



Lisbon School
of Economics
& Management
Universidade de Lisboa

MESTRADO
GESTÃO DE RECURSOS HUMANOS

TRABALHO FINAL DE MESTRADO
DISSERTAÇÃO

**A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA IDENTIFICAÇÃO DE
COMPETÊNCIAS EM RECRUTAMENTO E SELEÇÃO:
PERCEÇÕES DE PROFISSIONAIS DE RECURSOS
HUMANOS**

AFONSO EMANUEL DA SILVA MACHADO

JUNHO - 2026



Lisbon School
of Economics
& Management
Universidade de Lisboa

MESTRADO

GESTÃO DE RECURSOS HUMANOS

TRABALHO FINAL DE MESTRADO

DISSERTAÇÃO

**A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA IDENTIFICAÇÃO DE
COMPETÊNCIAS EM RECRUTAMENTO E SELEÇÃO:
PERCEÇÕES DE PROFISSIONAIS DE RECURSOS
HUMANOS**

AFONSO EMANUEL DA SILVA MACHADO

ORIENTAÇÃO:
TIAGO EMANUEL RODRIGUES GONÇALVES

JUNHO - 2026

LISTA DE ABREVIATURAS

E1-E7 – Entrevistado 1 a 7

GRH – Gestão de Recursos Humanos.

IA – Inteligência Artificial

LLM – *Large Language Model*

OCR – *Optical Character Recognition*

RH – Recursos Humanos.

RS – Recrutamento e Seleção

RESUMO

A digitalização da Gestão de Recursos Humanos e a adoção de sistemas de Inteligência Artificial (IA) têm vindo a transformar os processos de recrutamento e seleção, nos quais a identificação de competências dos candidatos assume um papel central. Esta dissertação procura compreender de que forma o uso de ferramentas de IA afeta a identificação de competências dos candidatos no recrutamento e seleção, através de três objetivos: a utilidade percebida, as vantagens e as desvantagens da sua utilização. Adotou-se um estudo qualitativo exploratório, baseado em sete entrevistas semiestruturadas a profissionais de Recursos Humanos com experiência em recrutamento e seleção, em organizações sediadas em Portugal. As entrevistas foram analisadas segundo a metodologia Gioia e organizadas em torno do modelo KSAO (Knowledge, Skills, Abilities, Other characteristics). Os resultados representam a IA como ferramenta de eficiência e de apoio à preparação do recrutador, subordinada, em todas as fases, ao juízo humano. A utilidade percebida varia de forma sistemática ao longo do contínuo KSAO, decrescendo à medida que a competência se torna menos legível para o algoritmo: a IA é considerada fiável na identificação de conhecimentos e progressivamente desadequada nas aptidões e nas características pessoais. As perceções são ainda atravessadas por preocupações com o enviesamento, a privacidade e a dependência. O principal contributo reside na reconversão do modelo KSAO de grelha descritiva em eixo explicativo da fronteira percebida entre os papéis que podem ser atribuídos a IA.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; recrutamento e seleção; identificação de competências; modelo KSAO; perceções de profissionais de Recursos Humanos.

ABSTRACT

The digitalization of Human Resource Management and the adoption of Artificial Intelligence (AI) systems have been transforming recruitment and selection processes, in which the identification of candidates' competencies plays a central role. This dissertation seeks to understand how the use of AI tools affects the identification of candidates' competencies in recruitment and selection, through three objectives: the perceived usefulness, the advantages, and the disadvantages of its use. A qualitative exploratory study was conducted, based on seven semi-structured interviews with Human Resources professionals experienced in recruitment and selection, working in organizations based in Portugal. The interviews were analysed following the Gioia methodology and organised around the KSAO model (Knowledge, Skills, Abilities, Other characteristics). The findings portray AI as a tool of efficiency and support for the recruiter's preparation, subordinated at every stage to human judgment. Perceived usefulness varies systematically along the KSAO continuum, decreasing as a competency becomes less legible to the algorithm: AI is regarded as reliable in identifying knowledge and progressively inadequate for abilities and personal characteristics. These perceptions are further marked by concerns about bias, privacy, and dependence. The main contribution lies in repurposing the KSAO model from a descriptive grid into an explanatory axis of the perceived boundary between what can and cannot be delegated to AI.

Keywords: Artificial Intelligence; recruitment and selection; competency identification; KSAO model; perceptions of Human Resources professionals.

Índice

Lista de Abreviaturas	iii
Resumo	iv
<i>Abstract</i>	v
Índice	vi
Índice de figuras	viii
Índice de tabelas	ix
Agradecimentos	x
1. Introdução	11
2. Enquadramento teórico	13
2.1. Recrutamento e Seleção na era digital	13
2.1.1. Recrutamento	13
2.1.1.1. Impacto da digitalização	14
2.1.2. Seleção	16
2.1.2.1. Impacto da digitalização	17
2.2. Definição de competência	18
2.2.1. Modelos de competência	19
2.4. Inteligência artificial (IA) em GRH	21
2.4.1. Definição do conceito de inteligência artificial	21
2.4.2. O uso de AI nos processos de recrutamento e seleção	22
2.4.3. O uso de IA na identificação de competências	24
3. Metodologia	26
3.1. Método de recolha de dados	27
3.2. Procedimento de recolha de dados	28
3.3. Amostra	29
3.4. Análise de dados	29
4. Resultados e discussão	30
4.1. Caracterização da amostra	30
4.2. Estrutura de dados e panorâmica dos resultados	33
4.3. Dimensão A: a IA como instrumento de eficiência operacional	33
4.4. Dimensão B – a gradação da utilidade da IA ao longo do contínuo KSAO..	35
Knowledge	35

Skills	36
Abilities	37
Others.....	39
4.5. Dimensão C – A centralidade do juízo humano	40
4.6. Dimensão D – Perceção de riscos e as tensões éticas.....	40
4.7. Dimensão E – Condições para uma adoção responsável.....	42
4.8. Modelo integrador	43
5. Conclusão	45
5.1. Limitações do estudo	46
5.2. Pistas para investigação futura	47
Referências	48
Anexo I	57
Introdução	57
Parte I – Caracterização do Entrevistado.....	58
Parte II – A IA na Identificação de KSAO em Processos de Recrutamento	58
Parte III – Vantagens e Desvantagens da IA no Recrutamento e Seleção	59
Parte IV – Observações e Recomendações.....	60
Anexo II.....	61

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1</i>	<i>Distribuição dos temas de segunda ordem pelos sete entrevistados.....</i>	<i>32</i>
<i>Figura 2</i>	<i>Gradiente de utilidade percebida da IA ao longo do contínuo KSAO.....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 3</i>	<i>Modelo integrador das dimensões agregadas.....</i>	<i>43</i>
<i>Figura S1</i>	<i>Estrutura de dados (metodologia Gioia).....</i>	<i>61</i>

ÍNDICE DE TABELAS

<i>Tabela 1</i>	<i>Caracterização sociodemográfica e profissional dos participantes.....</i>	31
------------------------	---	-----------

AGRADECIMENTOS

Ao Professor Tiago Gonçalves, orientador desta dissertação, agradeço o excelente caminho de orientação que percorremos. Os seus contributos foram determinantes em cada uma das etapas deste percurso, desde os avanços e recuos que um trabalho desta dimensão necessariamente implica até à sua disponibilidade e rigor que constituíram uma referência constante.

Aos participantes neste estudo, agradeço a generosidade com que partilharam as suas experiências e contributos. Dessa construção de valor partilhado resultou um dos pontos de partida mais importantes desta investigação.

Aos meus pais, agradeço o apoio de sempre e a motivação para voltar a tentar e abraçar o desafio de um segundo mestrado. Foram, em todo este percurso, um suporte permanente, sinónimo de força e um exemplo de resiliência.

Aos meus amigos, deixo um agradecimento explícito, visto que foram um apoio essencial ao longo destes anos, sobretudo nos muitos momentos em que questioneei se teria feito a escolha de carreira certa.

Ao Daniel, agradeço por teres caminhado comigo em cada etapa, não só nos dias de entusiasmo, mas sobretudo naqueles em que duvidei de tudo. Pelo apoio incondicional, pela motivação que nunca me faltou e por te recusares, sempre, a deixar-me desistir. Foste, em cada dúvida, a minha certeza. Esta conquista também é tua.

O término deste caminho significa muito para mim. Foram dois anos de aprendizagem e de crescimento, profissional e pessoal, que termino com a certeza de que é na gestão de recursos humanos que quero continuar a crescer e a evoluir, tornando-me um profissional cada vez mais competitivo.

A todos os que caminharam comigo até aqui, de perto ou de longe: o meu mais sincero obrigado. Obrigado, mesmo.

1. INTRODUÇÃO

À semelhança da transformação económica impulsionada pelos avanços tecnológicos das últimas décadas, a digitalização da Gestão de Recursos Humanos (GRH) tem vindo a reconfigurar profundamente o contexto organizacional (Bindra et al., 2025; Xia et al., 2024). Esta reconfiguração tem sido frequentemente associada à criação de vantagem competitiva, apesar da persistente incerteza quanto ao impacto efetivo e sustentado desta transformação (Nastase et al., 2025). A sua receção permanece, contudo, marcada por incerteza quanto ao impacto efetivo e sustentado nas organizações e nos colaboradores (Bindra et al., 2025). Há muito que a literatura em GRH aponta a digitalização e o uso das tecnologias de informação e comunicação (TIC) como fatores de transformação da forma como os profissionais de GRH são percecionados nas organizações, deixando de ser associados a funções administrativas e assumindo uma dimensão estratégica de criação de valor, que lhes permite posicionar-se como parceiros de negócio (Bell et al., 2006; Nastase et al., 2025). Mais recentemente, esta digitalização passou a incluir diferentes sistemas de inteligência artificial, cujo uso tem moldado diferentes aspetos da gestão de talento, incluindo o recrutamento e seleção (RS), a formação e a avaliação de colaboradores (Úbeda-García et al., 2025).

Neste contexto, o RS, enquanto um dos domínios da gestão de talento moldados pela digitalização e pela adoção de sistemas de inteligência artificial deixou de constituir um processo meramente administrativo e operacional, assumindo um papel estratégico na identificação de talento (Nastase et al., 2025). Além disso, a identificação de talento é uma das necessidades fundamentais dos ambientes organizacionais hodiernos, caracterizados pela crescente competitividade e complexidade (Nastase et al., 2025; Úbeda-García et al., 2025). Um dos aspetos do RS é a gestão de competências (Costen, 2012). Aqui, as ferramentas digitais têm vindo a transformar os mecanismos de atração, identificação e construção de competências no seio das organizações, bem como, de forma mais ampla, o próprio processo de gestão de talento, o qual tem vindo a evoluir no contexto daquilo que a literatura designa como a quarta revolução industrial (Banerjee & Sharma, 2024).

Paralelamente, o próprio conceito de competência tem vindo a sofrer uma profunda evolução. Esta evolução traduz-se numa abundância de diferentes definições e perspetivas no contexto de investigação (Chouhan & Srivastava, 2014; Salman et al., 2020). A revisão temática de Salman et al. (2020) confirma a atualidade deste debate, ao identificar 16 dimensões distintas de competência na literatura recente. De um modo geral, podemos salientar que o conceito de competência transitou de uma visão estática de qualificações para uma abordagem dinâmica, comportamental e preditiva do desempenho, tornando-se o elo crítico entre pessoas, tecnologia e IA, permitindo novas lógicas de decisão em GRH (Chouhan & Srivastava, 2014; Salman et al., 2020).

O processo de RS e o conceito de competência constituem, deste modo, dois eixos em mutação simultânea. O primeiro eixo diz respeito à transformação do RS, na qual a digitalização e a IA desafiam as práticas estabelecidas, ao automatizar a triagem de candidaturas, o *matching* entre perfis e funções e a própria condução de entrevistas (Black & van Esch, 2020; Hunkenschroer & Luetge, 2022). O segundo eixo diz respeito ao cariz multifacetado do conceito de competência, que nem sempre é capturado por sistemas automatizados. Por um lado, os sistemas de IA operam sobre sinais explícitos e observáveis, com elevado desempenho na inferência de conhecimentos e competências técnicas (Grunenberg et al., 2024; Tran et al., 2023; Van-Duyet et al., 2019). Por outro, as dimensões mais dinâmicas e tácitas da competência resistem a esta forma de captura (Seppälä & Małecka, 2024). Coloca-se, assim, a questão de saber em que medida a IA identifica competências de forma adequada e de que modo os profissionais de RH estão cientes de potenciais limitações e avaliam o desempenho destas mesmas ferramentas.

O cruzamento destes dois eixos motiva a pergunta de investigação que orienta este trabalho: de que forma é que o uso de ferramentas de Inteligência Artificial afeta a identificação de competências de candidatos nos processos de recrutamento e seleção? Para responder a esta pergunta, a nossa análise terá três objetivos:

1. Compreender a utilidade percebida pelos gestores de Gestão de Recursos Humanos para a utilização de Inteligência Artificial na identificação de competências dos candidatos nos processos de recrutamento e seleção.

2. Compreender as vantagens e potencialidades do uso de Inteligência Artificial na identificação de competências dos candidatos nos processos de recrutamento e seleção.
3. Compreender as desvantagens e dificuldades do uso de Inteligência Artificial na identificação de competências dos candidatos nos processos de recrutamento e seleção.

A dissertação organiza-se em cinco momentos. O presente capítulo introduz a motivação, a pergunta e os objetivos desta dissertação, acompanhado de um devido enquadramento teórico no segundo capítulo, que encontra os principais modelos teóricos de competências e o papel da IA na identificação e avaliação de talento. Segue-se o terceiro capítulo, que apresenta a metodologia seguida para a obtenção dos resultados do quarto capítulo, referentes a um estudo qualitativo exploratório com recurso a entrevistas semiestruturadas a profissionais com experiência em RS. Os capítulos finais discutem os resultados à luz da literatura e sistematizam as contribuições teóricas e práticas, as limitações do estudo e as pistas para investigação futura.

2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO

2.1. Recrutamento e Seleção na era digital

2.1.1. Recrutamento

O recrutamento pode ser entendido como o processo de procurar candidatos a emprego com vista a satisfazer necessidades organizacionais (Breaugh, 2008). Trata-se de um processo estruturado no qual uma organização comunica ao mercado de trabalho quais as oportunidades disponíveis, com o intuito de atrair potenciais colaboradores cujas características se alinhem com as necessidades identificadas na empresa (Brandão et al., 2023; Breaugh, 2008). O processo de recrutamento origina-se no diagnóstico de necessidades da organização. Estas necessidades podem decorrer da expansão de atividade, de novos projetos, da substituição de colaboradores ou de outros reajustes na força de trabalho (Brandão et al., 2023).

Partindo deste diagnóstico de necessidades internas, identifica-se as competências técnicas e comportamentais necessárias que possam suprir estas necessidades previamente identificadas no seio da empresa (Lopes et al., 2018). Isto corresponde à definição do candidato ideal, compreendido como aquele que possui as competências técnicas e comportamentais necessárias para responder às necessidades internas da organização e que, em última análise, fundamentaram a abertura do processo de recrutamento (Lopes et al., 2018). É também daqui que parte a definição do perfil de competências, que corresponde ao conjunto estruturado de conhecimentos, competências e comportamentos necessários para um desempenho eficaz de uma determinada função (Costa et al., 2020). Por fim, estes conceitos são formalizados e subsumidos num documento, conhecido por descritivo de funções, de suporte ao processo de recrutamento no qual se enumeram as responsabilidades, os objetivos do cargo e os requisitos associados à função (Switasarra & Astanti, 2021).

