

**PEOPLE ANALYTICS ESTRATÉGICO E RESPONSÁVEL: UMA REVISÃO
INTEGRATIVA SOBRE APLICAÇÕES, BARREIRAS E A BUSCA POR IMPACTO
SUSTENTÁVEL NA GESTÃO DE RECURSOS HUMANOS⁴**

Lucimar Duarte⁵

RESUMO

O *People Analytics* (PA) representa uma fronteira emergente de inovação no campo do Desenvolvimento de Recursos Humanos (DRH) e da Gestão de Recursos Humanos (GRH), enfatizando a “**ciência da decisão**” baseada em dados e evidências, em oposição à intuição subjetiva. Esta revisão integrativa de literatura busca sintetizar o conhecimento atual sobre PA, delineando seus blocos fundamentais de implementação, mapeando as tipologias de análise e, crucialmente, explorando o imperativo ético e social que culmina no conceito de *Socially Responsible Artificial Intelligence Empowered People Analytics* (SRAI). A PA é definida como a aplicação de técnicas computacionais para alavancar dados digitais de múltiplas áreas organizacionais, gerando *insights* acionáveis para otimizar a eficácia organizacional e a experiência do funcionário. Os desafios centrais incluem a necessidade de superar vieses algorítmicos, garantir a privacidade dos dados e desenvolver competências analíticas adequadas nos profissionais de RH. Argumenta-se que, para alcançar impacto sustentável, a PA deve transitar de

⁴ Nota da Autora: Este artigo contou com apoio de ferramentas de inteligência artificial, incluindo ChatGPT, NotebookLM e Gemini para auxiliar na pesquisa e na elaboração do conteúdo.

⁵ E-mail: profalucimarduarte@cenbrap.edu.br e Mini Currículo: Graduada em Administração, com especialização em Gerência Empresarial e mestrado em Ecologia e Produção Sustentável. Docente nos cursos de Administração, Ciências Contábeis e Gestão de Recursos Humanos, com experiência em TCCs e bancas avaliadoras. Atua também como palestrante, consultora, ministrando minicursos, treinamentos e assessoria em implantação de sistemas de qualidade em empresas.)

um foco em *insights* (como *benchmarking* e práticas preditivas isoladas) para uma **quarta onda** de **orientação estratégica** (*guidance*) que se inicia com as questões de valor para o *stakeholder* (clientes, investidores, comunidade). A integração de conceitos de sustentabilidade (CSR, ESG, SDGs) no PA, conforme proposto pelo SRAI, fornece uma estrutura robusta para garantir que a IA seja alavancada de maneira responsável, ética e alinhada com os valores humanos.

Palavras-chave: People Analytics; Inteligência Artificial; Sustentabilidade; Ética; Gestão de Recursos Humanos; Desenvolvimento de Recursos Humanos.

1. Introdução

O ambiente de negócios contemporâneo é caracterizado pela crescente complexidade e pela rápida digitalização, tornando imperativa a adoção de uma **abordagem baseada em dados** para a tomada de decisões. Neste contexto, o *People Analytics* (PA) surge como uma disciplina estratégica dentro da Gestão de Recursos Humanos (GRH) e do Desenvolvimento de Recursos Humanos (DRH). A PA utiliza dados para gerar *insights* valiosos que informam decisões, melhoram a experiência do funcionário e impulsionam o desempenho organizacional.

Embora o conceito de mensuração em RH remonte ao início do século XX, o termo "analytics" passou a ser associado à GRH no início do século XXI. A popularidade do termo *People Analytics* (PA) deve-se em parte à sua adoção por grandes organizações como o Google, e é o termo mais apropriado para pesquisadores e profissionais de DRH, pois oferece uma visão mais holística que transcende as funções estritas do HRM. A PA tem sido amplamente aplicada em áreas como análise de competências, previsão de *turnover* e *coaching*.

Contudo, apesar da sua promessa, o campo da PA tem sido criticado por ser excessivamente otimista e por negligenciar riscos críticos e preocupações

éticas. A implementação da PA habilitada por Inteligência Artificial (IA) levanta questões significativas sobre privacidade de dados, viés algorítmico e a necessidade de responsabilidade social. Eventos como o uso de algoritmos tendenciosos pela Amazon contra mulheres no rastreio de currículos e o escândalo da Cambridge Analytica destacam a urgência de uma abordagem mais responsável.

