


## **INSIGHTS DA ESTRUTURA METODOLÓGICA INTEGRADA PARA DESENVOLVIMENTO DE PROJETOS DE IA**

 <https://doi.org/10.56238/arev6n4-285>

**Data de submissão:** 18/11/2024

**Data de publicação:** 18/12/2024

**Getulio K. Akabane**

Pós Doutor, PUC SP

E-mail: [gkakabane@pucsp.br](mailto:gkakabane@pucsp.br)

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/9871502614355970>

**Nilo Sergio Maziero Petrin**

Doutorando PUC SP

E-mail: [nsmpetrin@pucsp.br](mailto:nsmpetrin@pucsp.br)

Lattes: <http://lattes.cnpq.br/1987770853512773>

---

### **RESUMO**

A presente pesquisa aborda o contexto do Projeto, gestão e desenvolvimento de sistemas de IA apresentam que envolvem múltiplas questões e desafios únicos. Pois o mundo IA é um campo multidisciplinar que envolve conceitos de ciência da computação, estatística, matemática e conhecimento específico de ciência de dados, além dos cuidados necessários com a ética e a privacidade. Tem como objetivo a proposta de uma estrutura metodológica abrangente e flexível para todo o ciclo de desenvolvimento de sistemas de IA, que preencha as lacunas existentes nas abordagens tradicionais integrando: melhores práticas de gerenciamento de projetos, técnicas avançadas de inteligência artificial, considerações éticas, legais, de transparência e privacidade, alinhamento com as iniciativas de estratégias corporativas, colaboração e experiência de cliente, adaptabilidade e geração de valor contínuo para o negócio, em diferentes contextos organizacionais.

**Palavras-chave:** Projeto, Desenvolvimento, KPI, IA, Metodologia.

## 1 INTRODUÇÃO

A inteligência artificial (IA) emergiu como um campo de pesquisa vital na era da digitalização, com potencial para facilitar o crescimento e progredir de forma desafiadora em vários domínios.

De fato, a IA vem transformando vários setores e os processos proporcionando soluções inovadoras e de rápida implementação para questões complexas de forma inovadora. O ritmo da mudança de forma contínua numa velocidade nunca antes observadas (Dwivedi *et al.*, 2021). Entretanto, o desafio de uma implementação bem-sucedida de um projeto de IA requer uma abordagem sistemática e integradora.

Desta forma Ng (2017) destaca: “O propósito central da atividade em IA consiste em reduzir a lacuna entre o que a IA pode fazer e o que os usuários precisam”. Isto sublinha a importância de gerir as expectativas das partes interessadas e de integrar sistemas de IA nos fluxos de trabalho existentes, uma vez que frequentemente se constata uma lacuna entre o que a IA pode alcançar de forma realista e o que as partes interessadas do projeto esperam que ela alcance.

Cabe aos gestores, o papel de estruturar e manter equipes multidisciplinares com habilidades em ciência de dados, aprendizado de máquina, engenharia de software e conhecimentos e experiências na área de negócio em conformidade com as regulamentações e os aspectos legais. Como elemento central procura atender a integração de sistemas de IA com os fluxos de trabalho e processos existentes com a adequada interface homem-máquina (Ebert; Duarte, 2018).

Do lado dos desenvolvedores, requer atender os requisitos de qualidade e disponibilidade de dados, seleção e ajuste de modelos, escalabilidade do sistema e processos de implantação conforme Dean (2020): “No aprendizado de máquina deseja-se o alinhamento entre as pessoas e os dados” de forma a acompanhar a rápida evolução dos recursos no campo da IA e atualizar continuamente suas habilidades. Assim, Müller *et al.* (2024) lembra a rápida evolução da tecnologia e a crescente complexidade dos dados criaram novos desafios, incluindo a dificuldade em manter a consistência e a qualidade dos dados ao longo de todo o ciclo de vida do projeto.

Projetar, gerenciar e desenvolver sistemas de IA apresentam desafios únicos. As soluções não devem apenas resolver problemas complexos, mas também pautar de maneira ética e imparcial os processos e desenvolvimentos ao longo do projeto. Pois, um sistema de IA também deve ser transparente e de fácil entendimento e reprodução. IA é um campo multidisciplinar que envolve conceitos de ciência da computação, estatística, matemática e conhecimento específico de ciência de dados, além dos cuidados necessários com a ética e a privacidade. As metodologias disponíveis não são completas ou não abordam de forma abrangente esses desafios contemporâneos.

