT e GPTs Builder. Disponibile su: <https://openai.com>

Supabase, Inc. — Piattaforma open-source Backend-as-a-Service basata su PostgreSQL. Disponibile su: <https://supabase.com>