Em resposta a essas questões, emerge o conceito de PA habilitado por Inteligência Artificial Socialmente Responsável (*Socially Responsible AI Empowered People Analytics* - SRAI). A SRAI busca integrar a IA com conceitos de sustentabilidade, como Responsabilidade Social Corporativa (CSR), Ambiental, Social e Governança (ESG) e os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU (SDGs). Paralelamente, Rasmussen, Ulrich e Ulrich (2023) propõem uma evolução para a **quarta onda** da PA, que transcende o foco em *benchmarking* e análises preditivas isoladas, buscando a **orientação para o impacto** nos resultados de *stakeholders* chave.

O presente artigo de revisão integrativa busca sintetizar o estado atual do conhecimento, abordando: (1) os fundamentos conceituais e pilares de implementação da PA; (2) os imperativos éticos e sociais da IA no contexto da PA, através da estrutura SRAI; e (3) a proposta de transição da PA de *insights* para o impacto sustentável e estratégico. O objetivo é fornecer uma orientação teórica e prática para que acadêmicos e profissionais de DRH possam implementar a PA de maneira rigorosa, relevante e socialmente responsável, contribuindo para a sustentabilidade organizacional.

2. Metodologia de Revisão

Este estudo adota a metodologia de **revisão integrativa de literatura**. Este método é adequado para sintetizar e analisar criticamente estudos existentes sobre um tópico específico, identificando padrões, lacunas e fornecendo uma visão abrangente do estado atual do conhecimento. Dada a natureza interdisciplinar do *People Analytics*, que abrange campos como DRH,

GRH, Ciência da Computação e Sustentabilidade, a revisão buscou criar ligações conceituais entre estas diversas correntes.

A base desta revisão foi estabelecida através da análise de trabalhos seminais, incluindo revisões sistemáticas e estudos empíricos, que abordaram o PA na intersecção com o DRH. As etapas seguidas, conforme a metodologia de revisão integrativa (Torraco, 2005, 2016). A linguagem utilizada é formal, técnica e objetiva, e todas as afirmações são apoiadas por citações diretas ou indiretas do material utilizado para a revisão.

3. Desenvolvimento: Fundamentos, Estruturas e Aplicações do People Analytics

3.1. Conceituação e a Multiplicidade de Termos

O *People Analytics* (PA) é um campo em rápida evolução, com uma variedade de termos usados para denotar a aplicação de dados para aprimorar a tomada de decisões na gestão de pessoas. Os termos frequentemente utilizados incluem *HR analytics*, *workforce analytics*, *talent analytics* e *human capital analytics* (HCA).

Apesar da confusão terminológica, há um consenso de que PA é uma **abordagem baseada em evidências** para tomar melhores decisões sobre pessoas. A PA vai além da simples métrica de RH, que se limita a relatar o passado (como quantidade, qualidade e pontualidade), focando na identificação e articulação de questões significativas, usando *design* de pesquisa e ferramentas estatísticas.

Definições proeminentes na literatura incluem:

- PA como o uso de técnicas computacionais que alavancam dados digitais de múltiplas áreas organizacionais para refletir diferentes facetas do comportamento dos membros (Gal et al., 2020).
- PA como uma abordagem que utiliza análise descritiva, visual e estatística de dados relacionados a processos de RH, capital humano,

desempenho organizacional e *benchmarks* econômicos externos, para estabelecer o impacto nos negócios e permitir a tomada de decisões orientada por dados (Marler & Boudreau, 2017).

Para os pesquisadores de DRH, o termo PA é o mais apropriado porque engloba todos os aspectos da gestão e desempenho da força de trabalho, oferecendo uma visão mais holística que a análise focada apenas nas funções de HRM.

3.2. Blocos Fundamentais para a Implementação (Building Blocks)

O sucesso na adoção e implementação do PA depende de cinco pilares fundamentais, conforme mapeado na literatura: **Competência Analítica, Alinhamento Estratégico, Dados, Tecnologia e Suporte Organizacional**.

A. Competência Analítica A competência analítica é frequentemente citada como a condição central para o sucesso. Ela envolve a combinação de habilidades, conhecimentos e atitudes para analisar e interpretar dados de forma eficaz. Os profissionais de RH devem possuir habilidades técnicas em áreas como SQL, Python, R, Tableau, e estatística. É crucial não apenas a capacidade de analisar dados, mas também a habilidade de comunicar *insights* de forma eficaz usando **visualização** e **storytelling**, contextualizando os dados para apoiar a tomada de decisão. A falta de experiência em análise de dados é uma das principais razões pelas quais a prática da PA ainda não foi amplamente adotada.

B. Alinhamento Estratégico Para que a PA gere *insights* significativos e tenha impacto estratégico, ela deve estar alinhada com a estratégia geral da organização, seu modelo de negócios e sua cultura. O alinhamento exige uma compreensão profunda dos objetivos estratégicos e a capacidade de usar as descobertas para gerar recomendações e soluções acionáveis. É essencial que os analistas de RH entendam as operações de negócios e tenham a capacidade de consultoria para engajar os *stakeholders*.