Os significativos avanços nas metodologias de gerenciamento de projetos de IA contrastam com várias limitações conforme Brendel *et al.* (2021), onde as metodologias tradicionais não acompanham o ritmo das mudanças tecnológicas e os requisitos de negócios. Adicionalmente, o desafio em integrar fatores éticos e da necessária transparência em todas as fases do projeto que consiste numa barreira significativa.

## 2 JUSTIFICATIVAS

As metodologias mais difundidas e utilizadas para projetos de desenvolvimento de sistemas de inteligência artificial (CRIDSP-DM; OSEMN; SEMMA; KDD) não fornecem soluções adequadas para os desafios atuais de projetos dessa natureza. Faz-se necessária uma nova estrutura metodológica, moderna e aderente a esse desafiante cenário, que supra as necessidades não atendidas pelas lacunas existentes nas metodologias e abordagens em uso.

Podemos destacar alguns casos recentes de mercado onde houve viés de discriminação, falta de considerações éticas, e violação dos direitos de privacidade dos indivíduos, devido abordagens não integrativas e sem considerar todos os matizes necessários:

A Amazon enfrentou um problema de viés de gênero em sua ferramenta de recrutamento baseada em IA, onde a análise penalizava currículos de candidatas do sexo feminino em função do modelo treinado ter sido carregado com dados históricos onde predominava a presença de funcionários do sexo masculino (Köchling, Wehner, 2020).

O aplicativo Google Photos rotulou erroneamente como gorilas algumas pessoas negras por falta de inclusão de diversidade na massa de dados de treinamento para o sistema baseado em inteligência artificial (Garcia, 2016).

A IBM desenvolveu o Watson for Oncology para auxiliar os médicos no tratamento de câncer que oferecia recomendações inadequadas ou inseguras devido à falta de um treinamento robusto com base em uma análise clínica mais cuidadosa e validada (Strickland, 2019).

A Microsoft desenvolveu um jogo no Twitter para aprender interativamente com os usuários. Em poucas horas após o lançamento, o aplicativo havia absorvido e estava utilizando mensagens ofensivas, maliciosas e inadequadas devido ao comportamento tóxico de alguns usuários (Neff, 2016).

Embora existam *frameworks* que abordam aspectos técnicos e de gestão, poucos oferecem orientações claras sobre como incorporar esses princípios éticos de forma prática e eficaz (Badmus, 2023). As metodologias mais difundidas e utilizadas para projetos de inteligência artificial (CRIDSP-DM; OSEMN; SEMMA; KDD) não fornecem soluções adequadas para os desafios atuais. Questões

como adaptabilidade, reprodutibilidade, ética, gerenciamento, validação de resultados e geração contínua de valor muitas vezes não são atendidas.

De acordo com Ajiga, Okeleke, Folorunsho (2024), as empresas de alta tecnologia podem adotar metodologias que respondam às mudanças de mercado e entregar produtos de software de alta qualidade a partir do estabelecimento de estruturas robustas de governança que venham a atender a complexidade dos modelos e garantir a privacidade e a segurança dos dados.

Steidl, Felderer, Ramler (2023) também destacam a necessidade do *pipeline* de construção e implementação de sistemas de inteligência artificial ser adaptativo, com contínua melhoria nos aspectos de manipulação de dados, aprendizado de máquina, desenvolvimento de sistemas e operação do produto.

Segundo Nieto-Rodriguez (2021), a taxa de falhas em projetos ainda é extremamente alta devido a pressões de tendências de mercado, incluindo automação, sustentabilidade, diversidade e gerenciamento inadequado com pouca visibilidade da situação do projeto, o que incentiva a necessidade de criar um formato para atender essas demandas, provendo aos projetos um gerenciamento com propósito, adaptabilidade e foco na entrega de resultados com geração de valor.

Esta revisão das metodologias de desenvolvimento de sistemas de projetos de IA configura-se como um exercício valioso, instrumentando as organizações e seus profissionais na escolha da abordagem mais apropriada para o gerenciamento de seus projetos específicos de IA evidenciando, ainda, a necessidade constante de inovação e adaptação face à evolução contínua da tecnologia de IA. Justifica-se assim, a proposição de uma nova solução que venha a suprir às necessidades não cobertas pelas lacunas existentes nas metodologias, abordagens e métodos disponíveis.