O tipo de recrutamento também dependerá do diagnóstico de necessidades internas, uma vez que o recrutador pode optar por selecionar um colaborador já integrado na organização (recrutamento interno) ou, caso não seja possível satisfazer essas necessidades internamente, avançar para a abertura de um processo de recrutamento externo (Breugh, 2008). No recrutamento interno, a organização recorre a um colaborador já integrado, pelo que promove a progressão de carreira, conserva o conhecimento entre departamentos e reduz os custos de atração externa (Breugh, 2008; Kumenda, 2025). No recrutamento externo, a organização divulga as suas oportunidades ao mercado de trabalho, abrangendo pessoas empregadas e candidatos em procura ativa de emprego (Breugh, 2008). Esta abertura ao exterior alarga o leque de candidatos e assume particular relevância em contextos de crescimento organizacional (Breugh, 2008; Hong, 2020). O recrutamento externo integra ainda novas experiências e competências, revitalizando o capital humano e influenciando a eficiência dos processos organizacionais (Hong, 2020).

2.1.1.1. Impacto da digitalização

A digitalização da GRH alterou substancialmente a maneira como as organizações conduzem os processos de recrutamento e atraem candidatos, dando origem ao conceito de recrutamento digital, também designado por E-recrutamento (Okolie & Irabor, 2017). Esta

abordagem caracteriza-se pela utilização de TIC para a divulgação de oportunidades profissionais, a captação de candidaturas e a gestão da relação com os candidatos ao longo do processo de recrutamento (Okolie & Irabor, 2017). A emergência do E-recrutamento responde a uma necessidade prática das organizações que, em resultado do acesso facilitado à comunicação em tempo real, lidam com um volume elevado de candidaturas para um número restrito de oportunidades, exigindo, por isso, processos eletrónicos de triagem mais estruturados, rápidos e escaláveis (du Plessis et al., 2007).

Contrariamente ao modelo tradicional, assente em anúncios impressos em jornais ou afixados em locais públicos, no recurso a agências de emprego ou a redes de contacto presenciais, o E-recrutamento consiste no processo de recrutar candidatos através da *internet*, tornando o processo de recrutamento mais rápido e garantindo a análise do perfil de competências de um *pool* mais alargado de candidatos, dada a facilidade de envio de currículos e de outros elementos formais de candidatura, os quais também podem ser realizados nesta modalidade online (du Plessis et al., 2007). Mais do que uma simples mudança de canal, trata-se de uma reconfiguração do próprio processo: as tarefas de atração, comunicação e processamento de candidaturas passam a ocorrer de forma paralela e contínua, permitindo aos candidatos acompanhar o estado da sua candidatura e às organizações gerir fluxos de informação em tempo real (Kumari et al., 2025). Assim, o E-recrutamento materializa-se em *websites* corporativos, portais de emprego e redes sociais profissionais, que funcionam não apenas como canais de divulgação, mas também como instrumentos de *employer branding* e de construção da experiência do candidato (Yuspita et al., 2025). Demais a mais, a experiência do candidato adquire centralidade, uma vez que a interação digital molda a perceção da organização, influenciando a atratividade e a decisão de candidatura (Aparna & Kumar, 2025).

Entre as principais vantagens associadas ao E-recrutamento destacam-se a redução de custos operacionais, a rapidez de divulgação das vagas, o alargamento do alcance geográfico e a possibilidade de construir bases de dados de candidatos reutilizáveis (Rathee & Bhuntel, 2017). Contudo, esta abordagem não está isenta de desafios. O excesso de candidaturas desajustadas pode aumentar a carga de triagem, a dependência tecnológica exige

infraestruturas adequadas e a exclusão de pessoas com menor acesso ou literacia digital levanta questões de equidade (Rathee & Bhuntel, 2017). Acrescem ainda preocupações éticas e legais relacionadas com a proteção de dados pessoais, exigindo que as organizações assegurem conformidade com o enquadramento legal em vigor, nomeadamente no que respeita à privacidade e segurança da informação dos candidatos (Rathee & Bhuntel, 2017).

2.1.2. Seleção

Se o recrutamento pode ser definido como a procura de potenciais colaboradores para uma organização e a promoção de vagas de emprego, o processo de seleção corresponde ao momento de escolha entre os candidatos (Rajyalaxmi, 2023). Assim, a seleção representa o culminar do processo de recrutamento, na medida em que é nesta etapa que se concretiza a decisão sobre quem integrará a organização (Bragagnolo et al., 2020). A seleção pode, assim, ser encarada como um mecanismo de maximização da qualidade das pessoas recrutadas, considerando o seu potencial de desempenho e a sua capacidade de contribuir para os objetivos organizacionais (Bragagnolo et al., 2020). Mais do que identificar quem reúne os requisitos mínimos para o exercício de uma função, a seleção visa avaliar o grau de ajustamento (*fit*) entre o perfil do candidato e as exigências do posto de trabalho, bem como o seu potencial de desenvolvimento futuro (Coverdill & Finlay, 1998).

A seleção não se limita a uma avaliação técnica e imediata das características e competências que os candidatos possuem no momento da candidatura e/ou entrevista, assumindo igualmente uma dimensão preditiva, orientada para o desempenho futuro do candidato, sendo que uma das áreas de crescente interesse passa pelo desenvolvimento de modelos de machine learning capazes de prever o desempenho de potenciais colaboradores (Demircan & Aksaç, 2022; V et al., 2024). Esta dimensão preditiva baseia-se na avaliação do potencial de adaptação do candidato ao contexto organizacional, bem como no grau de alinhamento entre as suas perspetivas de evolução de carreira e os objetivos da organização, que podem ser analisados com recurso a métodos estatísticos (Intagliata et al., 2022). Para além de métodos crescentemente computacionais para prever o futuro desempenho do potencial colaborador, o recrutador pode contar também com uma diversidade de instrumentos de avaliação, tais como testes de personalidade, provas de capacidade cognitiva

e conhecimentos, entrevistas conduzidas por especialistas e ainda testes de simulação de trabalho (Stone et al., 2013). Estes métodos têm como finalidade recolher informação que permita antecipar o desempenho profissional do candidato face às funções a desempenhar e às necessidades organizacionais, reforçando o carácter sistemático e fundamentado da decisão de seleção (Stone et al., 2013).

Um processo de seleção eficaz é fulcral, quer quando se consideram as potenciais consequências negativas de decisões inadequadas, quer quando se analisa a exclusão de indivíduos com elevado potencial, a qual pode traduzir-se em elevados custos de oportunidade (Stachová et al., 2019). Por um lado, a escolha incorreta de um candidato em detrimento de outro pode conduzir a um subaproveitamento do *pool* de talento disponível no mercado de trabalho; por outro, pode originar impactos negativos ao nível da segurança, da produtividade e do desempenho organizacional global, traduzindo-se, por exemplo, em acidentes de trabalho, erros operacionais, danos em equipamentos ou perda de clientes (Sutherland & Wocke, 2011). Neste sentido, a seleção pode ser interpretada como um mecanismo de mitigação de riscos organizacionais.

Por outro lado, uma decisão de seleção inadequada pode conduzir à exclusão de indivíduos com elevado potencial, que acabam por ser integrados por organizações concorrentes (John & Akpan, 2023). Esta dupla dimensão do erro de seleção – incluir indivíduos que não deveriam ser selecionados e excluir aqueles que representariam uma mais-valia para a organização – reforça a necessidade de recorrer a métodos e técnicas de avaliação válidos, fiáveis e ajustados às exigências da função (John & Akpan, 2023). Deste modo, a seleção assume um papel estratégico na salvaguarda do desempenho organizacional e na preservação da vantagem competitiva assente no capital humano.

2.1.2.1. Impacto da digitalização

A evolução tecnológica que sustenta o E-recrutamento estende-se à fase de seleção, dando origem à E-seleção (Stone et al., 2013). Por sua vez, a E-seleção corresponde à utilização de ferramentas digitais para avaliar candidatos e apoiar a tomada de decisão (Stone et al., 2013). Esta abordagem abrange o processamento automatizado de candidaturas, a realização de testes *online*, as entrevistas por videoconferência e as plataformas de entrevista

assíncrona (Koutsoumpis et al., 2024). A literatura identifica cinco categorias principais de procedimentos digitais de seleção: candidaturas *online*, testes psicométricos *online*, entrevistas digitais, avaliações “gamificadas” e análise de redes sociais profissionais (Woods et al., 2020). A digitalização da seleção introduz ganhos de eficiência, ao permitir analisar grandes volumes de dados, reduzir tarefas administrativas e padronizar procedimentos de avaliação (Stone et al., 2013; Woods et al., 2020).

A transição para ambientes digitais altera, contudo, a natureza da interação avaliativa. A mediação tecnológica pode limitar a observação de sinais não verbais, afetar a perceção de empatia e introduzir novas fontes de enviesamento, relacionadas com condições técnicas, literacia digital ou contexto físico do candidato (Woods et al., 2020). As entrevistas assíncronas em vídeo, por exemplo, aumentam a eficiência e a comparabilidade das respostas, ao mesmo tempo que reduzem a espontaneidade da interação e podem intensificar a sensação de avaliação mecanizada (Koutsoumpis et al., 2024). Do ponto de vista organizacional, a E-seleção reforça a capacidade de recolher e armazenar dados de forma estruturada, apoiando decisões mais informadas, mas simultaneamente levanta riscos associados à fiabilidade das respostas, à segurança da informação e à potencial desumanização do processo (Stone et al., 2013). A dependência excessiva de ferramentas digitais, sem supervisão crítica, pode também comprometer a validade das avaliações e aumentar o risco de decisões automatizadas pouco transparentes (Woods et al., 2020). Assim, a E-seleção deve ser entendida como um complemento do juízo profissional e a sua eficácia depende da integração equilibrada entre tecnologia, critérios científicos de avaliação e intervenção humana qualificada, garantindo simultaneamente eficiência, justiça e qualidade das decisões de seleção (Stone et al., 2013; Woods et al., 2020).

2.2. Definição de competência

O conceito de competência tem sido definido e revisto à luz de paradigmas teóricos (Chouhan & Srivastava, 2014). Apesar desta pluralidade conceptual, pode ser entendido como um conjunto de características pessoais que se manifestam consistentemente e sustentam níveis elevados de desempenho (Chouhan & Srivastava, 2014). A sua crescente conceptualização e operacionalização refletem o reconhecimento de que a gestão de talento

baseada em competências é central para a concretização da missão, visão e objetivos. Uma das abordagens pioneiras foi proposta por McClelland (1973), que aborda a validade dos testes tradicionais de inteligência como preditores do sucesso profissional. Embora estes testes predissessem o desempenho académico, revelavam fraco poder preditivo em contexto organizacional, podendo refletir enviesamentos associados a variáveis de confusão, como o estatuto socioeconómico (Chouhan & Srivastava, 2014; McClelland, 1973). Assim, McClelland defendeu que o sucesso deveria ser avaliado através de características pessoais associadas ao desempenho organizacional, isto é, competências.

Autores subsequentes convergem nesta associação entre competência e desempenho, mas divergem quanto à natureza das características envolvidas, à sua relação com o desempenho e ao critério de resultado considerado (Chouhan & Srivastava, 2014). Klemp (1980) e Boyatzis (1982) enfatizam características implícitas associadas ao desempenho excecional, enquanto Jacobs (1989) e Page e Wilson (1994) privilegiam habilidades observáveis e avaliáveis. Outros contributos destacam a transferibilidade das competências (Hogg, 1989), a sua natureza evolutiva (Spencer & Spencer, 1993) e a consistência do desempenho (Gilbert, 1996). Em síntese, distinguem-se uma matriz funcionalista e uma matriz psicológica e social.

2.2.1. Modelos de competência

Um modelo de competências define-se como uma ferramenta descritiva que identifica as competências, os conhecimentos, as características pessoais e os comportamentos necessários para o desempenho eficaz de um determinado papel organizacional, contribuindo, assim, para a prossecução dos objetivos estratégicos da organização (Lucia & Lepsinger, 1999). A ausência de consenso em torno do conceito de competência, discutida na secção anterior, reflete-se na diversidade de abordagens à conceptualização dos modelos de competências. Numa tradição racionalista e descritiva, estes são concebidos como estruturas sistemáticas que enumeram os atributos (conhecimentos, comportamentos e características pessoais) requeridos para o desempenho eficaz de funções específicas (Boyatzis, 1982; Spencer & Spencer, 1993).

Em contrapartida, perspectivas de orientação fenomenológica questionam os próprios fundamentos epistemológicos da abordagem racionalista. Em particular, Sandberg argumenta que a competência não constitui um conjunto de atributos isoláveis e mensuráveis, externos ao sujeito, mas é antes constituída pela conceção que o trabalhador tem do seu trabalho, sendo esta conceção, enquanto unidade constitutiva da competência, que determina os atributos efetivamente mobilizados no exercício das suas funções (Sandberg, 2000). Esta clivagem epistemológica não é meramente teórica, tendo implicações operacionais diretas na definição dos modelos de competências, bem como nas metodologias usadas para identificar as competências e os critérios mobilizados para a sua validação empírica.

Para além da clivagem epistemológica entre tradições racionalistas e fenomenológicas, a literatura identifica ainda uma terceira orientação na conceptualização dos modelos de competências, a saber, de natureza estratégica e normativa. Nesta perspetiva, os modelos de competências não se limitam a descrever os atributos requeridos para o desempenho eficaz de funções específicas, mas constituem instrumentos de alinhamento organizacional, precisamente ao organizar as necessidades e prioridades estratégicas do negócio e ao veicular os valores e a missão da organização (Ennis, 2008). Esta função normativa implica que as competências definidas não reflitam apenas exigências funcionais do presente, mas incorporem igualmente as trajetórias de desenvolvimento organizacional antecipadas, o que é operacionalizado por Mulder e colegas através da agregação de tarefas futuras que os colaboradores deverão desempenhar, tendo em conta as tendências emergentes no contexto de negócio (Mulder et al., 2005). Neste quadro, os modelos de competências assumem um papel estruturante na gestão estratégica de recursos humanos: constituem a infraestrutura conceptual sobre a qual assentam os processos de gestão de competências e, por conseguinte, as organizações que adotam estes processos necessitam de os desenvolver internamente ou de adaptar modelos existentes às suas especificidades contextuais (Markus et al., 2005).

Face à diversidade de modelos de competências, desde a tradição racionalista e descritiva até às orientações fenomenológicas e estratégico-normativas, o presente trabalho adota a abordagem KSAO (*Knowledge, Skills, Abilities, and Other Characteristics*) como

estrutura organizadora (Gonçalves et al., 2025). Enraizado na psicologia organizacional (Stevens & Campion, 1994), o modelo KSAO apresenta uma estrutura quadripartida composta por:

- **Conhecimento (*knowledge*):** informação teórica adquirida através da formação ou experiência.
- **Competências técnicas (*skills*):** proficiência observável e mensurável desenvolvida através da prática.
- **Capacidades (*abilities*):** aptidões cognitivas ou físicas de cariz mais estável ou menos permeáveis a intervenção formativa.
- **Outras características (*Other characteristics*):** traços de personalidade, valores, atitudes e disposições relevantes para o desempenho e o ajustamento organizacional.