C. Dados Os dados são o elemento mais fundamental da PA. A PA utiliza dados que tradicionalmente vêm de sistemas de RH (demográficos, histórico de emprego, pesquisas), mas a tecnologia avançada permite a coleta de grandes volumes de dados diversos, transcendendo os limites do domínio de RH, como dados de localização (GPS), rastreamento ocular, redes sociais, e-mails e sistemas de comunicação. Prerrequisitos cruciais para a PA são a **qualidade** (precisão, confiabilidade, integridade) e a **veracidade** dos dados. A baixa qualidade dos dados resulta em *insights* limitados (“*garbage in, garbage out*”). Além disso, a **governança de dados** (garantir que os dados sejam precisos, consistentes e seguros) e a **acessibilidade** (superar silos funcionais) são vitais.

D. Tecnologia A tecnologia é referida como HR IT, infraestrutura de TI ou sistemas, fornecendo as ferramentas necessárias para coleta, armazenamento, análise e relatórios de dados. Embora a tecnologia facilite a implementação da PA (incluindo IA, *chatbots* e sistemas baseados em nuvem), ela deve ser vista como um **meio** para atingir os objetivos organizacionais, e não como o principal motor.

E. Suporte Organizacional O suporte da alta gerência é crucial, pois ela pode fornecer o apoio financeiro e político necessário para as iniciativas de PA. Os líderes devem definir objetivos claros e fazer as perguntas certas para extrair significado dos dados. É necessário também conceder aos profissionais de PA autonomia e tempo suficiente para melhorar a qualidade do trabalho, evitando a pressão de cumprir prazos apertados que podem comprometer a produção.

3.3. Tipos de Análise e Aplicações na DRH

A literatura geralmente classifica a PA em três tipos principais:

1. **Análise Descritiva:** Envolve estatísticas básicas (frequência, média) para resumir dados e elucidar suas características (ex.: satisfação média, variáveis demográficas).

2. **Análise Preditiva:** Prevê eventos futuros (ex.: *turnover* de funcionários, sucesso de aplicativos) ao discernir padrões e relacionamentos significativos nos dados existentes. A regressão é um método representativo.

3. **Análise Prescritiva:** Identifica as causas subjacentes dos eventos futuros e desenvolve soluções ou estratégias para abordá-las. Este tipo de análise visa identificar as medidas que devem ser tomadas para, por exemplo, reduzir as taxas de *turnover*.

Outra classificação distingue a **Análise Dedutiva** (testar hipóteses de teorias existentes) e a **Análise Indutiva** (explorar *insights* descobrindo padrões novos em grandes conjuntos de dados, como *Random Forests*).

No campo do DRH, a PA pode ser aplicada sistematicamente em quatro domínios principais (Gilley et al., 2002):

- **Desenvolvimento Individual:** A PA habilitada por IA facilita a **aprendizagem personalizada**, adaptando o conteúdo e a entrega às necessidades do aluno. Painéis de análise podem fornecer *feedback* personalizado e em tempo real.
- **Desenvolvimento de Carreira:** A PA pode criar planos de carreira personalizados que alinham os objetivos individuais com as metas organizacionais. Por meio da análise de desempenho e competências, a PA pode fornecer recomendações baseadas em IA para planos de carreira e *coaching*.
- **Desenvolvimento Organizacional (DO):** Como o DO se baseia em pesquisa-ação (coleta, *feedback* e diagnóstico), a PA pode aprimorar esse processo usando técnicas avançadas como **análise de rede social** e **análise de sentimento** (*sentiment analysis*). Isso ajuda a identificar a causa raiz de problemas e fornece sinais precoces de problemas potenciais (ex.: humor dos funcionários em sistemas de TI internos).
- **Gestão de Desempenho:** A PA e a Tecnologia de Desempenho Humano (HPT) compartilham uma abordagem sistêmica e baseada em

evidências para melhorar o desempenho. A PA pode identificar fatores que contribuem para o *turnover* ou o absenteísmo, permitindo medidas proativas. A análise de rede social, por exemplo, pode revelar padrões de colaboração, produtividade e engajamento dos funcionários.

A PA também tem sido empregada com sucesso no recrutamento, ajudando a simplificar a função, economizar tempo e garantir que o talento certo não escape.