### 3 OBJETIVOS

Este projeto de pesquisa propõe a criação de uma estrutura metodológica abrangente e flexível para todo o ciclo de desenvolvimento de sistemas de IA, que preencha as lacunas existentes nas abordagens tradicionais integrando: melhores práticas de gerenciamento de projetos, técnicas avançadas de inteligência artificial, considerações éticas, legais, de transparência e privacidade, alinhamento com as iniciativas de estratégias corporativas, colaboração e experiência de cliente, adaptabilidade e geração de valor contínuo para o negócio, em diferentes contextos organizacionais.

Para que o objetivo principal seja atingido, serão trabalhados os objetivos específicos, conforme abaixo:

- Analisar criticamente as metodologias atuais para desenvolvimento de projetos de IA destacando lacunas existentes em relação às necessidades contemporâneas;

- Identificar requisitos essenciais para uma metodologia abrangente, flexível e integrada de desenvolvimento de projetos de IA;
- Proposição de uma estrutura metodológica que abrange todos os requisitos necessários para suprir as necessidades identificadas;

Desta forma, a presente pesquisa procura abordar e identificar a escassez de metodologia de projeto abrangente para o desenvolvimento de sistemas de inteligência artificial que atenda aos desafios emergentes, sobretudo os aspectos que configuram lacunas nas metodologias e abordagens em uso: o adequado tratamento e qualidade dos dados; considerações éticas, legais, de privacidade, e de segurança; o monitoramento e controle do projeto de IA em todo o ciclo de desenvolvimento; a aplicação de tecnologias inovadoras de inteligência artificial; a adaptabilidade e o direcionamento para a melhor experiência do cliente; e a geração contínua de valor para o negócio.

#### **4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS**

Tem inicialmente a pesquisa bibliográfica com consultas a publicações especializadas em livros, periódicos, artigos científicos e em sites voltados para os assunto em questão que sejam relevantes e de forma cronológica.

Sendo a presente pesquisa de natureza aplicada com base nos conhecimentos e tecnologias disponíveis para gerar produtos ou processos visando a análise, discussão e possível solução de problemas específicos (Lakatos, Marconi, 2021).

Não obstante, procura *insights* de novas metodologias para desenvolvimento de sistemas de IA para ser testada a sua aplicabilidade mediante feedbacks, KPIs (*Key Performance Indicators*) no processo de análise de resultados e sucessivos refinamentos com base em métricas.

Questões éticas e de privacidade serão consideradas durante a condução desse projeto de pesquisa, em conformidade com a legislação brasileira, como por exemplo, a LGPD (Brasil, 2018), preservando a segurança e a confidencialidade dos dados.

#### **5 REVISÃO CONCEITUAL DO ESTADO DA ARTE**

O gerenciamento de projetos que envolvem conceitos da Inteligência Artificial exige práticas específicas devido à complexidade e à sua natureza iterativa. Frameworks tradicionais como CRISP-DM, OSEMN, SEMMA, e KDD fornecem uma base para estruturar o processo, desde a coleta de dados até a implementação e avaliação dos modelos (Firas, 2023).

A metodologia CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*), criada há cerca de duas décadas, Martínez-Plumed, Contreras-Ochando, Ferri (2021) destaca o padrão mais utilizado para desenvolvimento de soluções que abrangem ciência de dados, sobretudo para projetos orientados a processos. Entretanto reforçam que em projetos que necessitam de análise exploratória, há necessidade de maior flexibilidade e monitoramento de tempo e custos.

Projetos envolvendo ciência de dados observa se muitos desafios a serem superados para garantir sua eficácia e não gerar resultados ambíguos. A aplicação de abordagens adaptativas de desenvolvimento de projetos, como SCRUM e KANBAN permite entregas incrementais, mas exige alguma outra metodologia conjugada a esse processo ágil, que evite iterações infinitas e a não geração contínua de valor, culminando na insatisfação dos clientes (Amirian, Abdollahzadeh, Sulaiman, 2024). Identificam também que a abordagem Agile-SCRUM permite iterações com limite de tempo (*sprints*) e geram entregas incrementais, mas que isso depende exclusivamente de um grupo pequeno de pessoas e, às vezes, de um único indivíduo: o *Product Owner*. E sugerem a utilização da metodologia CRISP-DM conjugada a esse processo ágil para evitar iterações infinitas, sem geração de valor e insatisfação do cliente.