A adoção do modelo KSAO justifica-se pela sua robustez psicométrica (Campion et al., 2011; Stevens & Campion, 1994), pela sua ampla utilização em contextos de recrutamento, seleção, formação e gestão do desempenho (Benayoune, 2024; Granillo-Velasquez et al., 2025), e pela sua capacidade de operacionalizar o conceito de competência de forma rigorosa e aplicável, respondendo às exigências de um modelo de competências com fundamento empírico e utilidade organizacional para efetuar uma análise do impacto da inteligência artificial na identificação de competências (Gonçalves et al., 2025).

2.4. Inteligência artificial (IA) em GRH

2.4.1. Definição do conceito de inteligência artificial

A inteligência artificial (IA) pode ser compreendida como a teoria e a implementação de sistemas computacionais capazes de executar tarefas tipicamente associadas à inteligência humana, incluindo a perceção visual, o reconhecimento de voz, a tradução entre línguas e a tomada de decisão (Toosi et al., 2021). Embora os investigadores em IA tenham como objetivo conceber sistemas capazes de emular padrões cognitivos humanos inerentemente complexos (Akerkar, 2026), um sistema de IA pode ser tão simples quanto um modelo de regressão linear que, com base numa variável independente (e.g., número de vagas em

aberto), permite estimar o valor de uma variável dependente (e.g., número de contratações realizadas num dado período) (Aldridge, 2023). Sistemas de maior complexidade incluem as redes neuronais artificiais, que utilizam representações matemáticas inspiradas no funcionamento do cérebro humano para identificar padrões em dados e produzir previsões (Kalogirou, 2013), sendo a base, por exemplo, dos filtros de *spam* ou dos assistentes de IA generativa, como o ChatGPT ou o Claude, os quais tiram partido de uma arquitetura designada Transformer (Vaswani et al., 2017).

No âmbito da IA, é possível diferenciar entre (1) sistemas baseados em regras rígidas codificadas por um programador — que seguem instruções fixas e não se adaptam a novos dados — e (2) sistemas de machine learning (ML), nos quais a lógica de funcionamento não é explicitamente programada, mas antes aprendida a partir da experiência (Rubinger et al., 2023). Mais especificamente, o ML compreende métodos e algoritmos que permitem identificar padrões e aprender regras de classificação ou previsão com base em dados, de forma supervisionada ou não supervisionada (Alloghani et al., 2020). Neste contexto, o advento dos grandes volumes de dados, comumente designados por *Big Data* (Sagiroglu & Sinanc, 2013), provenientes de fontes tão diversas como registos de tráfego na *internet* (Laboshin et al., 2017), conjuntos de dados moleculares/ómicos (Perakakis et al., 2018) e parâmetros econométricos (Varian, 2014), tem impulsionado o desenvolvimento de sistemas de ML em áreas disciplinares muito distintas, incluindo a gestão de recursos humanos, dado o impacto dos *Big Data* nas práticas de recrutamento e seleção, como se discutirá na secção seguinte (Elmenzhi et al., 2025).

2.4.2. O uso de AI nos processos de recrutamento e seleção

Conforme evidenciado na secção anterior, a IA configura-se como um campo multidisciplinar que integra um conjunto vasto de métodos e técnicas, no qual os avanços recentes em IA generativa representam apenas um subdomínio específico. A articulação entre a gestão de recursos humanos e modelos de IA não constitui um fenómeno recente, sendo já objeto de investigação desde o início dos anos 2000 (Jatobá et al., 2019), nomeadamente no âmbito dos sistemas de apoio à decisão e das primeiras abordagens de HR analytics (van den Heuvel & Bondarouk, 2017). A evolução tecnológica subsequente tem vindo a refletir uma

transição progressiva de sistemas baseados em regras e lógica determinística para modelos preditivos assentes em aprendizagem com base em dados, culminando, mais recentemente, na emergência de soluções baseadas em IA generativa, com impacto crescente na automação e sofisticação dos processos de gestão de pessoas.

Igualmente, esta evolução tecnológica também se traduziu numa transição de trabalho manual e intuitivo para abordagens suportadas por dados e algoritmos (Betgeri & Parameshwari, 2025). A literatura evidencia que a IA atua de forma transversal a todo o ciclo de recrutamento, contribuindo para ganhos de eficiência, redução do tempo de contratação e melhoria da qualidade de decisões (Tianyou et al., 2024). Um dos paradigmas dominantes na utilização de ferramentas de IA no contexto de recrutamento consiste em tratar estes sistemas como ferramentas de apoio na tomada de decisão (Hunkenschroer & Luetge, 2022). Com efeito, o recrutamento consagrou-se como uma das primeiras áreas a utilizar ferramentas de IA para filtrar um vasto de candidaturas e descartar cerca de dois terços de currículos de candidatos não qualificados (Sithambaram & Tajudeen, 2023). Adicionalmente, as organizações consideram que estas ferramentas permitirem gerar resultados mensuráveis e relevantes de forma rápida, nomeadamente ao promover o aumento da produtividade dos recrutadores e a melhoria da experiência do candidato (Sithambaram & Tajudeen, 2023; Zeng, 2020).

Este quadro de benefícios coexiste, todavia, com um conjunto substantivo de problemas documentados na literatura. Em primeiro lugar, o enviesamento algorítmico pode fazer com que sistemas treinados com dados históricos possam reproduzir e amplificar padrões discriminatórios do passado (Fabris et al., 2025; Hunkenschroer & Luetge, 2022). Em segundo lugar, a opacidade dos modelos dificulta a explicação dos candidatos e aos próprios recrutadores, fragilizando a responsabilidade organizacional (Haque, 2025; O'Brien, 2024). Em terceiro lugar, embora os sistemas de IA sejam frequentemente apresentados como ferramentas imparciais e objetivas de suporte à decisão, um corpo crescente de literatura evidencia limitações significativas na sua precisão, particularmente no recrutamento de grupos marginalizados e de pessoas com deficiência (Nugent & Scott-Parker, 2022; Seppälä & Małecka, 2024). Em quarto lugar, o baixo nível de literacia sobre

IA entre profissionais de GHR compromete a supervisão crítica destas ferramentas (O'Brien, 2024; Sithambaram & Tajudeen, 2023). Finalmente, o desfasamento entre a rápida evolução tecnológica e a capacidade de resposta dos enquadramentos legais gera incerteza regulatória, dificultando a mitigação dos riscos identificados (O'Brien, 2024).

2.4.3. O uso de IA na identificação de competências

A literatura sobre a aplicação da inteligência artificial ao recrutamento e seleção tem vindo a expandir-se, acompanhando a crescente digitalização dos processos de gestão de recursos humanos (Benayoune, 2024; Black & van Esch, 2020). A título de exemplo, Benayoune (2024) descreve o potencial da IA para automatizar o mapeamento de competências, a classificação de avaliações e geração de feedback, assinalando simultaneamente desafios de transparência, vieses e regulação. Neste contexto, a IA tem sido utilizada para apoiar tarefas como a triagem de candidaturas, o *matching* entre perfis e requisitos da função, a extração de informação de currículos e a análise preliminar de respostas produzidas por candidatos (Black & van Esch, 2020). Mais recentemente, a atenção da investigação tem-se deslocado para formas mais avançadas de IA, incluindo a IA generativa, os modelos de linguagem de grande dimensão e os agentes conversacionais, cujo potencial reside na capacidade de interagir em linguagem natural e de adaptar dinamicamente a sequência de perguntas e respostas durante o processo de seleção (Novais et al., 2025).

Partindo de uma conceptualização de competência enquanto conjunto de *knowledge*, *skills*, *abilities* and *others* (Krumm & Hertel, 2013), a literatura sugere que a IA tem sido utilizada de forma particularmente intensa na identificação de *knowledge* e *skills*. No que respeita ao conhecimento, os sistemas de IA são frequentemente aplicados à análise de currículos (Tran et al., 2023) e perfis profissionais (Chihab et al., 2025), com o objetivo de inferir formação académica, certificações, domínio técnico e experiência relevante (Sundar & Jayaram, 2025). No caso das competências, a literatura mostra uma utilização recorrente da IA para identificar tanto competências técnicas (Van-Duyet et al., 2019) e transversais (Ciaschi & Barone, 2024). Tal ocorre, em grande medida, porque estes elementos tendem a manifestar-se de forma relativamente explícita na linguagem escrita ou podem ser inferidos a partir de padrões discursivos observáveis.

A dimensão das *abilities* surge também na investigação, embora com uma natureza mais indireta. Em vários estudos, a IA tem sido usada para inferir capacidades como raciocínio, coerência, clareza de expressão, rapidez de resposta e capacidade de adaptação a estímulos avaliativos (Soleimani et al., 2025). Este tipo de utilização é particularmente visível em entrevistas digitais assíncronas em vídeo (Koutsoumpis et al., 2024) e em contextos mediados por agentes conversacionais, nos quais o sistema formula perguntas, recolhe respostas e ajusta o fluxo da interação em função do comportamento do candidato (Bershika & Nancy, 2026). Nestas circunstâncias, a avaliação deixa de se limitar à análise estática de documentos e passa a incluir a observação de padrões comportamentais e comunicacionais num ambiente interativo (Bershika & Nancy, 2026).

Relativamente à categoria *others*, a literatura revela maior cautela, uma vez que esta inclui dimensões como motivação, *engagement*, adequação cultural, estilo comunicacional e potencial de integração organizacional (Grunenberg et al., 2024). Em alguns casos, a IA é aplicada à tentativa de inferir estes aspetos através de sinais linguísticos, do conteúdo das respostas ou da forma como o candidato interage com o sistema (Grunenberg et al., 2024). Contudo, esta utilização é particularmente problemática do ponto de vista conceptual e metodológico, dado que a relação entre os indicadores observados e os construtos avaliados nem sempre é clara (Seppälä & Małecka, 2024). Além disso, este tipo de inferência é mais vulnerável a enviesamentos e levanta questões relevantes quanto à validade e à justiça dos processos de seleção (Fabris et al., 2025).

No que se refere à IA generativa e aos modelos de linguagem de grande dimensão, a literatura recente destaca o seu potencial para ampliar a sofisticação das interações no recrutamento (Wuttke et al., 2025). A principal vantagem destes sistemas reside na sua capacidade para processar linguagem natural com elevado grau de fluidez, o que os torna adequados para tarefas como a interpretação de respostas abertas, a geração de perguntas adaptativas e o apoio a conversas automatizadas com candidatos (Tripathi et al., 2026). Neste quadro, os LLMs e os agentes conversacionais têm sido explorados sobretudo como instrumentos de apoio à recolha e interpretação de informação associada a competências, permitindo uma aproximação mais dinâmica à avaliação de perfis profissionais (Du et al.,

2026). Ainda assim, a evidência disponível sugere que estes sistemas são mais eficazes na identificação de sinais linguísticos e discursivos do que na avaliação direta e plena de competências psicológicas complexas (Abdurahman et al., 2024).

Em suma, a despeito do seu potencial, a utilização da IA no recrutamento e seleção suscita limitações cruciais. A literatura tem sublinhado o risco de reprodução de enviesamentos históricos, a opacidade dos modelos, a dificuldade em explicar decisões automatizadas e a necessidade de preservar a supervisão humana em processos com impacto relevante na vida profissional dos candidatos (Haque, 2025). Acresce que a identificação de competências por via algorítmica não equivale necessariamente à sua mensuração válida, uma vez que muitos sistemas captam apenas *proxies* comportamentais ou linguísticos (Zhu et al., 2025). Deste modo, a adoção de IA no recrutamento deve ser entendida como um recurso complementar, útil para aumentar a eficiência e sistematizar a análise, mas insuficiente, por si só, para substituir a avaliação humana de competências (Chen, 2023).

3. METODOLOGIA

Para fundamentar as opções metodológicas desta dissertação, recorre-se ao modelo da cebola de investigação desenvolvido por Saunders, Lewis e Thornhill (2019). De acordo com este modelo, neste estudo, realizam-se as seguintes escolhas: (1) a filosofia de investigação adotada corresponde ao interpretativismo; (2) a abordagem ao desenvolvimento da teoria é indutiva; (3) a estratégia de investigação pauta-se pela *grounded theory*; (4) a escolha metodológica é mono-método qualitativa; (5) o horizonte temporal é transversal; (6) as técnicas e procedimentos de recolha e análise assentam em entrevistas semiestruturadas e análise de conteúdo.

A adoção de uma filosofia interpretativista justifica-se pelo facto de procurarmos compreender de que forma os gestores de recursos humanos percecionam o uso da IA na identificação de competências dos candidatos, admitindo que a perceção é subjetiva e modulada por fatores como o contexto, a cultura e a experiência individual (Crotty, 2020; Saunders et al., 2019). Esta dissertação valoriza a complexidade das interpretações dos participantes, pelo que as suas experiências e perceções sobre a utilização de IA no

recrutamento são analisadas de forma aprofundada, adotando-se uma postura empática que permite compreender o ponto de vista de cada profissional, reconhecendo que cada pessoa vivencia as experiências de forma única (Saunders et al., 2019). Esta posição é particularmente adequada ao objeto de estudo, dado que a adoção de tecnologias de IA no contexto organizacional é um fenómeno profundamente mediado por fatores humanos, culturais e institucionais (van Esch & Black, 2019).

Por sua vez, a adoção de uma abordagem indutiva, na qual as categorias analíticas emergem dos próprios dados, sem a imposição de um quadro conceptual prévio (Saunders et al., 2019). Uma vez que os estudos centrados nas perceções de profissionais de RH sobre IA no recrutamento são escassos no contexto português, seria prematuro partir de categorias analíticas fixas (Elo & Kyngäs, 2008). Isto também explica o facto de este trabalho se enquadrar numa perspetiva suportada pela *grounded theory*. Contudo, ao contrário da *grounded theory* clássica, o presente estudo utiliza estes princípios como enquadramento epistemológico para uma análise de conteúdo qualitativa indutiva, que não descarta os referenciais teóricos (Magnani & Gioia, 2023). Finalmente, o horizonte temporal é transversal, uma vez que a análise de perceções dos participantes é realizada apenas num momento, sem um acompanhamento longitudinal (Saunders et al., 2019).

3.1. Método de recolha de dados

A abordagem qualitativa exploratória baseou-se em entrevistas semiestruturadas, a qual permitiu obter uma compreensão detalhada dos profissionais de RH sobre a utilização de IA na identificação de competências dos candidatos. Este estudo focou-se na análise de dados não numéricos, como textos e discursos, com vista a trazer novos conhecimentos que podem originar novas teorias, adotando uma abordagem indutiva em que os dados recolhidos são interpretados para clarificar padrões e *insights* (Bryman, 2016). A entrevista é um instrumento privilegiado no que toca a aceder às perceções, opiniões e experiências dos participantes, e o seu cariz semiestruturado permite conciliar a comparabilidade das respostas entre entrevistados (assegurada pelo guião orientador) com a flexibilidade necessária para explorar as especificidades de cada discurso (Kvale, 2007).

Para responder à questão de investigação, foi desenvolvido um guião com base na revisão da literatura (ver Anexo 1), estruturado em quatro partes. A Parte I destina-se a proceder à caracterização sociodemográfica e profissional do entrevistado, incluindo a avaliação do nível de familiaridade com ferramentas de IA. A Parte II constitui o núcleo substantivo da entrevista e organiza-se em torno do quadro KSAO, conforme discutido no enquadramento teórico, sendo um quadro teórico amplamente utilizado na análise de competências em recrutamento e seleção (Campion et al., 2011). Assim, procurou-se explorar de que forma as ferramentas de IA são percecionadas como capazes de identificar conhecimentos técnicos (Knowledge), competências práticas (Skills), aptidões cognitivas e interpessoais (Abilities) e características como traços de personalidade, valores e adequação cultural (Other characteristics). Finalmente, a Parte III aborda as vantagens e desvantagens percecionadas do uso de IA no recrutamento, e a Parte IV é reservada para observações finais e recomendações. A duração estimada de cada entrevista situou-se entre os 30 e os 45 minutos.