4. Discussão: O Imperativo Ético e a Busca pelo Impacto Estratégico

4.1. Os Riscos Éticos e a Necessidade de Responsabilidade Social

Embora a PA ofereça benefícios inegáveis, a sua implementação, especialmente quando alavancada pela Inteligência Artificial (IA), suscita preocupações sérias sobre as **consequências negativas** e o risco de irresponsabilidade corporativa. A natureza de alto risco das aplicações de IA na GRH, onde os resultados podem afetar significativamente a vida das pessoas, torna a compreensão da IA Socialmente Responsável (SRAI) essencial.

A. Viés Algorítmico e Discriminação: Um dos principais impedimentos da IA são os vieses gerados pelos algoritmos, que podem replicar, magnificar e institucionalizar preconceitos e erros presentes nos dados de treinamento. O exemplo notório é o algoritmo da Amazon para triagem de currículos, que demonstrou vieses contra mulheres devido aos dados históricos de contratação serem predominantemente masculinos. Instâncias semelhantes de algoritmos discriminatórios foram relatadas no Google e Facebook, e o problema persiste mesmo após a introdução de novos dados para retreinar o modelo. A falta de transparência e o uso indevido de variáveis, como o *status* socioeconômico em decisões de contratação, levantam preocupações éticas.

B. Privacidade, Vigilância e Perda de Agência Humana: A coleta excessiva ou não autorizada e o uso de dados pessoais (Beigi & Liu, 2020)

levantam sérias preocupações de privacidade e segurança de dados, como ilustrado pelo escândalo da Cambridge Analytica. No contexto da PA, a vigilância excessiva e o monitoramento de funcionários, exacerbados pelo trabalho remoto, geram preocupações sobre a violação dos direitos de privacidade e a potencial manipulação do comportamento. A legislação, como o Regulamento Geral de Proteção de Dados (GDPR) da União Europeia, estabelece diretrizes abrangentes para o processamento de dados.

C. Opacidade Algorítmica (Problema do *Black-Box*): O problema do *black-box* refere-se à dificuldade de interpretar ou explicar o funcionamento interno dos modelos de IA. Essa opacidade dificulta a identificação e eliminação de vieses, minando a confiança e a responsabilidade das decisões de PA.

4.2. O Framework do People Analytics Habilitado por IA Socialmente Responsável (SRAI)

Para mitigar os riscos e promover a sustentabilidade, Chang e Ke (2023) propuseram um *framework* holístico que incorpora o conceito de SRAI na PA. A SRAI é conceituada através da integração de três conceitos de sustentabilidade: CSR (Responsabilidade Social Corporativa), ESG (Ambiental, Social e Governança) e SDGs (Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU).

A estrutura da SRAI é apresentada como uma **pirâmide invertida** que estende o modelo CSR de Carroll (1991), adicionando o respeito ambiental no topo. Esta estrutura hierárquica reflete cinco requisitos e considerações essenciais, ordenados por escopo crescente de *stakeholders* e preocupação com o tempo:

1. **Nível Econômico (Base):** Requisito mais básico, focado em que a IA seja funcional e robusta, otimizando a eficiência e gerando lucros. O objetivo é a robustez e a precisão.

2. **Nível Legal:** Exige que a IA opere em conformidade com as leis e regulamentos, como o GDPR e atos de emprego.
3. **Nível Ético:** Reflete um padrão mais elevado de desempenho, cobrindo princípios cruciais como **justiça, igualdade, não discriminação, respeito pelos direitos humanos/autonomia, transparência/explicabilidade (XAI) e segurança/proteção contra danos.**
4. **Nível Filantrópico:** A expectativa de que a IA atue como um bom cidadão, contribuindo para enfrentar desafios sociais e melhorar a qualidade de vida das pessoas.
5. **Nível Ambiental (Topo):** Transcende as preocupações humanas para abordar o ambiente natural. Envolve o papel da IA na redução das alterações climáticas, otimização do uso de energia verde e recursos naturais, visando a coexistência harmoniosa entre humanos e natureza.

Para atender a esses requisitos (Objetivos), os impedimentos (Causas) devem ser tratados com **Meios** técnicos e não técnicos.

Domínio de Causa	Meios (Soluções)
Viés e Dados de Baixa Qualidade	Pré-processamento de Dados: Limpar, normalizar e remover informações identificáveis para reduzir vieses.
Opacidade Algorítmica (<i>Black-Box</i>)	IA Explicável (XAI): Fornecer explicações claras e compreensíveis para as decisões.
Privacidade e Segurança	Cibersegurança: Estabelecer diretrizes claras de acesso, armazenamento e exclusão de dados.
Falta de Responsabilidade	Governança e Gestão de IA: Desenvolver políticas e procedimentos para o uso ético e responsável.