Por outro lado, a metodologia OSEMN (*Obtain, Scrub, Explore, Model, and iNterpret*) criada em 2010, não tem o propósito de avaliar aspectos éticos, de privacidade, de controle do projeto, ou experiência do cliente. O foco envolve o aspecto técnico do tratamento dos dados de grande volume e no aprendizado de máquina (Kumari, Bhardwaj, Sharma, 2020).

A metodologia SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*) desenvolvida pela SAS (Abell, 2014) atua tecnicamente sobre o modelo de aprendizagem de máquina constituindo numa solução proprietária aplicável aos processos de mineração de dados nas ferramentas da própria companhia, sem focar propriamente nas questões de negócio.

A abordagem KDD – *Knowledge Discovery Database*, foi criada na década de 1990 e representa uma técnica utilizada em *Data Mining* (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Padhraic, 1996). Seu foco também está concentrado no processo de transformação e tratamento – o chamado *pipeline* do fluxo de dados.

A implementação de projetos de IA enfrenta inúmeros desafios que vão desde a complexidade técnica até a gestão de expectativas das partes interessadas. Um dos principais desafios enfrentados na implementação de projetos de IA é a necessidade de alinhar as capacidades tecnológicas com as necessidades estratégicas de negócios. Muitas vezes, essa desconexão resulta em soluções que, embora tecnicamente viáveis, não atendem plenamente aos objetivos organizacionais (Shang; Low; Lim, 2023).

Além disso, a gestão de projetos de IA exige a coordenação de equipes multidisciplinares e a integração de tecnologias avançadas, como aprendizado de máquina e processamento de linguagem natural. Sem uma metodologia clara, esses desafios podem levar a falhas no cumprimento de prazos e orçamentos, ou ainda, à entrega de resultados aquém das expectativas (Taboada *et al.*, 2023).

Aldoseri, al-Khalifa, Hamouda (2023) destacam que a qualidade e a disponibilidade dos dados são frequentemente fatores críticos que limitam o sucesso desses projetos. Além disso, a integração de equipes multidisciplinares, que incluem cientistas de dados, engenheiros de software e especialistas no domínio do negócio, apresenta desafios significativos para a coesão do projeto.

Outras questões como a ética e a transparência em IA têm ganhado destaque na literatura, com foco na necessidade de sistemas de IA que sejam não apenas tecnicamente sólidos, mas também socialmente responsáveis. A literatura recente, como no trabalho de Palumbo, Carneiro, Alves (2024), identificou a falta de métricas objetivas para avaliar a ética em IA, o que dificulta a implementação de práticas éticas de forma consistente.

Adicionalmente, a implementação de diretrizes éticas, como as propostas pela IEEE e pela União Europeia, tem sido defendida como um passo essencial para garantir que os sistemas de IA sejam justos e responsáveis. No entanto, a aplicação prática dessas diretrizes ainda enfrenta desafios, particularmente no balanceamento entre transparência e proteção de propriedade intelectual ou privacidade dos dados (Cappelli; Serugendo; Woodgate; AjMeri, 2024).

Mediante o experimento de Saltz, Shamsurhin e Crowston (2017) demonstraram a limitação das metodologias de gerenciamento de projetos existentes com as abordagens adaptativas para tratar os processos que envolvem projetos de inteligência artificial.

Para Firas (2023), o processo de implementação de projetos de análise de dados, as barreiras técnicas e falta de abordagens estruturadas constituem num grande desafio. Sugere assim, a adoção da Análise de Conceito Formal (FCA) na construção do conhecimento e no apoio a mineração de dados. Sugere desta forma, a combinação das metodologias SEMMA e CRISP-DM numa estratégia eficaz.

Lahiri e Saltz (2023) discorrem sobre a necessidade de garantir princípios éticos durante o desenvolvimento dos projetos de IA minimizando riscos e, com isso, facilitando a viabilidade dos projetos. Propõem pesquisas de colaboração com a utilização de SCRUM ou Data-Driven Scrum para validação dos projetos antes de sua implementação.

Também Jobin, Ienca e Vayenna (2019) reforçam a necessidade dos projetos de IA seguir os princípios éticos de: transparência; justiça e imparcialidade; não maleficência; responsabilidade e privacidade.