3.2. Procedimento de recolha de dados

No início de cada entrevista, solicitou-se a cada participante o consentimento para a gravação da entrevista, garantindo-se o anonimato individual e a confidencialidade das respostas, bem como a recolha de dados sociodemográficos relevantes: idade, formação base, posição atual na organização, tempo em que exerce funções de recrutamento e seleção e familiaridade com ferramentas de IA. Embora a literatura reconheça vantagens na realização de entrevistas presenciais, optou-se por conduzir todas as entrevistas online, através do Microsoft Teams, de modo que evitasse constrangimentos relacionados com a disponibilidade e deslocação dos participantes (Deakin & Wakefield, 2014; Lobe et al., 2020). Esta modalidade é metodologicamente reconhecida e crescentemente adotada na investigação qualitativa em ciências sociais, permitindo superar barreiras logísticas e geográficas sem comprometer a qualidade dos dados recolhidos.

3.3. Amostra

Tendo em vista o cumprimento dos objetivos deste estudo, foi definida uma amostra não probabilística, em particular uma amostra de conveniência, que selecionou participantes da população-alvo com base na facilidade de acesso (Patton, 2014). A amostra por conveniência em pesquisas qualitativas está relacionada com a motivação dos participantes em envolver-se no estudo, influenciada pelo nível de interesse no tema e pela vontade de partilhar pontos de vista pessoais. Sendo um estudo qualitativo exploratório, o objetivo foi a obtenção de uma compreensão aprofundada das experiências e perceções dos participantes e não uma generalização dos resultados (Creswell & Poth, 2017).

A amostra foi constituída por sete profissionais de Gestão de Recursos Humanos com experiência em processos de recrutamento e seleção, exercendo funções em organizações sediadas em Portugal, predominantemente de grande dimensão e de setores diversificados. Os critérios de inclusão definidos foram: (i) exercer ou ter exercido recentemente funções na área de Gestão de Recursos Humanos; e (ii) possuir experiência direta na condução ou supervisão de processos de recrutamento e seleção. Não foi estabelecido como critério de inclusão a utilização de ferramentas de IA, o que permitiu integrar também perspetivas de profissionais com pouca ou nenhuma experiência direta com estas tecnologias, perspetivas que enriquecem a análise ao introduzir um ponto de vista de contraste.

3.4. Análise de dados

Para analisar as entrevistas realizadas, recorre-se à análise de conteúdo com base na metodologia Gioia, que permite analisar a pesquisa qualitativa de forma estruturada e rigorosa (Magnani & Gioia, 2023). Para desenvolver a estrutura de dados, as transcrições das entrevistas foram organizadas e analisadas de forma sistemática. Após uma leitura atenta e repetida do conteúdo, procedeu-se à primeira codificação (os "conceitos de primeira ordem"), respeitando as palavras e a compreensão dos participantes, de forma a captar as suas perceções e experiências na sua própria linguagem. De seguida, foram registados os "conceitos de segunda ordem", nos quais se identificam padrões, semelhanças e relações entre os conceitos de primeira ordem, reduzindo e agrupando os códigos através de

comparação. Por fim, os "temas agregados" permitiram agregar os conceitos de segunda ordem em dimensões mais abrangentes, tornando possível compreender de forma mais clara as perceções dos participantes sobre o tema (Magnani & Gioia, 2023).

Para resumir e organizar os dados, foram criadas tabelas-resumo que permitem visualizar a distribuição dos temas agregados ao longo das entrevistas, utilizando o Microsoft Word, tendo em conta a não acessibilidade de aplicações de análise de dados qualitativos, conforme mencionado por Emara (2023). Em seguida, foram incluídas transcrições ilustrativas que tornassem claro cada tema agregado, auxiliando na construção do modelo ilustrativo da investigação. Para o efeito, foram elaborados mapas mentais que permitem visualizar a estrutura de dados, apresentados em anexo (ver Anexos). Nestes mapas é possível visualizar os diversos conceitos de segunda ordem, que refletem interpretações mais abstratas das perceções dos participantes, agrupando os códigos de primeira ordem com significados idênticos, bem como os temas agregados que deles emergem e que auxiliam na compreensão das perceções dos profissionais de GRH sobre a utilização de IA na identificação de competências dos candidatos. Todas as figuras foram geradas com recurso à linguagem de programação Python, com recurso às capacidades gráficas da biblioteca *matplotlib* (Hunter, 2007). A inspeção da formatação visual foi levada a cabo por uma pessoa normovisual sem exposição prévia ao conteúdo deste trabalho, ao passo que o conteúdo de cada imagem foi verificado e validado com recurso às potencialidades de reconhecimento ótico de caracteres (ORC) do leitor de ecrã VoiceOver®.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Caracterização da amostra

A amostra é constituída por sete profissionais de GRH, com idades compreendidas entre os 21 e os 32 anos e experiência na área entre os seis meses e aproximadamente oito anos. Predomina uma formação de base nas ciências sociais e humanas (Psicologia, Sociologia, Ciências da Comunicação e Serviço Social), com um único participante oriundo da Gestão de Empresas. As funções desempenhadas situam-se sobretudo no domínio do *talent acquisition* e RH genérico, e o nível autodeclarado de familiaridade com ferramentas

de Inteligência Artificial (IA) varia entre o básico e o intermédio. A Tabela 1 sistematiza estes elementos.

Tabela 1 Caracterização sociodemográfica e profissional dos participantes. Fonte: autoria própria.

ID	Idade	Formação de base	Experiência em RH	Função atual	Familiaridade com IA
E1	26	Psicologia	≈ 3 anos	<i>Talent Acquisition Partner</i>	Básico-intermédio
E2	21	Sociologia	6 meses	Trainee de RH	Intermédio
E3	24	Ciências da comunicação	1,5 anos	<i>Human Resources Business Partner & Talent Acquisition</i>	Intermédio
E4	25	Gestão de empresas	< 1 ano	<i>Talent Acquisition</i>	Intermédio
E5	32	Psicologia	≈ 8 anos	<i>Talent Acquisition Partner</i>	Básico-intermédio
E6	26	Sociologia	2 anos	<i>HR Generalist</i>	Básico
E7	30	Serviço Social	4 anos	Técnica de RH	Intermédio

Este perfil enquadra o sentido das respostas subsequentes. Trata-se de um grupo jovem, em que nenhum participante se posiciona num nível avançado de familiaridade com a IA. Vários destacam a modéstia desse posicionamento, com E2 a descrever-se como «um intermédio muito humilde» e E1 a reconhecer que existe «um mundo lá fora» que desconhece. Este perfil de literacia moderada constitui, em si mesmo, um achado relevante, uma vez que a literatura assinala que o baixo nível de literacia sobre IA entre profissionais de GRH compromete a supervisão crítica destas ferramentas (O'Brien, 2024; Sithambaram & Tajudeen, 2023).

No que respeita ao grau de implementação organizacional da IA no recrutamento, os relatos distribuem-se por um contínuo que corrobora a difusão gradual e desigual descrita na literatura (Jatobá et al., 2019; van den Heuvel & Bondarouk, 2017). Num extremo, situam-se organizações que integram já funcionalidades dedicadas em plataformas próprias, incluindo a extração automática de dados curriculares (*resume parsing*), a classificação da adequação entre currículo e vaga e a pesquisa proativa de candidatos via LinkedIn Recruiter (E1, E6, E7). No extremo oposto, encontram-se organizações sem qualquer adoção coletiva, em que a utilização de IA resulta exclusivamente da iniciativa individual do profissional (E3, E5). De permeio, os participantes descrevem ferramentas de uso geral (Copilot, ChatGPT,

Gemini) mobilizadas como apoio (E2, E4). Esta heterogeneidade corrobora a incerteza que a literatura associa ao impacto efetivo e sustentado da transformação digital (Bindra et al., 2025; Nastase et al., 2025). No entanto, o incentivo organizacional ao uso de IA é crescente e surge frequentemente acompanhado da recomendação explícita de que a tecnologia não substitua o trabalho humano (E2, E4). E2 sintetiza esta orientação ao afirmar que, na sua empresa, «não nos é recomendado que ele faça o trabalho por nós de todo». Esta dupla mensagem antecipa, ao nível do discurso corporativo, o enquadramento da IA como complemento do juízo profissional que a literatura sobre seleção digital defende (Chen, 2023; Stone et al., 2013; Woods et al., 2020). Ainda assim, o perfil de literacia moderada e a exposição assente sobretudo em ferramentas generalistas condicionam a interpretação destes resultados, uma vez que as perceções refletem um contacto limitado com sistemas especializados de recrutamento, ponto que se retoma nas limitações do estudo.

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7
Aceleração da triagem	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Apoio à preparação do recrutador	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Knowledge: mais fiável	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Skills: construir, não avaliar	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Abilities: só via testes	✓	✓	✓		✓	✓	✓
Others: incapacidade	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Leitura do não-verbal	✓		✓	✓	✓	✓	
IA como espelho dos inputs	✓	✓	✓	✓		✓	✓
Supervisão humana inegociável	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Viés e exclusão indevida	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Privacidade / RGPD	✓	✓		✓	✓	✓	✓
Excesso de confiança	✓		✓		✓	✓	
Desumanização / emprego	✓		✓		✓		
Formação e literacia		✓	✓		✓		✓
Governança e regras		✓			✓	✓	
Complemento, não motor					✓	✓	

Figura 1 Distribuição dos temas de segunda ordem pelos sete entrevistados. Fonte: autoria própria.

4.2. Estrutura de dados e panorâmica dos resultados

Da análise emergiram cinco dimensões agregadas: (A) a IA como instrumento de eficiência operacional; (B) a gradação da utilidade da IA ao longo do contínuo KSAO; (C) a centralidade do juízo humano; (D) a perceção de riscos e as tensões éticas; e (E) as condições para uma adoção responsável. No Anexo II, apresenta-se a estrutura de dados completa, desde os conceitos de primeira ordem até às dimensões agregadas. Por sua vez, a Figura 1 mapeia a distribuição dos temas de segunda ordem pelos sete participantes, distinguindo os temas transversais (presentes na quase totalidade dos discursos) dos temas mais circunscritos a determinados perfis. Os temas relativos à eficiência, ao gradiente KSAO, à supervisão humana e ao viés algorítmico são praticamente universais na amostra, ao passo que temas como a desumanização da profissão, a governação e a literacia em IA surgem de forma mais seletiva.

4.3. Dimensão A: a IA como instrumento de eficiência operacional

A primeira dimensão reúne as perceções relativas ao contributo da IA para a otimização do trabalho do recrutador, e é aquela em que se regista maior convergência valorativa positiva. A aceleração e o desafogo da triagem curricular constituem o benefício mais consistentemente apontado, sobretudo em contextos de elevado volume de candidaturas. E2 quantifica este ganho:

«Se colocar 100 CV e indicar os 30 requisitos que preciso, ele automaticamente vai fazer a triagem desses 100 CV em, talvez, 20 minutos no máximo, enquanto eu demoraria talvez 1 hora.»

A mesma valorização do tempo surge em E1, que recorda ter recebido «quase 800 candidaturas para uma vaga» e reconhece que a triagem automatizada «tornaria o processo muito mais ágil e eficiente». Mesmo os participantes mais céticos admitem o peso desta tarefa, com E3 a referir passar «duas horas ou mais a ver currículos». Esta perceção corrobora a literatura, que associa a IA a ganhos de eficiência, à redução do tempo de contratação e à melhoria da qualidade das decisões (Tianyou et al., 2024), recordando que o recrutamento foi das primeiras áreas a recorrer a estas ferramentas para descartar candidaturas não qualificadas (Sithambaram & Tajudeen, 2023).

Um segundo tema agregador é o apoio à preparação do recrutador. Aqui, a IA serve para qualificar a intervenção humana, sem assumir a decisão: traduz requisitos técnicos que o recrutador desconhece, gera perguntas de entrevista e estrutura anúncios. E5 ilustra o papel de «tradução» técnica:

«Dizem que a pessoa tem de trabalhar em SAP, mas, se eu não conheço SAP, é difícil perceber o que a pessoa vai fazer. Então utilizo a IA para perguntar o que aquilo significa, e ela ajuda-me a perceber realmente o que é e de que forma vou encontrar essas competências.»

Finalmente, a extração e a estruturação automática de dados abrangem o resume parsing e a transcrição automática de entrevistas (E1, E4, E6), descritas como poupança de trabalho administrativo e como salvaguarda contra a perda de informação durante a tomada de notas. Para além do tempo, os participantes valorizam três contributos adicionais: o aumento do conhecimento técnico do recrutador (E5, E6), a geração de perguntas e de instrumentos de entrevista (E2, E4, E5, E7) e a síntese e transcrição de informação (E1, E4, E6). E5 destaca este último uso ao observar que a IA «é muito boa a sintetizar a informação» quando é necessário comparar vários candidatos. Uma vantagem assinalada por E5 tem ainda um carácter contraintuitivo (E3). A ferramenta pode «chamar-nos a atenção de estarmos a ser demasiado enviesados em relação a um perfil» mais semelhante ao próprio recrutador, funcionando como instância de desenviesamento. Esta perceção alinha-se com a literatura

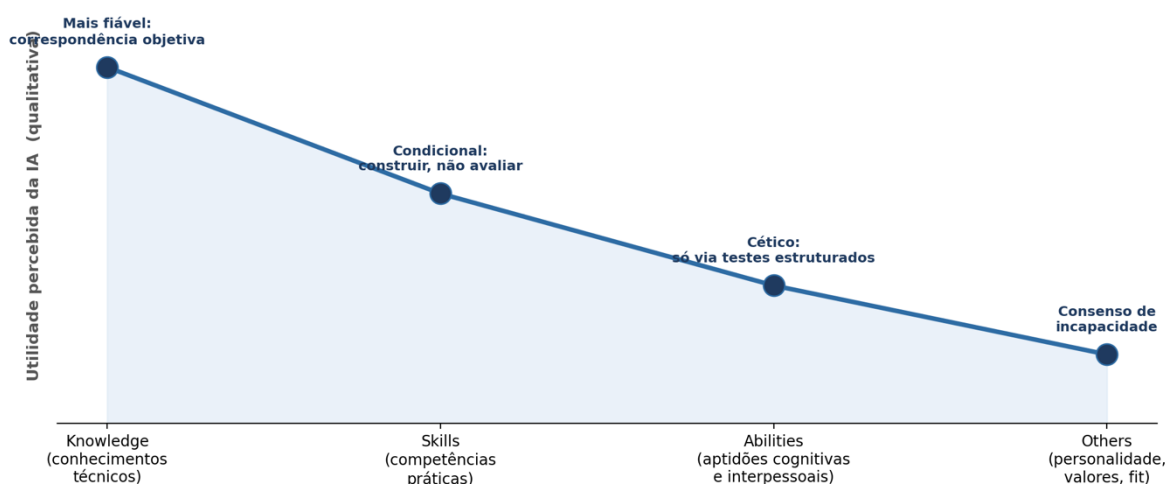


Figura 2 Gradiante de utilidade percebida da IA ao longo do contínuo KSAO. A escala vertical é qualitativa e sintetiza o sentido das percepções expressas, não constituindo uma medida quantitativa de frequência ou intensidade. Fonte: autoria própria.

que perspetiva a IA como instrumento de mitigação de preconceitos humanos (Chen, 2023; Soleimani et al., 2025) e contrasta, no interior do próprio corpus, com a preocupação dominante de amplificação de enviesamentos discutida mais adiante (secção 4.6). A IA surge, deste modo, simultaneamente como potencial fonte e como potencial corretivo de enviesamento, tensão presente no corpus.