Conformidade Legal **Legislação e Educação:** Criar leis que obriguem a conformidade (ex.: GDPR) e educar *stakeholders* sobre benefícios e riscos da PA.

O uso da **XAI** é fortemente encorajado em detrimento do *black-box AI* em aplicações de alto risco, pois é crucial para a interpretabilidade, confiança e envolvimento dos *stakeholders* no processo de decisão.

4.3. A Quarta Onda: Movendo do Insight para a Orientação Estratégica (*Guidance*)

Historicamente, a PA passou por três estágios que falharam em atingir seu potencial máximo de valor: **Benchmarking** (comparação com outros, levando à complacência em ser "médio"), **Melhores Práticas** (mimetizar líderes sem contexto, gerando lógica de "seguidor"), e **Análise Preditiva** (focada em prever o que impulsionou o desempenho passado, com estudos frequentemente estreitos e desconectados da relevância gerencial).

Rasmussen et al. (2023) propõem uma **quarta onda** focada na **Orientação para o Impacto (*Guidance*)**. Esta abordagem começa com a pergunta "**e daí?**" (*so that?*), que se concentra nas implicações e resultados de uma atividade, e não apenas na atividade em si.

Requisitos para o Impacto Estratégico:

1. **Foco no Valor do Stakeholder:** O PA deve começar identificando os problemas de negócios relevantes e importantes, questionando como os investimentos em capacidade humana afetarão o valor para **todos** os *stakeholders* (clientes, investidores, comunidade, além dos funcionários). Por exemplo, o impacto de uma iniciativa de treinamento (variável independente) no desempenho financeiro ou satisfação do cliente (variável dependente).
2. **Perguntas Certas:** Evitar estudos triviais ou sobre fenômenos já bem compreendidos (como as causas de *turnover* generalizadas). As

perguntas certas exploram o valor do *stakeholder* e o que ele deseja da interação com a organização.

3. **Inclusão de Dados de Resultado (*Outcome Data*):** É vital incluir dados de resultado, como satisfação do cliente, desempenho financeiro, receita de vendas ou reputação comunitária. Isso permite que a PA demonstre que, ao investir X em Y (iniciativas de RH), a organização provavelmente obterá Z (resultado do *stakeholder*).

4. **Abordagem Multidisciplinar e *Storytelling*:** As equipes de PA devem ter acesso direto a discussões de negócios e possuir não apenas profunda experiência em análise, mas também habilidades de **gestão de *stakeholders*** e **acuidade de negócios**. Transformar dados complexos em informações que impactam o valor do *stakeholder* exige contar uma história clara e concisa, muitas vezes utilizando o formato de "um slide" para líderes que precisam de decisões práticas.

5. **Rigor e Relevância:** A Orientação para o Impacto requer que as soluções sejam relevantes para a prática gerencial, mantendo o rigor acadêmico. Isso exige colaboração entre acadêmicos e profissionais para garantir que a prática seja sustentada por *insights* robustos.

A PA eficaz na Gestão de Recursos Humanos (GRH) precisa, portanto, garantir o alinhamento de RH com os interesses estratégicos da organização (alinhamento vertical) e as expectativas externas. A capacidade de demonstrar causalidade entre as práticas de RH e os resultados de negócio aumenta a credibilidade e o poder informacional da função de RH.

5. Considerações Finais

O *People Analytics* (PA) está consolidado como um campo estratégico na Gestão de Recursos Humanos (GRH) e no Desenvolvimento de Recursos Humanos (DRH), movendo a função de uma posição administrativa para uma parceria estratégica. A PA permite que as organizações tomem decisões informadas e demonstrem o impacto de suas iniciativas em capacidade humana em resultados de negócio mensuráveis.

Os achados desta revisão reforçam que a implementação bem-sucedida da PA é multifacetada, dependendo da solidez dos *building blocks*, como a competência analítica, o alinhamento estratégico, a qualidade dos dados e o suporte da alta gerência.

Crucialmente, a IA que potencializa a PA traz consigo desafios éticos profundos, como o viés algorítmico e a vigilância excessiva. A literatura responde a esse dilema com o desenvolvimento do *framework* **SRAI (People Analytics Habilitado por IA Socialmente Responsável)**, que estende as noções de responsabilidade corporativa para incluir os domínios éticos, legais e ambientais na aplicação da IA. A adoção de ferramentas como a IA Explicável (XAI), a pré-filtragem de dados para remoção de vieses e a governança robusta são meios indispensáveis para garantir que a PA seja implementada com integridade e transparência.