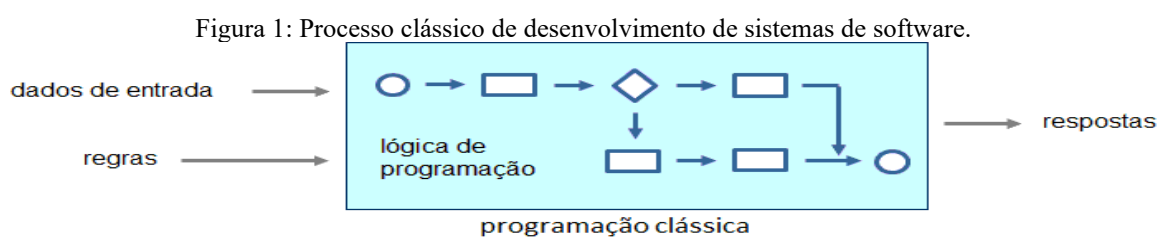


Por outro lado, Vanegas, Mejía, Agudelo, *et al.* (2023) propõem a incorporação de princípios da teoria Essence na aplicação da metodologia CRISP-DM para melhorar a compreensão dos elementos essenciais, comuns e universais do projeto de software e utilizar as melhores práticas para gerar os resultados esperados.

Segundo Boudreau (2024), uma grande percentagem de projetos que envolvem ciência de dados está falhando e é necessária uma nova abordagem de gerenciamento de projetos para garantir rastreabilidade, reprodutibilidade, e retenção de conhecimento durante todo o ciclo de desenvolvimento do projeto.

As lacunas identificadas nessas metodologias impedem a geração de resultados mais satisfatórios no desenvolvimento de projetos de inteligência artificial. Essa revisão das metodologias de projeto de IA existentes representa um estágio crucial para a compreensão do atual cenário. Ademais, esse diagnóstico proporciona insights valiosos para o desenvolvimento de novas abordagens, mais adequadas às necessidades de negócio contemporâneas.

O ciclo de desenvolvimento de software tradicional, o chamado SDLC (*Software Development Life Cycle*), representado na Figura 1, prevê a entrada de dados e um processo lógico automatizado (com processamento de regras pré-definidas) que gera uma saída desejada. A construção da solução requer uma programação em determinada linguagem, cujos comandos interpretam as regras fornecidas e, a partir dos dados inseridos, gera as respostas na saída do sistema.



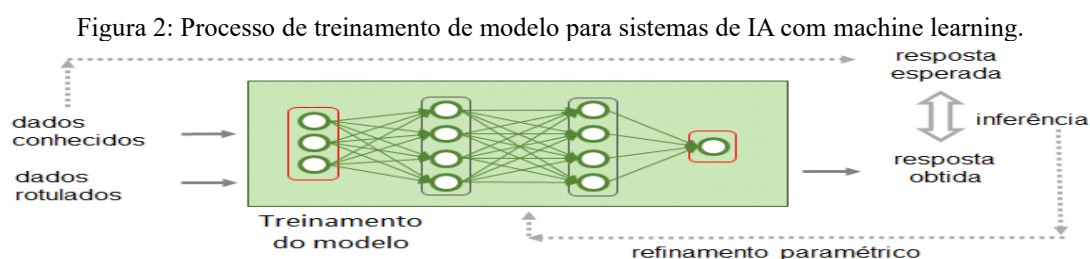
Fonte: próprio autor

Os sistemas mais comuns envolvendo inteligência artificial utilizam aprendizado de máquina, através de redes neurais, onde a entrada de dados é comparada com os resultados de saída, aplicando-se pesos em variáveis que associam esses dados entre si (Davenport, 2018). Nesse caso, são necessárias duas etapas de construção:

- Primeiramente precisamos criar e treinar um modelo a partir de dados que serão utilizados como referência para a obtenção de um resultado esperado (Figura 2). Iterações com ajustes de parâmetros são aplicados em um processo de retroalimentação e refinamento cíclico do

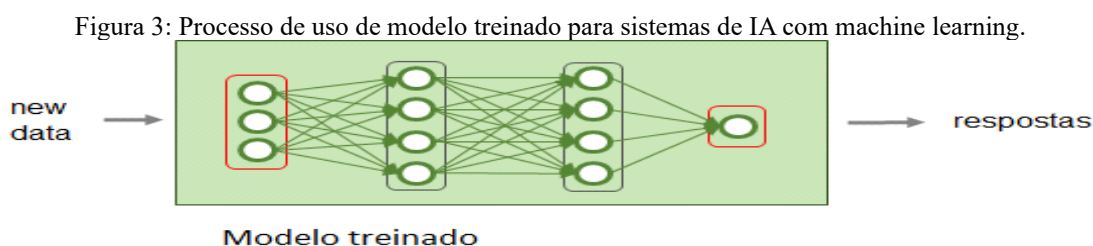


modelo, até que se consiga uma acurácia e precisão adequadas ao propósito da aplicação em um processo denominado inferência de resultados.