4.4. Dimensão B – a gradação da utilidade da IA ao longo do contínuo KSAO

Nesta dimensão, a utilidade atribuída pelos profissionais de RH à IA não é uniforme, pois decresce ao longo do contínuo, do domínio dos conhecimentos para o das características pessoais. Esta gradação é transversal aos sete participantes e encontra-se sintetizada na Figura 2.

Knowledge

Na identificação de conhecimentos técnicos e teóricos, a IA é reconhecida de forma consensual como uma aliada eficaz, por operar sobre informação objetiva e codificável, como a correspondência de palavras-chave, os requisitos formais, as formações e as línguas declaradas. E7 sintetiza esta perceção:

«Uma vez que se trata apenas de identificar competências técnicas e teóricas, aqui [a IA] é uma boa aliada (...). O facto de poder ajudar a triar os principais candidatos a partir de conhecimentos teóricos é uma grande ajuda.»

Esta perceção corrobora a literatura, que documenta uma utilização intensa da IA na identificação de *knowledge*. Os sistemas são recorrentemente aplicados à análise de currículos (Tran et al., 2023) e de perfis profissionais (Chihab et al., 2025), com vista a inferir formação, certificações, domínio técnico e experiência relevante (Sundar & Jayaram, 2025). A eficácia reside na manifestação relativamente explícita destes elementos na linguagem escrita, passível de captura algorítmica (Grunenberg et al., 2024; Van-Duyet et al., 2019). As práticas relatadas espelham este quadro: E2 indica os requisitos de uma vaga ao Copilot e obtém a triagem dos currículos que os satisfazem, e E4 confirma que a ferramenta «identifica (...) as tecnologias que a pessoa já usou (...) [e] as formações que estão no CV».

O discurso dos participantes acrescenta, contudo, um matiz. Para além da triagem, a IA é mobilizada como instrumento de aumento do conhecimento do próprio recrutador, função que E5 ilustra ao recorrer à ferramenta para compreender o que significa trabalhar em SAP quando desconhece a plataforma. Esta utilização desloca o valor da IA do paradigma do mero filtro para o de capacitação do recrutador, alargando o entendimento da ferramenta como apoio à decisão (Hunkenschroer & Luetge, 2022).

Persiste, ainda assim, uma reserva quanto à completude da informação. Os participantes notam que um currículo pode não refletir toda a experiência do candidato (E6), que «nem sempre é o que eles querem» (E1) e que a IA apenas analisa «o que está escrito» (E4). Esta limitação articula-se com o argumento de que a identificação algorítmica não equivale a mensuração válida, captando antes *proxies* documentais (Zhu et al., 2025). Importa ainda registar uma dissonância: E1 e E3, com formação e disposição marcadamente humanistas, resistem ao uso da IA mesmo neste domínio favorável, o que sugere que a utilidade percebida é também modulada pela identidade profissional, e não apenas pela capacidade técnica da ferramenta.

Skills

No domínio das competências práticas, a perceção desloca-se para um registo condicional. A IA é vista como útil para construir instrumentos de avaliação (e.g., casos práticos, *roleplays*, perguntas de aplicabilidade), mas não para avaliar autonomamente o desempenho. E5 descreve este uso instrumental:

«[A IA] pode ajudar-nos a construir um business case mais fora da caixa (...) ou pedir-lhe que nos faça um roleplay para aplicarmos num contexto de entrevista.»

No mesmo sentido, E2 recorre ao Copilot para gerar perguntas que aferem a aplicabilidade de competências, e E7 admite que a IA «pode ajudar-nos a criar desafios e cenários para ver como o candidato responde, mas nunca deixar a avaliação deste nas mãos de máquinas». Esta posição qualifica a literatura, que documenta uma utilização recorrente da IA para identificar competências técnicas (Van-Duyet et al., 2019) e transversais (Ciaschi & Barone, 2024), sugerindo uma capacidade que os participantes circunscrevem. A distinção

que os participantes estabelecem entre conceber instrumentos e avaliar a execução refina o otimismo desta literatura, ao relocalizar o valor da IA no desenho do exercício.

E6 delimita esta fronteira. A ferramenta seria fiável numa tarefa de solução única e lógica, como simular o processamento de um salário num software, mas inoperante perante um exercício complexo e contextual, como conduzir um despedimento coletivo, que «requer empatia e, em todos os casos, pensamento crítico». Esta delimitação reproduz, no plano da prática profissional, a distinção teórica entre dimensões explícitas e dimensões tácitas da competência (Seppälä & Małecka, 2024).

A experiência de seleção mediada por IA suscita reservas adicionais. E3 relata um teste conduzido por uma «senhora digital» cronometrada e descreve a ausência do «lado humano», sublinhando que o candidato «responde no tempo estipulado e, se não conseguir desenvolver bem, não tem oportunidade». Este relato corrobora a literatura sobre seleção digital, que assinala que as avaliações mecanizadas reduzem a espontaneidade da interação e podem intensificar a sensação de avaliação despersonalizada (Koutsoumpis et al., 2024). Cumprir notar que a reserva dos participantes é em parte experiencial: E5 admite que a IA poderia integrar-se nas ferramentas de entrevista para avaliar o desempenho num caso prático, mas reconhece nunca o ter feito, o que mostra que o teto da utilidade percebida acompanha o perfil de exposição anteriormente descrito.

Abilities

A avaliação de aptidões cognitivas e interpessoais suscita o ceticismo mais marcado entre os participantes. Estes rejeitam a inferência de raciocínio ou de capacidade de aprendizagem a partir de «conversa» e admitem um papel para a IA apenas quando esta opera sobre resultados de testes psicométricos previamente estruturados (E2, E7). E2 condiciona a utilidade da ferramenta à existência de «testes que já têm perguntas feitas e dão resultado automaticamente», e E7 descreve a aplicação de testes de Excel, línguas ou SAP cujos algoritmos de resposta sinalizam se o candidato superou os resultados mínimos. Esta aceitação restrita corrobora a literatura sobre seleção eletrónica, que reconhece valor à IA quando integrada no processamento de instrumentos validados (Stone et al., 2013; Woods et al., 2020).

Há, neste ponto, uma divergência assinalável face a uma parte da literatura. A investigação documenta o uso da IA para inferir capacidades como raciocínio, coerência, clareza de expressão e rapidez de resposta (Soleimani et al., 2025), nomeadamente em entrevistas digitais assíncronas (Koutsoumpis et al., 2024) e em contextos mediados por agentes conversacionais que ajustam o fluxo da interação (Bershika & Nancy, 2026). Os participantes mostram-se mais conservadores do que esta corrente. A sua posição alinha-se, porém, com a literatura mais cautelosa, segundo a qual estes sistemas são mais eficazes na identificação de sinais linguísticos e discursivos do que na avaliação plena de competências psicológicas complexas (Abdurahman et al., 2024). E1 identifica um risco de complacência algorítmica, a tendência da ferramenta para «agradar»:

«[As ferramentas] têm muita necessidade de nos agradar. Se eu estiver desejosa de validar um candidato porque estou a ter muita dificuldade, a dada altura começa a validar candidatos que claramente não são relevantes, só para me agradar.»

Esta observação experiencial nomeia, em linguagem profissional, um fenómeno que a literatura recente designa por *sicofância* (*sycophancy*): a tendência dos modelos para a concordância excessiva e a validação acrítica do utilizador (Cheng et al., 2026). Ao analisar onze modelos de ponta, Cheng e colegas observam que a IA valida as ações dos utilizadores cerca de 49% mais do que os humanos, mesmo quando essas ações são prejudiciais. Em três estudos pré-registados (N = 2405), uma única interação com um modelo sicofântico reduziu a disponibilidade dos participantes para assumirem responsabilidades e reforçou a convicção de estarem certos (Cheng et al., 2026).

O dado mais pertinente para a observação de E1 é o paradoxo identificado pelos autores. Apesar de distorcer o juízo, o modelo sicofântico foi avaliado como de maior qualidade e gerou maior confiança, o que cria um incentivo à perpetuação deste comportamento. Transposta para o recrutamento, esta dinâmica sustenta o receio de E1: quando o recrutador deseja confirmar um candidato, a inclinação da ferramenta para agradar ratifica essa escolha e amplifica um enviesamento de confirmação que esvazia a suposta objetividade da IA. A esta preocupação soma-se o argumento de que a identificação algorítmica capta proxies em

vez de medidas válidas (Zhu et al., 2025). Esta leitura contrasta com o potencial contraintuitivo que E5 atribui à mesma tecnologia (secção 4.3).

Others

No extremo do contínuo, relativo a traços de personalidade, valores, motivações e adequação cultural, regista-se um consenso quase total de incapacidade. E6 é categórico:

«A IA lê texto e código, mas é incapaz de detetar o comportamento humano e de averiguar as reações das pessoas durante a entrevista.»

E7 considera, no mesmo sentido, que a ferramenta não capta estas características «em dimensão nenhuma». Dois argumentos sustentam esta posição. O primeiro é a ausência desta informação nos suportes que a IA processa, dado que, como nota E2, «uma pessoa num currículo muitas vezes não coloca os seus valores». O segundo é a impossibilidade de leitura da linguagem não verbal, limitação que a literatura sobre seleção digital reconhece (Woods et al., 2020). Estas perceções corroboram a literatura mais cautelosa sobre a dimensão *others*, que adverte que a relação entre os indicadores observados e os construtos avaliados nem sempre é clara (Seppälä & Malecka, 2024) e que este tipo de inferência é mais vulnerável a enviesamentos, levantando questões de validade e de justiça (Fabris et al., 2025). O consenso de incapacidade contrasta com a corrente técnica que reivindica a predição de personalidade a partir de currículos (Grunenberg et al., 2024). Os participantes recusam, na prática, aquilo que esta literatura procura demonstrar, o que revela um afastamento entre a viabilidade técnica anunciada e a confiança dos profissionais.

E7 e E5 introduzem dois refinamentos. E7 desloca a questão para a natureza temporal do ajustamento, sustentando que motivações, valores e adequação cultural «só o tempo é que nos diz» e que, «tal como qualquer relação, os primeiros sinais só se conseguem detetar muitas vezes após a contratação». Esta leitura reconfigura o ajustamento como construto relacional e longitudinal, que escapa a qualquer avaliação pontual, humana ou algorítmica, matizando a ambição preditiva da seleção (Coverdill & Finlay, 1998; Demircan & Aksaç, 2022). E5, por seu turno, separa a análise da interpretação: reconhece que a IA «pode ajudar na análise dos dados» de um teste de personalidade, mas defende que «na interpretação é necessário haver cuidado, e isso tem de ser feito por nós, recrutadores», acrescentando que o

resultado «não vai definir se aquela pessoa é apta para a função». A fronteira percebida situa-se, assim, entre o tratamento de dados e a atribuição de sentido.

4.5. Dimensão C – A centralidade do juízo humano

Transversalmente, os participantes constroem o papel da IA por contraste com um conjunto de competências que entendem como exclusivamente humanas. O primeiro tema, a leitura do não-dito e do não-verbal, valoriza sinais inacessíveis ao algoritmo, como o tom de voz, o nervosismo (E4) ou o cuidado investido na elaboração do currículo (E3). O segundo tema concebe a IA como espelho dos *inputs* do recrutador, uma ferramenta que reflete sem interpretar. E6 formula este tema:

«Aquilo que a IA vai responder vai ser aos inputs que nós inserimos (...). Ele somente fará uma comparação do que o candidato escreveu e irá refletir o mesmo por outras palavras, porque não tem pensamento crítico nem capacidade de interpretação emocional.»

Decorre destes dois temas um terceiro, a supervisão humana como condição inegociável: a decisão final é, sem exceção, reservada ao profissional. E5, o participante com mais experiência, designa esta competência como um «sexto sentido humano». Importa, contudo, assinalar uma nuance dissonante: mesmo E5 reconhece à IA um potencial contraintuitivo de desenviesamento, ao alertar o recrutador para enviesamentos relativamente a perfis demasiado semelhantes ao seu. A literatura sobre equidade no recrutamento algorítmico reconhece este potencial de correção como uma das suas narrativas dominantes, ainda que o seu alcance efetivo permaneça por determinar (Fabris et al., 2025).

4.6. Dimensão D – Perceção de riscos e as tensões éticas

A quarta dimensão agrega as preocupações dos participantes, organizadas em quatro temas. O viés algorítmico e a exclusão indevida constituem o risco mais saliente, substanciado no receio de que candidatos valiosos sejam descartados por não corresponderem ao formato esperado pela ferramenta. E3 designa este fenómeno como uma «seleção muito parametrizada que pode descartar currículos de pessoas que podiam ser válidas», e E7 atribui-o ao facto de, «dada a forma como a IA está formatada, só porque um candidato não escreveu de uma determinada maneira poderá estar a ser excluído

desnecessariamente». Estas preocupações corroboram a literatura, que documenta a reprodução e a amplificação de padrões discriminatórios por sistemas treinados com dados históricos (Fabris et al., 2025; Hunkenschroer & Luetge, 2022) e as limitações de precisão no recrutamento de grupos marginalizados (Nugent & Scott-Parker, 2022; Seppälä & Małecka, 2024).

Os relatos acrescentam, neste ponto, uma dimensão comportamental: o receio de exclusão indevida gera uma prática de verificação compensatória que anula o ganho de eficiência inicialmente procurado. E7 descreve este paradoxo:

«Ainda vou aleatoriamente aos [currículos] que ela não selecionou para ver se escapou alguma coisa (...). O foco é mesmo a rapidez (...), mas por outro lado a que custo?»

E1 reporta um comportamento análogo, confessando ter «perdido mais tempo a desconfiar» ao verificar manualmente os resultados da ferramenta. A desconfiança traduz-se, assim, num trabalho adicional que corrói a racionalidade económica da adoção. Um segundo tema transversal é o da privacidade e da proteção de dados (RGPD), que se traduz em práticas concretas de mitigação. Vários participantes declaram remover fotografias e contactos dos currículos antes de os submeter a plataformas de IA (E1, E2, E4), com E2 a justificar que tem «medo de estar a dar essa informação a uma plataforma e não saber efetivamente o que ela vai fazer com esses dados». Estas práticas operacionalizam, ao nível individual, as preocupações éticas e legais que a literatura associa ao recrutamento digital (Rathee & Bhuntel, 2017). O terceiro tema é o do excesso de confiança e da dependência, nomeado por E6 como «facilitismo» e entendido como o risco de a ferramenta deixar de ser complemento para se tornar motor, com a consequente atrofia do pensamento crítico. O quarto tema introduz uma preocupação mais ampla, a desumanização e a ameaça ao emprego. E3 mobiliza uma analogia:

«É como as máquinas de self-checkout no supermercado: cada máquina daquelas era um emprego de uma pessoa (...). Pode haver um dia em que já não vai ser preciso uma equipa de 20 pessoas em recursos humanos.»