Finalmente, a evolução para a **quarta onda** da PA (Orientação para o Impacto) é essencial para maximizar seu valor. Isso exige que os profissionais de RH e analistas se concentrem em responder à pergunta "e daí?" (*so that?*), ligando intencionalmente as iniciativas de RH a resultados de *stakeholders* mais amplos (clientes, investidores, comunidade). Tal foco não só aumenta a relevância gerencial mas também fornece a orientação prescritiva necessária para que os líderes priorizem investimentos em capacidade humana.

Em última análise, a PA, quando implementada com rigor analítico e responsabilidade social, tem o potencial de transformar a GRH, impulsionando não apenas o desempenho organizacional, mas também contribuindo para o desenvolvimento sustentável e o bem-estar dos funcionários e da sociedade em geral.

6. Referências

AKTER, S.; et al. Algorithmic bias in data-driven innovation in the age of AI. 2021.

- AMALOU-DÖPKE, L.; SÜß, S. HR measurement as an instrument of the HR department in its exchange relationship with top management. 2014.
- ANDERSEN, M. K. Human capital analytics: The winding road. 2017.
- ANGRAVE, D.; et al. HR and analytics: Why HR is set to fail the big data challenge. 2016.
- ARAL, S.; et al. Assessing three-way complementarities: Performance pay, monitoring and information technology. 2012.
- BAEZA-YATES, R. Bias on the web. 2018.
- BARDEN, D. A reconstruction of Carroll's pyramid of corporate social responsibility for the 21st century. 2016.
- BARENDT, E.; et al. Evidence-based management: The basic principles. 2014.
- BASS, L. Raging debates in people analytics. 2011.
- BEIGI, G.; LIU, H. A survey on privacy in social media: Identification, mitigation, and applications. 2020.
- BELLAMY, R. K.; et al. AI fairness 360: An extensible toolkit for detecting and mitigating algorithmic bias. 2019.
- BOUDREAU, J. Will HR's grasp match its reach? An estimable profession grown complacent and outpaced. 2014.
- BOUDREAU, J. W.; RAMSTAD, P. M. Strategic HRM measurement in the 21st century. 2003.
- BOUDREAU, J. W.; RAMSTAD, P. M. Talentship and human resource measurement and analysis. 2004.
- BOUDREAU, J. W.; RAMSTAD, P. M. Talentship and HR measurement and analysis: From ROI to strategic organizational change. 2006.

BOULEMTFES, A.; et al. A review of privacy-preserving techniques for deep learning. 2020.

BUTTNER, E. H.; TULLAR, W. L. A representative organizational diversity metric. 2018.

CABAÑAS, J. G.; et al. Does Facebook use sensitive data for advertising purposes? 2020.

CAPPELLI, P. HR sourcing decisions and risk management. 2011.

CHALUTZ BEN-GAL, H. An ROI-based review of HR analytics. 2019.

CHANG, Y. L.; KE, J. Socially Responsible Artificial Intelligence Empowered People Analytics: A Novel Framework Towards Sustainability. 2023.

CHENG, L.; et al. Socially responsible AI algorithms: Issues, purposes, and challenges. 2021.

CHOWDHURY, S.; et al. Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework. 2022.

COCO, C. T.; et al. Connecting people investments and business outcomes at Lowe's. 2011.

COHEN, D. J. HR past, present, and future: A call for consistent practices and a focus on competencies. 2015.

COTES, J.; UGARTE, M. A systemic and strategic approach for training needs analysis for the International Bank. 2021.

COWLS, J.; et al. A definition, benchmark and database of AI for social good initiatives. 2021.

DAHLBOM, P.; et al. Big data and HR analytics in the digital era. 2020.

DASTIN, J. Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women. 2018.

DAVENPORT, T. H.; et al. Competing on talent analytics. 2010.

DIBERNARDINO, F. The missing link: Measuring and managing financial performance of the human capital investment. 2011.

DIPBOYE, R. L. Eight outrageous statements about HR Science. 2007.

ELLMER, M.; REICHEL, A. Staying close to business: The role of epistemic alignment in rendering HR analytics outputs relevant to decision-makers. 2021.

ESCOLAR-JIMENEZ, C.; et al. Data-driven decisions in employee compensation utilizing a neuro-fuzzy inference system. 2019.

FERN, B.; et al. Unlock the people equation. 2014.

FERRAR, J.; GREEN, D. Excellence in people analytics: How to use workforce data to create business value. 2021.

FITZ-ENZ, J. Predicting people: From metrics to analytics. 2009.

GAL, U.; et al. Breaking the vicious cycle of algorithmic management: A virtue ethics approach to people analytics. 2020.

GHOSH, A.; BASU, B. Leveraging analytics for talent acquisition: Case of IT sector in India. 2020.