Fonte: próprio autor

- Em seguida, este modelo treinado e ajustado poderá receber dados gerais e produzirá as respostas solicitadas (Figura 3).

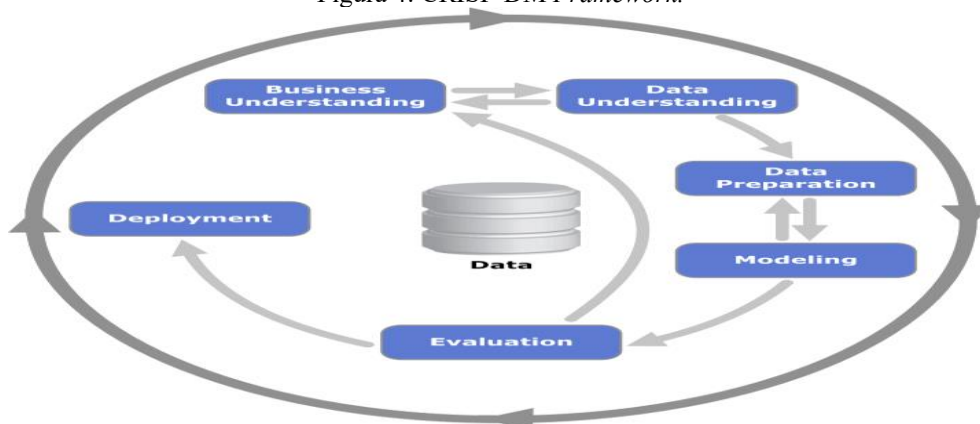


Fonte: próprio autor

A seguir são apresentadas as metodologias mais utilizadas atualmente no desenvolvimento de sistemas de inteligência artificial, comentando-se acerca de sua contribuição e os desafios e obstáculos em relação a sua aplicabilidade.

A metodologia CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) demonstrada na Figura 4, destaca-se como uma das metodologias mais antigas e amplamente utilizadas no âmbito da mineração de dados e aprendizado de máquina. Foi criada em 1996, com o objetivo de fornecer valor agregado aos clientes da DaimlerCrysler, através dos especialistas de mineração de dados, que poderiam contar com um padrão definido para suas atividades. Entretanto, essa metodologia não aborda as questões de ética e privacidade (Jobin, Ienca, Vayenna, 2019) e de controle da qualidade, do tempo e do custo do projeto (Ferreira, Da Silva, *et al.*, 2018).

Figura 4: CRISP-DM Framework.



Fonte: Chapman, 2000

Os cientistas de dados, em sua maioria, conduzem seus diferentes tipos de projetos através de um fluxo de trabalho semelhante. Uma representação popular deste fluxo de trabalho é chamada OSEMN (Hotz, 2024).

Criada em 2010, a OSEMN (*Obtain, Scrub, Explore, Model, and iNterpret*), representada na Figura 5, também não trata de aspectos de ética, privacidade, monitoramento do projeto, experiência do cliente. O foco continua nas funções técnicas de tratamento dos dados de grande volume e no aprendizado de máquina.

Figura 5: OSEMN Framework.