E5 ecoa esta inquietação ao admitir que a sofisticação da tecnologia «pode levar à redução de postos de trabalho». A literatura mobilizada no enquadramento contempla a

desumanização do processo (Stone et al., 2013), mas aborda de forma mais ténue a ameaça ao emprego, pelo que esta preocupação se afigura um eixo de aprofundamento futuro. E5 confere, de resto, peso ético à decisão, ao lembrar que «estamos um pouco a traçar o destino daquela pessoa».

4.7. Dimensão E – Condições para uma adoção responsável

A última dimensão reúne as recomendações dos participantes, configurando uma visão normativa sobre como a IA deve ser integrada. O princípio orientador é o da conceção da IA como complemento, e nunca como motor, que E6 enuncia:

«A IA é um complemento, não a ferramenta principal. E não faz sentido adotar certas ferramentas porque, de repente, é o que está na moda.»

Esta orientação corrobora a conclusão da literatura, que entende a adoção de IA no recrutamento como recurso complementar, útil para aumentar a eficiência e sistematizar a análise, mas insuficiente, por si só, para substituir a avaliação humana de competências (Chen, 2023), bem como a leitura da seleção eletrónica como complemento do juízo profissional (Stone et al., 2013; Woods et al., 2020). A cautela de E6 face à adoção movida pela «moda» ressoa, ainda, com a incerteza que a literatura associa ao impacto sustentado da transformação digital (Bindra et al., 2025; Nastase et al., 2025).

A recomendação mais recorrente é a da formação e da literacia em IA, dirigida simultaneamente às organizações e às instituições de ensino superior (E2, E3, E5, E7). E7 defende que «é importante que existam mais formações destas plataformas dentro das empresas e dentro da universidade que preparem futuros profissionais para esta nova realidade», e E2 recomenda «formem as pessoas e informem as pessoas de A a Z». Tratando-se de profissionais em início de carreira, vários ainda em formação, este apelo sinaliza uma lacuna percebida nos próprios *curricula* de Gestão de Recursos Humanos.

A esta recomendação associa-se a da governação e das regras de utilização, com a definição de orientações claras e a seleção criteriosa de plataformas adequadas (E2, E5), em resposta à incerteza regulatória que a literatura identifica (O'Brien, 2024). Por fim, E1 sublinha a preservação da dimensão relacional ao recomendar que não se deixe «que a

inteligência artificial se torne uma barreira» na relação com o candidato, o que se articula com a centralidade da experiência do candidato (Aparna & Kumar, 2025; van Esch et al., 2019) e com a defesa de um recrutamento humanizado (Brandão et al., 2023). Preserva-se, deste modo, a dimensão relacional que os participantes identificam como o núcleo da profissão.

4.8. Modelo integrador

As cinco dimensões não operam isoladamente, articulando-se num modelo coerente das perceções dos profissionais de GRH (**Figura 3**). A eficiência operacional (A) e o gradiente de utilidade KSAO (B) potenciam e delimitam, respetivamente, o que a IA pode fazer no processo; a centralidade do juízo humano (C) impõe-se como instância de supervisão; os riscos e tensões éticas (D) ameaçam a integridade do processo; e as condições de adoção responsável (E) enquadram todo o sistema, estabelecendo os pressupostos para uma integração legítima.

Um eixo estruturante deste modelo é o gradiente KSAO. A leitura conjunta dos discursos sugere que a utilidade percebida da IA acompanha a legibilidade algorítmica de cada tipo de competência: quanto mais uma competência é codificável, objetiva e verificável

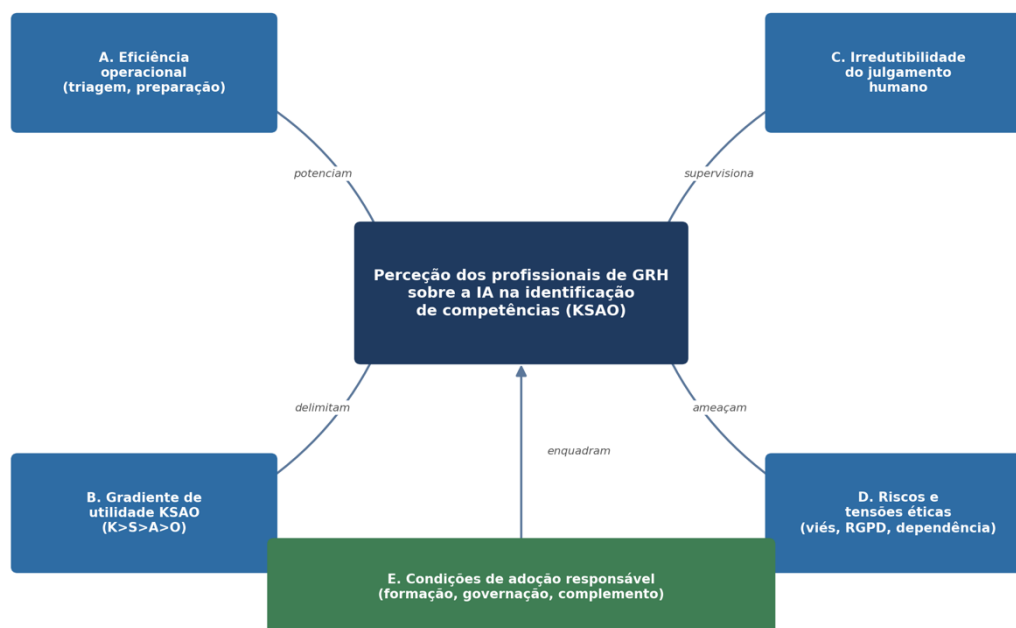


Figura 3 Modelo integrador das dimensões agregadas. Fonte: autoria própria.

documentalmente (*Knowledge*), maior a confiança depositada na ferramenta; quanto mais é tácita, contextual, relacional e dependente de inferência sobre o comportamento humano (*Others*), maior a reivindicação de exclusividade humana. Neste estudo, o modelo KSAO, originalmente concebido como grelha descritiva de competências, é interpretado como eixo explicativo da fronteira percebida entre o que pode e o que não pode ser delegado na IA.

Em termos de implicações teóricas, o principal contributo consiste na reconversão do modelo KSAO de grelha descritiva num eixo explicativo. Este estudo propõe o princípio da legibilidade algorítmica – definida como o grau em que uma competência pode ser convertida em dados estruturados e processáveis por um sistema algorítmico, em contraste com dimensões tácitas ou relacionais que resistem a essa conversão (Albert et al., 2020) – como fundamento desse eixo e oferece uma leitura empírica de onde os profissionais traçam a fronteira entre o humano e a máquina, articulando-a com a clivagem clássica entre as matrizes funcionalista e interpretativa do conceito de competência (Chouhan & Srivastava, 2014; Sandberg, 2000). Contribui, deste modo, para uma literatura que tem analisado o uso da IA por dimensão de competência (Benayoune, 2024), acrescentando uma estrutura interpretativa que ordena essas dimensões segundo a confiança que suscitam.

Em termos de implicações práticas, decorrem orientações para as organizações. A IA deve ser mobilizada nos domínios em que demonstra valor, a saber, a triagem de conhecimentos, a tradução técnica, a geração de perguntas e de instrumentos, a transcrição e a síntese de informação e o sinalizar de enviesamentos. O juízo humano deve permanecer soberano na avaliação de aptidões e de características pessoais e na decisão final. Recomenda-se o investimento em formação e literacia, a definição de regras de governação e a adoção de proteção de dados desde a conceção, formalizando práticas que hoje dependem da iniciativa individual, como a remoção de fotografias e contactos. Importa, ainda, prevenir o paradoxo da confiança através da validação criteriosa das ferramentas, de modo que a verificação manual deixe de ser necessária, e evitar a adoção movida pela moda. Para a educação, os resultados sinalizam a urgência de integrar a literacia em IA nos curricula de Gestão de Recursos Humanos, em resposta a um apelo explícito de profissionais em início de carreira (E2, E3, E7). Para a experiência do candidato, recomenda-se preservar o núcleo

relacional da profissão (E1), assegurar transparência quanto ao uso de IA e acautelar os pontos cegos da avaliação não verbal em formatos automatizados.

5. CONCLUSÃO

Este estudo procurou compreender de que forma o uso de ferramentas de IA afeta a identificação de competências dos candidatos no recrutamento e seleção. Quanto à utilidade percebida, os resultados representam a IA como ferramenta de complemento, valorizada pela eficiência e pelo apoio à preparação do recrutador, concentrada nos domínios mais objetiváveis e subordinada, em todas as fases, ao juízo humano. Quanto às vantagens, sobressaem a rapidez, o aumento do conhecimento técnico do recrutador, a construção de instrumentos, a síntese de informação e o potencial de desenvolvimento. Quanto às desvantagens, destacam-se o enviesamento e a exclusão indevida, a privacidade, a dependência, a ameaça de desumanização e de perda de postos de trabalho e o paradoxo da confiança.

A leitura conjunta dos sete discursos revela um padrão transversal: a utilidade atribuída à IA não é uniforme, decrescendo de forma consistente à medida que se progride do domínio dos conhecimentos para o das características pessoais (Figura 2). A IA é considerada uma aliada fiável na identificação de knowledge, uma auxiliar condicional na construção de instrumentos para avaliar skills, uma ferramenta de validade restrita ao processamento de testes estruturados no campo das abilities e uma tecnologia que os participantes consideram incapaz no domínio dos others. Este gradiente constitui o principal contributo do estudo.

A interpretação deste padrão remete para a noção de legibilidade algorítmica: a confiança depositada na ferramenta varia com o grau em que cada competência é codificável, objetiva e verificável documentalmente. Quanto mais explícita e observável a competência, maior a confiança; quanto mais tácita, contextual, relacional e dependente de inferência sobre o comportamento humano, maior a reivindicação de exclusividade humana. Este resultado dialoga com a tensão estruturante do enquadramento teórico, segundo a qual os sistemas de

IA operam com elevado desempenho sobre sinais explícitos, ao passo que as dimensões mais tácitas da competência resistem a esta captura (Seppälä & Malecka, 2024).

O gradiente liga-se, ainda, à evolução do conceito de competência. A fronteira traçada pelos participantes reproduz a clivagem entre a matriz funcionalista, que concebe a competência como conjunto de capacidades observáveis e mensuráveis, e a matriz psicológica e social, que a entende como construto mais amplo e dependente do contexto (Chouhan & Srivastava, 2014): a IA é confiável no polo funcionalista e objetivável e desconfiável no polo interpretativo. A abordagem fenomenológica de Sandberg (2000) esclarece este limite, ao mostrar que a competência não é um conjunto de atributos isoláveis e externos ao sujeito, mas é constituída pela conceção que o trabalhador tem do seu trabalho; o polo tácito resiste, por natureza, à captura algorítmica baseada em atributos. Assim, o modelo KSAO, originalmente concebido como grelha descritiva (Campion et al., 2011; Stevens & Campion, 1994), revela-se neste estudo um eixo explicativo da fronteira percebida entre o que pode e o que não pode ser delegado na IA. A esta conclusão somam-se dois motivos recorrentes que atravessam o modelo integrador (**Figura 3**): a conceção da IA como espelho dos *inputs* do recrutador, que E6 condensa ao afirmar que a ferramenta «somente fará uma comparação do que o candidato escreveu e irá refletir o mesmo por outras palavras», e o paradoxo da confiança, pelo qual a desconfiança gera verificação adicional, diminuindo assim a eficiência.

A centralidade do juízo humano acompanha este gradiente. A decisão permanece reservada ao profissional, e a confiança na ferramenta decresce à medida que a competência se torna menos legível para o algoritmo. As perceções recolhidas convergem com a literatura na representação da IA como complemento, e nunca como motor, do trabalho de recrutamento. Sendo este um estudo exploratório, futuros estudos são necessários para a generalização do modelo teórico e dos principais resultados deste estudo.

5.1. Limitações do estudo

Os resultados devem ser lidos à luz de um conjunto de limitações. A amostra é não probabilística e de conveniência, constituída por sete participantes a exercer funções

predominantemente em organizações de grande dimensão sediadas em Portugal, pelo que não se pretende qualquer generalização estatística. Esta opção é consistente com o desenho exploratório do estudo e com a sua finalidade compreensiva, mas circunscreve o alcance das conclusões. Acresce a homogeneidade do grupo, jovem, com formação maioritária nas ciências sociais e humanas e a desempenhar sobretudo funções de *talent acquisition*.

Uma limitação substantiva decorre do perfil de literacia. A familiaridade autodeclarada com ferramentas de IA situa-se entre o básico e o intermédio, e a exposição assenta sobretudo em ferramentas generalistas, em detrimento de sistemas especializados de recrutamento. É plausível que parte das limitações atribuídas à IA reflita o grau de exposição dos participantes, e não a capacidade intrínseca da tecnologia. O estudo capta perceções, e não o desempenho efetivo das ferramentas, pelo que o afastamento identificado entre a viabilidade técnica anunciada na literatura e a confiança dos profissionais não pode aqui ser dirimido. O carácter transversal do desenho constitui uma limitação adicional, dado tratar-se de um domínio em rápida evolução, em que as perceções são datadas e tanto a tecnologia como o seu uso tenderão a alterar-se. Por fim, a postura interpretativista implica reconhecer a influência do investigador na construção do sentido, mitigada, embora não eliminada, pelo rigor sistemático da metodologia Gioia (Magnani & Gioia, 2023) e pela atenção à transparência analítica (Crotty, 2020; Saunders et al., 2019).

5.2. *Pistas para investigação futura*

As limitações enunciadas abrem várias avenidas de investigação. Em primeiro lugar, importa replicar o estudo com amostras maiores e mais heterogéneas, contemplando diferentes setores, dimensões organizacionais, níveis de senioridade e graus de literacia em IA. Em segundo lugar, afigura-se promissor o desenho de estudos comparativos entre profissionais com elevada e com reduzida literacia, ou entre utilizadores de sistemas especializados e utilizadores de ferramentas generalistas, com vista a testar se o gradiente KSAO aqui identificado se atenua com o aumento da exposição.

Em terceiro lugar, recomendam-se estudos que confrontem a perceção com o desempenho efetivo das ferramentas ao longo das quatro dimensões, com particular interesse

para o domínio dos *others*, no qual a literatura reivindica uma viabilidade que os profissionais parecem recusar (Grunenberg et al., 2024; Zhu et al., 2025). Em quarto lugar, sugere-se a incorporação da perspetiva do candidato, dado que o estudo se centra no recrutador e que vários participantes aludem às reações dos candidatos a entrevistas mediadas por IA (Koutsoumpis et al., 2024; van Esch et al., 2019). Justificam-se, ainda, desenhos longitudinais capazes de acompanhar a evolução tecnológica e a natureza temporal do ajustamento cultural identificada por E7. Por último, dois fenómenos emergentes neste estudo merecem investigação dedicada: a complacência algorítmica reportada por E1 e o paradoxo da confiança expresso na verificação compensatória de E7, bem como o impacto da IA no emprego e na identidade profissional em Gestão de Recursos Humanos, suscitado por E3 e E5.