GIERMINDL, L. M.; et al. The dark sides of people analytics: Reviewing the perils for organisations and employees. 2021.

GILL, C. Don't know, don't care: An exploration of evidence-based knowledge and practice in Human Resource Management. 2018.

GRASSMANN, C.; SCHERMULY, C. C. Coaching with artificial intelligence: Concepts and capabilities. 2021.

GREASLEY, K.; THOMAS, P. HR analytics: The onto-epistemology and politics of metricised HRM. 2020.

GUO, F.; et al. Smarter people analytics with organizational text data. 2021.

GURUSINGHE, R. N.; et al. Predictive HR analytics and talent management. 2021.

HAMADAMIN, H.; ATAN, T. The impact of strategic human resource management practices on competitive advantage sustainability. 2019.

HAMILTON, R. H.; SODEMAN, W. A. The questions we ask: Opportunities and challenges for using big data analytics to strategically manage human capital resources. 2020.

HAMILTON, R.; DAVISON, H. K. Legal and ethical challenges for HR in machine learning. 2022.

HAN, S. H.; et al. Social network analysis and social capital in human resource development research. 2019.

HARRIS, J. G.; et al. Talent and analytics: New approaches, higher ROI. 2011.

HATALA, J.-P. Social network analysis in human resource development. 2006.

HICKMAN, L.; et al. Developing and evaluating language-based machine learning algorithms for inferring applicant personality in video interviews. 2021.

HORWITZ, J. Facebook algorithm shows gender bias in job ads, study finds. 2021.

HUSSELID, M. A. The science and practice of workforce analytics. 2018.

JACKSON, N. C.; DUNN-JENSEN, L. M. Leadership succession planning for today's digital transformation economy. 2021.

JÖRGEN, N. M.; et al. 'It's so fake': Identity performances and cynicism within a people analytics team. 2022.

JOBIN, A.; et al. The global landscape of AI ethics guidelines. 2019.

JONES, D.; et al. What do workplace wellness programs do? Evidence from the Illinois workplace wellness study. 2019.

KASHIVE, N.; et al. Employer branding through crowd-sourcing: Understanding the sentiments of employees. 2020.

KASHIVE, N.; KHANNA, V. T. Emerging HR analytics role in a crisis: An analysis of LinkedIn data. 2022.

KELLOGG, K. C.; et al. Algorithms at work: The new contested terrain of control. 2020.

KIM, P. Data-driven discrimination at work. 2017.

KIM, S. Working with robots: Human resource development considerations in human–robot interaction. 2022.

KIM, S.; et al. Sixty years of research on technology and human resource management. 2021.

KING, K. G. Data analytics in human resources: A case study and critical review. 2016.

KING, K. G. Data analytics in human resources: A case study and critical review. 2017.

KRYSCYNSKI, D.; et al. Analytical abilities and the performance of HR professionals. 2018.

LARSSON, A. S.; EDWARDS, M. R. Insider econometrics meets people analytics and strategic human resource management. 2021.

LAWLER, E. E.; BOUDREAU, J. W. Global trends in human resource management: A twenty-year analysis. 2015.

LAWLER, E. E.; et al. HR metrics and analytics: Use and impact. 2004.

LAWLER, E. E.; et al. Shining light on the HR profession. 2011.

LEE, A.; et al. Determining causal relationships in leadership research using Machine Learning. 2022.

LEE, J. Y.; LEE, Y. Integrative Literature Review on People Analytics and Implications From the Perspective of Human Resource Development. 2023.

LENGNICK-HALL, M. L.; et al. Strategic human resource management: The evolution of the field. 2009.

LEVENSON, A. Harnessing the power of people analytics. 2005.

LEVENSON, A. Using targeted analytics to improve talent decisions. 2011.

LEVENSON, A. Using workforce analytics to improve strategy execution. 2018.

LEVENSON, A.; FINK, A. Human capital analytics: Too much data and analysis, not enough models and business insights. 2017.

LISMONT, J.; et al. Defining analytics maturity indicators: A survey approach. 2017.

LIU, L.; et al. Using HR analytics to support managerial decisions: A case study. 2020.

MANOKHA, I. The implications of digital employee monitoring and people analytics for power relations in the workplace. 2020.

MARGHERITA, A. Human resources analytics: A systematization of research topics and directions for future research. 2022.

MARLER, J. H.; BOUDREAU, J. W. An evidence-based review of HR Analytics. 2017.

MCABEE, S. T.; et al. Inductive reasoning: The promise of big data. 2017.

MCCARTNEY, S.; FU, N. Promise versus reality: A systematic review of the ongoing debates in people analytics. 2022.