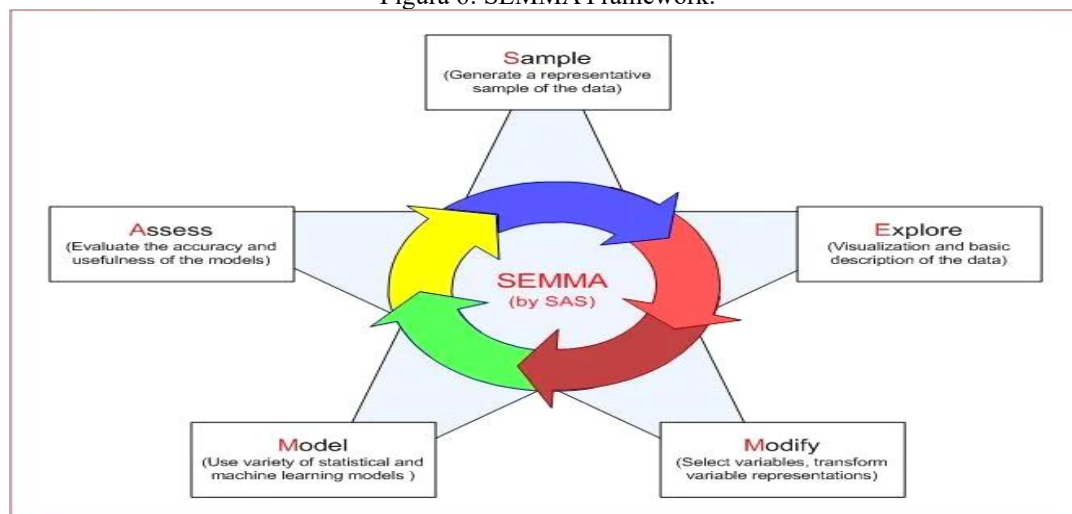


Fonte: Kumari; Bhardwaj e Sharma (2020)

A metodologia SEMMA, com suas cinco etapas: amostragem, exploração, modificação, modelagem e avaliação (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*), está representada na Figura 6.

Segundo Firas (2023), esses estágios se concentram na modelagem para mineração de dados, e não abordam questões de negócio. Essa opção foi desenvolvida como solução proprietária para otimizar o processo de mineração de dados nas ferramentas da companhia SAS, o que limita a sua utilização em função da dependência criada em torno de seu fornecedor.

Figura 6: SEMMA Framework.



Fonte: Abell (2014)

Outra abordagem, ainda mais antiga, o (KDD – *Knowledge Discovery Database*), mostrado na Figura 7, foi criado na década de 1990 para preparação e interpretação de informações sobre um grande volume de dados e representa uma técnica muito utilizada em Data Mining.

Segundo Azevedo, Santos (2008), alguns esforços foram realizados na indústria para se obter um padrão industrial e uma sequência de etapas que orientassem a mineração de dados. Entretanto, essa abordagem não foca em questões de negócio, mas sim no processo do *pipeline* do fluxo de dados e seu tratamento para obtenção de *insights*.

Figura 7: Knowledge Discovery in Databases (KDD) Methodology.



Fonte: Fayyad *et al.* (1996)

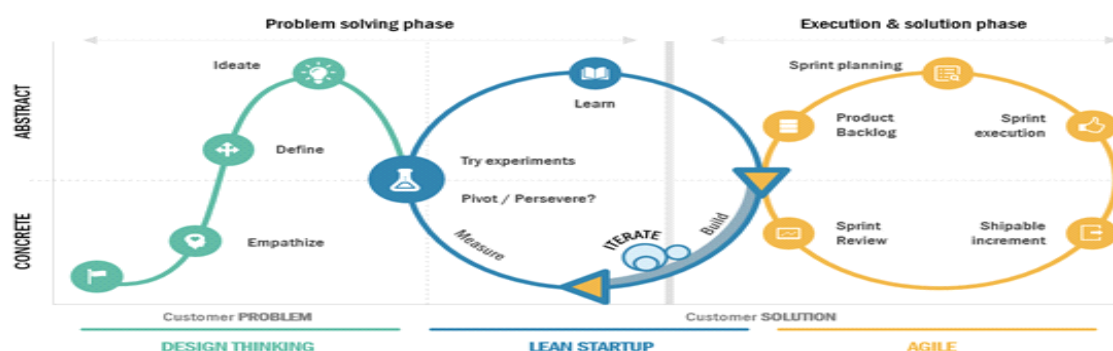
A necessidade de se adaptar rapidamente às mudanças e gerar valor continuamente exige a aplicação de práticas bem-sucedidas que atendem aos desafios do negócio em tempo hábil (Project Management Institute, 2021).