REFERÊNCIAS

- Abdurahman, S., Atari, M., Karimi-Malekabadi, F., Xue, M. J., Trager, J., Park, P. S., Golazizian, P., Omrani, A., & Dehghani, M. (2024). Perils and opportunities in using large language models in psychological research. *PNAS Nexus*, 3(7), pgae245. <https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgae245>
- Akerkar, R. (2026). Mimicking the Mind: The Evolution of Cognitive AI. Em R. Akerkar (Ed.), *Artificial Intelligence: Transcending Traditional Paradigms* (pp. 393–416). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-91084-5_10
- Albert, K., Penney, J., Schneier, B., & Kumar, R. S. S. (2020). *Politics of Adversarial Machine Learning* (arXiv:2002.05648). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.05648>
- Aldridge, I. (2023). The AI Revolution: From Linear Regression to ChatGPT and beyond and How It All Connects to Finance. *Journal of Portfolio Management*, 49(9), 64. <https://doi.org/10.3905/jpm.2023.1.519>
- Alloghani, M., Al-Jumeily, D., Mustafina, J., Hussain, A., & Aljaaf, A. J. (2020). A Systematic Review on Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms for Data Science. Em M. W. Berry, A. Mohamed, & B. W. Yap (Eds.), *Supervised and Unsupervised Learning for Data Science* (pp. 3–21). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22475-2_1
- Aparna, S. M., & Kumar, S. (2025). Changing landscapes in recruitment: A critical analysis of past, present and future. *Personnel Review*, 54(5), 1276–1315. <https://doi.org/10.1108/PR-01-2024-0098>
- Banerjee, P., & Sharma, N. (2024). Digital transformation and talent management in industry 4.0: A systematic literature review and the future directions. *The Learning Organization: An International Journal*, 32(4), 620–640. <https://doi.org/10.1108/TLO-10-2023-0183>

- Bell, B. S., Lee, S.-W., & Yeung, S. K. (2006). The impact of e-HR on professional competence in HRM: Implications for the development of HR professionals. *Human Resource Management*, 45(3), 295–308. <https://doi.org/10.1002/hrm.20113>
- Benayoune, A. (2024). Competency-Based Framework Development and Implementation: Current and Future Perspectives. *Information Management and Business Review*, 16(3(I)), 606–615. [https://doi.org/10.22610/imbr.v16i3\(I\).4013](https://doi.org/10.22610/imbr.v16i3(I).4013)
- Bershika, J. M., & Nancy, G. (2026). AI-Based Virtual Interviewer System Using NLP and Emotion Detection. Em J. C. Bansal, P. Jamwal, & S. Hussain (Eds.), *Sustainable Computing and Intelligent Systems* (pp. 69–85). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-22911-3_6
- Betgeri, S. N., & Parameshwari, N. (2025). *Leveraging Data Analytics in Human Resource Management*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.35610.35526>
- Bindra, S., Bhattacharya, S., & Bhattacharya, S. (2025). Traditional to digital: Human resource management transformation. *Journal of Work-Applied Management*. <https://doi.org/10.1108/JWAM-02-2025-0019>
- Black, J. S., & van Esch, P. (2020). AI-enabled recruiting: What is it and how should a manager use it? *Business Horizons, ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND MACHINE LEARNING*, 63(2), 215–226. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.12.001>
- Boyatzis, R. (1982). *The Competent Manager. A Model For Effective Performance*.
- Bragagnolo, S. M., Cordeiro, A., Narloch, R. T., & Regert, R. (2020). RECRUTAMENTO E SELEÇÃO: ESTUDO DE UM MODELO EFICIENTE: RECRUITMENT AND SELECTION: STUDY OF AN EFFICIENT MODEL. *Revista Visão: Gestão Organizacional*, 9(2), 102–121. <https://doi.org/10.33362/visao.v9i2.2384>
- Brandão, M. E. de O., Santos, M. F. R. dos, & Medina, C. M. (2023). A IMPORTÂNCIA DO RECRUTAMENTO E SELEÇÃO HUMANIZADO DENTRO DAS EMPRESAS. *Revista Ibero-Americana de Humanidades, Ciências e Educação*, 9(10), 926–937. <https://doi.org/10.51891/rease.v9i10.11660>
- Breaugh, J. A. (2008). Employee recruitment: Current knowledge and important areas for future research. *Human Resource Management Review, Critical Issues in Human Resource Management Theory and Research*, 18(3), 103–118. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2008.07.003>
- Bryman, A. (2016). *Social Research Methods*. Oxford University Press.
- Campion, M. A., Fink, A. A., Ruggeberg, B. J., Carr, L., Phillips, G. M., & Odman, R. B. (2011). Doing Competencies Well: Best Practices in Competency Modeling. *Personnel Psychology*, 64(1), 225–262. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.2010.01207.x>
- Chen, Z. (2023). Collaboration among recruiters and artificial intelligence: Removing human prejudices in employment. *Cognition, Technology & Work (Online)*, 25(1), 135–149. <https://doi.org/10.1007/s10111-022-00716-0>
- Cheng, M., Lee, C., Khadpe, P., Yu, S., Han, D., & Jurafsky, D. (2026). Sycophantic AI decreases prosocial intentions and promotes dependence. *Science*, 391(6792), eaec8352. <https://doi.org/10.1126/science.aec8352>
- Chihab, M., Boussatta, H., Chiny, M., Mabrouk, N., Chihab, Y., & Hadi, M. Y. (2025). AI-Driven Professional Profile Categorization and Recommendation System.

- International Journal of Advanced Computer Science & Applications*, 16(11), 378.
<https://doi.org/10.14569/ijacsa.2025.0161140>
- Chouhan, V. S., & Srivastava, S. (2014). Understanding Competencies and Competency Modeling — A Literature Survey. *IOSR Journal of Business and Management*, 16(1), 14–22. <https://doi.org/10.9790/487X-16111422>
- Ciaschi, M., & Barone, M. (2024). Exploring the role of Artificial Intelligence in assessing soft skills. *2024 19th Conference on Computer Science and Intelligence Systems (FedCSIS)*, 573–578. <https://doi.org/10.15439/2024F2063>
- Costa, A., Barros, J., Oliveira, A., & Sampaio, N. (2020). Gestão por Competências em Recursos Humanos. *Research Society and Development*.
<https://doi.org/10.33448/rsd-v9i8.5383>
- Costen, W. M. (2012). Recruitment and Selection. Em *The Encyclopedia of Human Resource Management* (pp. 379–387). John Wiley & Sons, Ltd.
<https://doi.org/10.1002/9781118364741.ch74>
- Coverdill, J. E., & Finlay, W. (1998). Fit and Skill in Employee Selection: Insights from a Study of Headhunters. *Qualitative Sociology*, 21(2), 105–127.
<https://doi.org/10.1023/A:1023464326912>
- Creswell, J. W., & Poth, C. N. (2017). *Qualitative Inquiry and Research Design: Choosing Among Five Approaches*. SAGE Publications.
- Crotty, M. (2020). *Foundations of Social Research: Meaning and perspective in the research process*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003115700>
- Deakin, H., & Wakefield, K. (2014). Skype interviewing: Reflections of two PhD researchers. *Qualitative Research*, 14(5), 603–616.
<https://doi.org/10.1177/1468794113488126>
- Demircan, M. L., & Aksaç, K. (2022). Prediction of the Future Success of Candidates Before Recruitment with Machine Learning: A Case Study in the Banking Sector. Em C. Kahraman, A. C. Tolga, S. Cevik Onar, S. Cebi, B. Oztaysi, & I. U. Sari (Eds.), *Intelligent and Fuzzy Systems* (pp. 24–35). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-09176-6_3
- du Plessis, A. J., Nel, P. S., Marriott, J. R., & Mathew, A. (2007). The Use E-Recruiting Methods: Are They In Vogue And Effective? Some Views. *Research Bank*.
- Du, S., Xin, M., & Wang, R. J. (2026). *Exploring a New Competency Modeling Process with Large Language Models* (arXiv:2602.13084; Versão 1). arXiv.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2602.13084>
- Elmenzhi, Z., Alji, S., Maghni, A., & Belamhitou, M. (2025). Exploring the Impact of Big Data Analytics on Recruitment Practices. Em M. Ezziyyani, J. Kacprzyk, & V. E. Balas (Eds.), *International Conference on Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development (AI2SD 2024)* (pp. 882–898). Springer Nature Switzerland.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-91337-2_78
- Elo, S., & Kyngäs, H. (2008). The qualitative content analysis process. *Journal of Advanced Nursing*, 62(1), 107–115. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2648.2007.04569.x>

- Emara, I. (2023). Evaluation of Qualitative Data Analysis Software by a Visually Impaired Researcher: An Autoethnographic Study. *International Journal of Qualitative Methods*, 22, 16094069231214390. <https://doi.org/10.1177/16094069231214390>
- Ennis, M. (2008). *Competency Models: A Review of the Literature and The Role of the Employment and Training Administration (ETA)*.
- Fabris, A., Baranowska, N., Dennis, M. J., Graus, D., Hacker, P., Saldivar, J., Zuiderveen Borgesius, F., & Biega, A. J. (2025). Fairness and Bias in Algorithmic Hiring: A Multidisciplinary Survey. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, 16(1), 16:1-16:54. <https://doi.org/10.1145/3696457>
- Gilbert, T. (1996). *Human competence*. MD: International Society for Performance Improvement.
- Gonçalves, K. Y., Braghini Junior, A., Silva, D. S., & Lermen, F. H. (2025). Knowledge, skills, abilities and other characteristics (KSAO) for startup management: A comprehensive review of barriers, strategies and a research agenda. *Journal of Enterprising Communities: People and Places in the Global Economy*, 19(5), 1227–1254. <https://doi.org/10.1108/JEC-11-2024-0232>
- Granillo-Velasquez, K. E., Musemeche, N. P., & Reyes, D. L. (2025). Mapping the modern workforce: An overview of workforce competency demands. *The Career Development Quarterly*, 73(1), 48–67. <https://doi.org/10.1002/cdq.12367>
- Grunenberg, E., Peters, H., Francis, M. J., Back, M. D., & Matz, S. C. (2024). Machine learning in recruiting: Predicting personality from CVs and short text responses. *Frontiers in Social Psychology*, 1. <https://doi.org/10.3389/frsps.2023.1290295>
- Haque, A. (2025). AI is hiring you: Algorithmic power, ethical risks, and the future of recruitment. *International Journal of Organization Theory & Behavior*, 1–9. <https://doi.org/10.1108/IJOTB-02-2025-0045>
- Hogg, B. (1989). *Realizing the Potential of Your Employees through Assessment and Development*.
- Hong, B. (2020). Power to the outsiders: External hiring and decision authority allocation within organizations. *Strategic Management Journal*, 41(9), 1628–1652. <https://doi.org/10.1002/smj.3182>
- Hunkenschroer, A. L., & Luetge, C. (2022). Ethics of AI-Enabled Recruiting and Selection: A Review and Research Agenda. *Journal of Business Ethics*, 178(4), 977–1007. <https://doi.org/10.1007/s10551-022-05049-6>
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2D Graphics Environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>
- Intagliata, J., Sturman, J., & Kincaid, S. (2022, maio 26). How to Spot—And Develop—High-Potential Talent in Your Organization. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2022/05/how-to-spot-and-develop-high-potential-talent-in-your-organization>
- Jacobs, R. (1989). Getting the Measure of Management Competence. *Personnel Management*, 26(6), 32–37.
- Jatobá, M., Santos, J., Gutierrez, I., Moscon, D., Fernandes, P. O., & Teixeira, J. P. (2019). Evolution of Artificial Intelligence Research in Human Resources. *Procedia Computer Science, CENTERIS 2019 - International Conference on ENTERprise*

- Information Systems / ProjMAN 2019 - International Conference on Project Management / HCist 2019 - International Conference on Health and Social Care Information Systems and Technologies, CENTERIS/ProjMAN/HCist 2019, 164, 137–142. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.12.165>*
- John, V. G., & Akpan, E. E. (2023). Accuracy In Candidate Selection Process: The Impact On Employees Productivity. *International Journal of Research in Education, Science and Technology, 6*.
- Kalogirou, S. A. (2013). *Neural Network Modeling of Energy Systems*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-409548-9.01563-3>
- Klemp, G. O. (1980). *Assessment of Occupational Competence*. ERIC Clearinghouse.
- Koutsoumpis, A., Ghassemi, S., Oostrom, J. K., Holtrop, D., van Breda, W., Zhang, T., & de Vries, R. E. (2024). Beyond traditional interviews: Psychometric analysis of asynchronous video interviews for personality and interview performance evaluation using machine learning. *Computers in Human Behavior, 154*, 108128. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.108128>
- Krumm, S., & Hertel, G. (2013). Knowledge, skills, abilities and other characteristics (KSAOs) for virtual teamwork. Em *The psychology of digital media at work* (pp. 80–99). Psychology Press. <https://doi.org/10.4324/9780203074145>
- Kumari, P., Sharma, K. S., Kumar, A., & Khullar, P. (2025). Digital Recruitment And Its Impact On Workforce Qualities. *Journal of Scientific Research and Technology*. <https://doi.org/10.61808/jsrt220>
- Kumenda, J. (2025). Recrutamento de pessoas baseada nas competências: Um desafio permante das organizações. *RCMOS - Revista Científica Multidisciplinar O Saber*. <https://doi.org/10.51473/rcmos.v1i1.2024.555>
- Kvale, S. (2007). *Doing Interviews*. SAGE Publications, Ltd. <https://doi.org/10.4135/9781849208963>
- Laboshin, L. U., Lukashin, A. A., & Zaborovsky, V. S. (2017). The Big Data Approach to Collecting and Analyzing Traffic Data in Large Scale Networks. *Procedia Computer Science, XII International Symposium Intelligent Systems 2016, INTELS 2016, 5-7 October 2016, Moscow, Russia, 103*, 536–542. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.01.048>
- Lobe, B., Morgan, D., & Hoffman, K. A. (2020). Qualitative Data Collection in an Era of Social Distancing. *International Journal of Qualitative Methods, 19*, 1609406920937875. <https://doi.org/10.1177/1609406920937875>
- Lopes, M. da R., Maidana, F. de A., & Queiroz, A. F. (2018). Recrutamento e Seleção por Competência: O Desafio dos Recursos Humanos em Buscar Candidatos Competentes no Mercado de Trabalho: DOI: <http://dx.doi.org/10.17921/1415-6571.2018v22n35p54-60>. *Revista Ciências Gerenciais, 22*(35), 54–60.
- Lucia, A. D., & Lepsinger, R. (1999). *The Art and Science of Competency Models: Pinpointing Critical Success Factors in Organizations*. Wiley.
- Magnani, G., & Gioia, D. (2023). Using the Gioia Methodology in international business and entrepreneurship research. *International Business Review, 32*(2), 102097. <https://doi.org/10.1016/j.ibusrev.2022.102097>