MCI VER, D.; et al. A strategic approach to workforce analytics: Integrating science and agility. 2018.

MEIJERINK, J.; et al. Algorithmic human resource management. 2021.

MINBAEVA, D. B. Building credible human capital analytics for organizational competitive advantage. 2018.

MINBAEVA, D. Disrupted HR?. 2021.

MITCHELL, R. B.; et al. The role of non-technical skills in providing value in analytics-based decision culture. 2021.

MONDORE, S.; et al. Maximizing the impact and effectiveness of people analytics to drive business outcomes. 2011.

NARAYAN, J.; et al. Elon Musk and others urge AI pause, citing 'risks to society'. 2023.

NOCKER, M.; SENA, V. Big data and human resources management: The rise of talent analytics. 2019.

PAIXÃO, W. B.; CORDEIRO, I. J. D. Práticas de Gamificação em turismo. 2021.

PATRE, S. Six thinking hats approach to HR analytics. 2016.

PEETERS, T.; et al. People analytics effectiveness: Developing a framework. 2020.

QAMAR, Y.; SAMAD, T. A. Human resource analytics: A review and bibliometric analysis. 2022.

RAHN, M. M.; WEBER, L. Gestão de Pessoas: Experiências no Setor Público. 2019.

RASMUSSEN, T.; ULRICH, D. Learning from practice: How HR analytics avoids being a management fad. 2015.

RASMUSSEN, T. H.; et al. Moving People Analytics From Insight to Impact. 2023.

RATNAM, D. S.; DEVI, V. R. Addressing impediments to HR analytics adoption: Guide to HRD professionals. 2023.

RUDIN, C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. 2019.

SÆTRA, H. S. A framework for evaluating and disclosing the ESG related impacts of AI with the SDGs. 2021.

SCHIEMANN, W. A.; et al. Putting human capital analytics to work: Predicting and driving business success. 2017.

SHARMA, A.; BHATNAGAR, J. Talent analytics: A strategic tool for talent management outcomes. 2017.

SHET, S. V.; et al. Examining the determinants of successful adoption of data analytics in human resource management. 2021.

SHRIVASTAVA, S.; et al. Redefining HR using people analytics: The case of Google. 2018.

SIMBECK, K. HR analytics and ethics. 2019.

SIVATHANU, B.; PILLAI, R. Technology and talent analytics for talent management. 2020.

SNEL, A. Developing talent intelligence to boost business performance. 2011.

STAHL, B. C.; et al. AI for good and the SDGs. 2023.

STOIAN, C. A.; TOHANEAN, D. BMI in the digital era: Competitive advantage through human capital analytics. 2020.

SURI, N.; LAKHANPAL, P. People Analytics Enabling HR Strategic Partnership: A Review. 2022.

SURYANARAYANA, A. Managing human resources in challenging times through evidence-based tools and practices. 2015.

TURSU NBAYEVA, A.; et al. People analytics—a scoping review of conceptual boundaries and value propositions. 2018.

TURSU NBAYEVA, A.; et al. The ethics of people analytics: Risks, opportunities and recommendations. 2021.

ULRICH, D.; DULEBOHN, J. H. Are we there yet? What's next for HR?. 2015.

ULRICH, M.; et al. What do career paths in HR analytics look like? 2021.

VAN DER TOGT, J.; RASMUSSEN, T. Toward evidence-based HR. 2017.

VARGAS, R.; et al. Individual adoption of HR analytics. 2018.

VARSHNEY, K. R. Trustworthy machine learning and artificial intelligence. 2019.

VARSHNEY, K. R.; et al. Predicting employee expertise for talent management in the enterprise. 2014.

VOSBURGH, R. M. Closing the academic-practitioner gap: Research must answer the 'so what' question. 2017.

WAKABAYASHI, D. Firm led by Google veterans uses A.I. to 'Nudge' workers toward happiness. 2018.

WANG, L.; COTTON, R. D. Beyond moneyball to social capital inside and out: The value of differentiated workforce experience ties to performance. 2018.

WASELL, S.; BOUCHARD, M. Rebooting strategic human resource management. 2020.

WAWER, M.; MUR YJAS, P. The utilization of the HR analytics by the high and mid-level managers. 2017.

WEISKOPF, R.; HANSEN, H. K. Algorithmic governmentality and the space of ethics. 2023.

YOON, S. W. Innovative data analytic methods in human resource development. 2018.

YOON, S. W. Explosion of people analytics, machine learning, and human resource technologies. 2021.

YOON, S. W.; et al. People Analytics and Human Resource Development – Research Landscape and Future Needs Based on Bibliometrics and Scoping Review. 2023.