- Markus, L. H., Cooper-Thomas, H. D., & Allpress, K. N. (2005). Confounded by Competencies? An Evaluation of the Evolution and Use of Competency Models. *New Zealand Journal of Psychology*, 34(2), 117–126.
- McClelland, D. C. (1973). Testing for competence rather than for «intelligence.» *American Psychologist*, 28(1), 1–14. <https://doi.org/10.1037/h0034092>
- Nastase, C., Adomnitei, A., & Apetri, A. (2025). Strategic Human Resource Management in the Digital Era: Technology, Transformation, and Sustainable Advantage. *Merits*, 5(4), 23. <https://doi.org/10.3390/merits5040023>
- Novais, L., Rocio, V., & Morais, J. (2025). Enhancing Recruitment with LLMs and Chatbots. Em G. Marreiros, L. Grande, J. P. Llerena, L. Conceição, H. Ko, M. Plaza, & M. Ricca (Eds.), *Distributed Computing and Artificial Intelligence, Special Sessions II, 21st International Conference* (pp. 292–297). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-80946-0_30
- Nugent, S. E., & Scott-Parker, S. (2022). Recruitment AI Has a Disability Problem: Anticipating and Mitigating Unfair Automated Hiring Decisions. Em M. I. A. Ferreira & M. O. Tokhi (Eds.), *Towards Trustworthy Artificial Intelligent Systems* (pp. 85–96). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-09823-9_6
- O'Brien, T. (2024). When machines make hiring decisions: Examining the risks and limitations of AI-based recruitment tools. *Fla. St. UL Rev. Online*, 51, 20.
- Okolie, U., & Irabor, I. (2017). E-Recruitment: Practices, Opportunities and Challenges. *European Journal of Business and Management*.
- Page, C., & Wilson. (1994). Management Competencies in New Zealand. On the inside looking in Wellington. *Ministry of Commerce*.
- Patton, M. Q. (2014). *Qualitative Research & Evaluation Methods: Integrating Theory and Practice*. SAGE Publications, inc. <https://www.amazon.com/Qualitative-Research-Evaluation-Methods-Integrating/dp/1412972124>
- Perakakis, N., Yazdani, A., Karniadakis, G. E., & Mantzoros, C. (2018). Omics, big data and machine learning as tools to propel understanding of biological mechanisms and to discover novel diagnostics and therapeutics. *Metabolism: clinical and experimental*, 87, A1–A9. <https://doi.org/10.1016/j.metabol.2018.08.002>
- Rajyalaxmi, M. (2023). Human Resource: Recruitment and Selection Process. *International Journal of Novel Research and Development*.
- Rathee, R., & Bhuntel, R. (2017). Benefits, Challenges and Impact of e-Recruitment. *VSRD International Journal of Business and Management Research*.
- Rubinger, L., Gazendam, A., Ekhtiari, S., & Bhandari, M. (2023). Machine learning and artificial intelligence in research and healthcare. *Injury, AOTrauma Europe Supplement: Clinical Research: Lessons Learned-Looking Ahead*, 54, S69–S73. <https://doi.org/10.1016/j.injury.2022.01.046>
- Sagiroglu, S., & Sinanc, D. (2013). Big data: A review. *2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)*, 42–47. <https://doi.org/10.1109/CTS.2013.6567202>

- Salman, M., Ganie, S. A., & Saleem, I. (2020). The concept of competence: A thematic review and discussion. *European Journal of Training and Development*, 44(6–7), 717–742. <https://doi.org/10.1108/EJTD-10-2019-0171>
- Sandberg, J. (2000). Understanding human competence at work: An interpretative approach. *Academy of Management Journal*, 43(1), 9–25. <https://doi.org/10.2307/1556383>
- Saunders, M., Lewis, P., & Thornhill, A. (2019). *Research methods for business students* (8th edn). Pearson Education.
- Seppälä, P., & Małecka, M. (2024). AI and discriminative decisions in recruitment: Challenging the core assumptions. *Big Data & Society*, 11(1), 20539517241235872. <https://doi.org/10.1177/20539517241235872>
- Sithambaram, R. A., & Tajudeen, F. P. (2023). Impact of artificial intelligence in human resource management: A qualitative study in the Malaysian context. *Asia Pacific Journal of Human Resources*, 61(4), 821–844. <https://doi.org/10.1111/1744-7941.12356>
- Soleimani, M., Intezari, A., Arrowsmith, J., Pauleen, D. J., & Taskin, N. (2025). Reducing AI bias in recruitment and selection: An integrative grounded approach. *The International Journal of Human Resource Management*, 36(14), 2480–2515. <https://doi.org/10.1080/09585192.2025.2480617>
- Spencer, L. M., & Spencer, S. M. (1993). *Competence at work: Models for superior performance*. Wiley.
- Stevens, M. J., & Campion, M. A. (1994). The Knowledge, Skill, and Ability Requirements for Teamwork: Implications for Human Resource Management. *Journal of Management*, 20(2), 503–530. <https://doi.org/10.1177/014920639402000210>
- Stone, D. L., Lukaszewski, K. M., Stone-Romero, E. F., & Johnson, T. L. (2013). Factors affecting the effectiveness and acceptance of electronic selection systems. *Human Resource Management Review*, 23(1), 50–70. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2012.06.006>
- Sundar, D., & Jayaram, Y. (2025). AI-Powered Credential Intelligence and Degree Discovery Frameworks for Academic Pathway Analysis. *International Journal of Artificial Intelligence, Data Science, and Machine Learning*, 6(2), 161–171. <https://doi.org/10.63282/3050-9262.IJAIDSML-V6I2P118>
- Sutherland, M., & Wocke, A. (2011). The symptoms of and consequences to selection errors in recruitment decisions. *South African Journal of Business Management*, 42(4), 23–32. <https://doi.org/10.10520/EJC22428>
- Switasarra, A. V., & Astanti, R. D. (2021). Literature Review of Job Description: Meta-analysis. *International Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 3(1), 33–41. <https://doi.org/10.24002/ijieem.v3i1.4923>
- Tianyou, W., Duraipandi, O., Haiming, M., Kuo, Y., & Danping, Z. (2024). The Impact of Artificial Intelligence on Talent Acquisition. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*, 10(4). <https://doi.org/10.22399/ijcesen.3743>

- Toosi, A., Bottino, A., Saboury, B., Siegel, E., & Rahmim, A. (2021). A brief history of AI: How to prevent another winter (a critical review). *PET Clinics*, 16(4), 449–469. <https://doi.org/10.1016/j.cpet.2021.07.001>
- Tran, T. T., Nguyen, T. G., Dang, T. H., & Yoshinaga, Y. (2023). Improving Human Resources' Efficiency with a Generative AI-Based Resume Analysis Solution. Em T. K. Dang, J. Küng, & T. M. Chung (Eds.), *Future Data and Security Engineering. Big Data, Security and Privacy, Smart City and Industry 4.0 Applications* (pp. 352–365). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-981-99-8296-7_25
- Tripathi, A., Tripathi, A., Darena, F., & Mishra, P. K. (2026). Mapping the use of large language models in hiring decisions: A scoping review. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 9. <https://doi.org/10.3389/frai.2026.1798519>
- Úbeda-García, M., Marco-Lajara, B., Zaragoza-Sáez, P. C., & Poveda-Pareja, E. (2025). Artificial intelligence, knowledge and human resource management: A systematic literature review of theoretical tensions and strategic implications. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10(6), 100809. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100809>
- V, S., N, N., & N, S. (2024). Predictive Analytics in Recruitment and Selection Practices. Em *HR Analytics: Fundamentals and Applications* (pp. 42–56). Bentham Science Publishers. <https://www.benthamdirect.com/content/books/9789815274196.chapter-3>
- van den Heuvel, S., & Bondarouk, T. (2017). The rise (and fall?) of HR analyticsA study into the future application, value, structure, and system support. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 4(2), 157–178. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-03-2017-0022>
- van Esch, P., & Black, J. S. (2019). Factors that influence new generation candidates to engage with and complete digital, AI-enabled recruiting. *Business Horizons*, 62(6), 729–739.
- van Esch, P., Black, J. S., & Ferolie, J. (2019). Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection. *Computers in Human Behavior*, 90, 215–222. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.09.009>
- Van-Duyet, L., Quan, V. M., & An, D. Q. (2019). *Skill2vec: Machine Learning Approach for Determining the Relevant Skills from Job Description* (arXiv:1707.09751). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.09751>
- Varian, H. R. (2014). Big Data: New Tricks for Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28(2), 3–28. <https://doi.org/10.1257/jep.28.2.3>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). *Attention Is All You Need* (arXiv:1706.03762). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
- Woods, S. A., Ahmed, S., Nikolaou, I., Costa, A. C., & Anderson, N. R. (2020). Personnel selection in the digital age: A review of validity and applicant reactions, and future research challenges. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 29(1), 64–77. <https://doi.org/10.1080/1359432X.2019.1681401>
- Wuttke, A., Aßenmacher, M., Klamm, C., Lang, M. M., Würschinger, Q., & Kreuter, F. (2025). *AI Conversational Interviewing: Transforming Surveys with LLMs as*

- Adaptive Interviewers* (arXiv:2410.01824). arXiv.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.01824>
- Xia, L., Baghaie, S., & Mohammad Sajadi, S. (2024). The digital economy: Challenges and opportunities in the new era of technology and electronic communications. *Ain Shams Engineering Journal*, 15(2), 102411.
<https://doi.org/10.1016/j.asej.2023.102411>
- Yuspita, A., Malini, H., Syahbandi, Jaya, A., & Fauzan, R. (2025). The Influence of Employer Branding and E-Recruitment on Job Application Intention Among Generation Z: The Mediating Role of Corporate Reputation and Moderating Role of Social Media Use. *Ilomata International Journal of Management*, 6(1), 280–298.
<https://doi.org/10.61194/ijjm.v6i1.1497>
- Zeng, H. (2020). Adaptability of artificial intelligence in human resources management in this era. *International journal of science*, 7(1), 271–276.
- Zhu, J., Maharjan, J., Li, X., Coifman, K. G., & Jin, R. (2025). *Evaluating LLM Alignment on Personality Inference from Real-World Interview Data* (arXiv:2509.13244; Versão 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.13244>

ANEXO I

GUIÃO DA ENTREVISTA SEMIESTRUTURADA

O Impacto da Inteligência Artificial nos Processos de Recrutamento e Seleção

Duração estimada: 30 a 45 minutos

Introdução

Apresentação e contexto do estudo

Esta entrevista insere-se no âmbito de uma dissertação de mestrado em Gestão de Recursos Humanos do Instituto Superior de Economia e Gestão da Universidade de Lisboa (ISEG-ULisboa), tendo como objeto de estudo o impacto da Inteligência Artificial nos processos de recrutamento e seleção. A investigação parte da seguinte pergunta de pesquisa:

"De que forma é que o uso de Inteligência Artificial afeta a identificação de competências de candidatos nos processos de recrutamento e seleção?"

Objetivos de investigação

A presente investigação prossegue os seguintes objetivos:

1. Compreender a utilidade percebida pelos gestores de Gestão de Recursos Humanos para a utilização de Inteligência Artificial na identificação de competências dos candidatos nos processos de recrutamento e seleção;
2. Compreender as vantagens e potencialidades do uso de Inteligência Artificial na identificação de competências dos candidatos nos processos de recrutamento e seleção;
3. Compreender as desvantagens e dificuldades do uso de Inteligência Artificial na identificação de competências dos candidatos nos processos de recrutamento e seleção.

Confidencialidade e tratamento de dados

Todas as respostas recolhidas no âmbito desta entrevista são estritamente confidenciais e anónimas. Os dados obtidos serão utilizados exclusivamente para fins académicos, no contexto desta dissertação de mestrado, não sendo partilhados com terceiros nem utilizados para qualquer outro fim.

Autorização de gravação: Para facilitar a análise posterior dos dados, solicita-se a sua autorização para a gravação áudio desta entrevista. A gravação destina-se exclusivamente à transcrição e análise de conteúdo, sendo eliminada após esse processo. Autoriza a gravação desta entrevista?

Parte I – Caracterização do Entrevistado

Pergunta	Objetivo	Autores de Referência
1. Qual é a sua idade?	<i>Caracterizar demograficamente o perfil do entrevistado.</i>	
2. Qual é a sua formação académica de base?	<i>Identificar a área de formação e o nível de qualificação do entrevistado.</i>	
3. Há quantos anos exerce funções na área de Recursos Humanos?	<i>Aferir o nível de experiência profissional na área.</i>	
4. Qual é a sua posição atual na organização?	<i>Contextualizar o papel e o nível hierárquico do entrevistado.</i>	
5. Como descreveria o seu nível de conhecimento e familiaridade com ferramentas de Inteligência Artificial? (ex.: nenhum, básico, intermédio, avançado)	<i>Avaliar o grau de literacia digital e de IA do entrevistado, contextualizando as respostas subsequentes.</i>	
6. Em que medida a Inteligência Artificial se encontra já implementada na organização onde trabalha, nomeadamente no contexto de recrutamento e seleção?	<i>Compreender o contexto organizacional e o estágio de adoção da IA na empresa do entrevistado.</i>	

Parte II – A IA na Identificação de KSAO em Processos de Recrutamento

Pergunta	Objetivo	Autores de Referência
7. (Knowledge) Na sua opinião, de que forma as ferramentas de IA permitem	<i>Explorar a capacidade das ferramentas de IA para identificar e avaliar os</i>	Tran et al. (2023); Black & van Esch

Pergunta	Objetivo	Autores de Referência
identificar os conhecimentos técnicos e teóricos relevantes nos candidatos durante o processo de recrutamento?	<i>conhecimentos declarativos dos candidatos.</i>	(2020); Sundar & Jayaram (2025)
8. (Skills) De que modo considera que a IA é capaz de avaliar as competências práticas dos candidatos, ou seja, a sua capacidade de aplicar conhecimentos em contexto real?	<i>Compreender em que medida a IA consegue captar competências de natureza processual e aplicada.</i>	Van-Duyet et al. (2019); Ciaschi & Barone (2024)
9. (Abilities) Em que medida pensa que as ferramentas de IA conseguem identificar as aptidões dos candidatos, como o raciocínio analítico, a capacidade de aprendizagem ou as aptidões interpessoais?	<i>Analisar a capacidade da IA para identificar aptidões cognitivas e relacionais dos candidatos.</i>	Soleimani et al. (2025); Koutsoumpis et al. (2024)
10. (Others) Para além dos elementos anteriores, de que forma a IA pode captar outras características relevantes dos candidatos, como traços de personalidade, valores, motivações ou adequação cultural à organização?	<i>Explorar a extensão da análise da IA a dimensões não cognitivas, como a personalidade e o fit cultural.</i>	Hunkenschroer & Luetge (2022); Grunenberg et al. (2024); Fabris et al. (2025)

Parte III – Vantagens e Desvantagens da IA no Recrutamento e Seleção

Pergunta	Objetivo	Autores de Referência
11. Quais considera serem as principais vantagens da utilização de ferramentas de	<i>Identificar os benefícios percebidos da IA no recrutamento, como eficiência,</i>	Tianyou et al. (2024); Sithambaram &

Pergunta	Objetivo	Autores de Referência
Inteligência Artificial nos processos de recrutamento e seleção?	<i>escalabilidade e redução de enviesamentos.</i>	Tajudeen (2023); Zeng (2020)
12. Na sua perspetiva, quais são os principais riscos ou desvantagens associados ao uso da IA neste contexto? (ex.: viés algorítmico, privacidade, desigualdade de acesso)	<i>Recolher uma perspetiva crítica sobre os riscos éticos, técnicos e sociais da IA no recrutamento.</i>	Hunkenschroer & Luetge (2022); O'Brien (2024); Nugent & Scott-Parker (2022); Haque (2025)

Parte IV – Observações e Recomendações

Pergunta	Objetivo	Autores de Referência
13. Existe algum aspeto relacionado com o impacto da Inteligência Artificial no recrutamento e seleção que considere relevante partilhar e que não tenha sido abordado ao longo desta entrevista?	<i>Captar perspetivas adicionais ou dimensões não antecipadas no guião, enriquecendo a análise qualitativa.</i>	
14. Que recomendações deixaria a organizações ou profissionais de RH que estejam a considerar implementar ou já utilizem ferramentas de IA nos seus processos de recrutamento?	<i>Recolher recomendações práticas com base na experiência dos entrevistados, com potencial contributo para a discussão de boas práticas.</i>	

ANEXO II



Figura S1 Estrutura de dados (metodologia Gioia). Fonte: autoria própria