De acordo com Pradeep (2021), a combinação de métodos e abordagens específicas aplicadas em cada etapa do ciclo de vida de desenvolvimento de um projeto pode auxiliar no seu sucesso (Figura

8). Neste modelo, o autor apresenta uma proposta com três etapas bem definidas, onde são sugeridas aplicação de ferramentas, métodos, abordagens e metodologias abaixo descritos:

- Fase 1: utilização de *Design Thinking* para facilitar a criação de ideias a partir da empatia, definição e discussão clara do problema com as partes interessadas do projeto;
- Fase 2: transformação das melhores ideias em modelos de negócio para testes, prototipações, experimentos, simulações, até que uma solução enxuta possa ser desenhada, aplicando-se o *Lean Startup* para manter o foco no resultado esperado (eficácia) do processo;
- Fase 3: construção eficiente (foco na produtividade) e entregas incrementais do produto (em *sprints*) de forma rápida e adaptativa, com as melhores práticas de gerenciamento ágil.

Figura 8 – Combinação de *Design Thinking*, *Lean Startup* e *Agile* em Gestão de Projetos.



Fonte: Pradeep (2021).

## 6 OS RESULTADOS, A PROPOSIÇÃO E SEUS IMPACTOS

A comparação entre metodologias existentes para projetos de IA se revela como uma análise essencial para compreender a evolução e o progresso no campo da IA. Metodologias tradicionais, como as aqui citadas (CRISP-DM, OSEMN, SEMMA, KDD) amplamente empregadas por décadas, demonstram eficácia em projetos de mineração de dados e aprendizado de máquina. Entretanto, diante do rápido avanço da tecnologia de IA, há a necessidade de novas abordagens, mais adaptáveis às demandas e imposições atuais, como considerações éticas e de transparência, adaptabilidade e monitoramento de projetos com abordagens ágeis, geração contínua de valor, e alinhamento com o planejamento estratégico das organizações.

Conforme Bisconti, Orsitto, Fedorczyk (2022), a integração de equipes, a promoção de uma comunicação clara e uma colaboração contínua de forma proativa são essenciais para o sucesso de projetos de IA complexos, facilitando a transparência e a rastreabilidade das decisões ao longo do projeto e uma abordagem multidisciplinar, imprescindível em projetos de IA.

Faz-se necessária uma metodologia para projetos de inteligência artificial que seja abrangente e flexível considerando todo o ciclo de vida de desenvolvimento, de ponta-a-ponta. Uma abordagem que aplique as melhores práticas de gerenciamento de projetos, com fluxos e processos orientados para:

- o claro entendimento do problema a ser resolvido;
- a análise e definição da solução mais eficaz para solucionar esse problema;
- o desenvolvimento e geração de valor da forma mais eficiente, prevendo a correta coleta, tratamento e preparação dos dados; o uso de ferramentas adequadas; simulações, prototipação; e validação dos resultados;
- o monitoramento e controle eficiente e eficaz dos recursos e atividades durante o projeto;
- uma abordagem adequada para as questões éticas, de transparência e privacidade que envolvem o tratamento de dados.

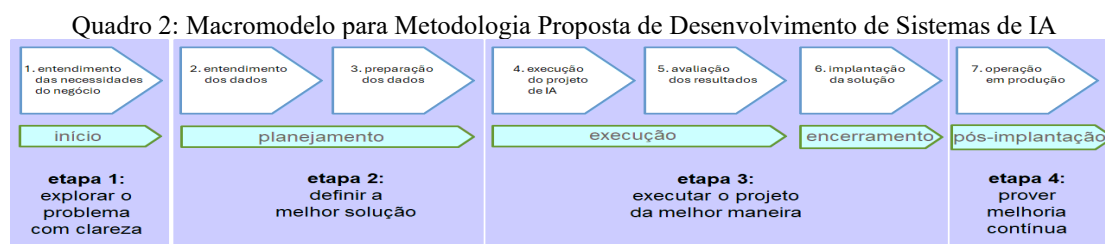
Esta proposta se propõe a criar e disponibilizar uma nova estrutura metodológica para projetos de desenvolvimento de sistemas de inteligência artificial que venha a suprir lacunas nas metodologias atuais.

Assim, a metodologia de desenvolvimento de projetos de IA deve atender às necessidades atuais e futuras, ser uma referência que permita e facilite a participação de todas as partes interessadas nos projetos, promovendo colaboração entre diversas áreas disciplinares, com foco na geração de valor para o negócio.

Desta forma, o Quadro 2 propõe um modelo macro da metodologia prevendo sete fases, buscando cobrir os aspectos discutidos.

Procura seguir as recomendações de gerenciamento de projetos, segundo os institutos e guias de melhores práticas, em todo o ciclo de desenvolvimento.

As etapas recomendadas para se obter sucesso em projetos adaptáveis e fluxos recorrentes de iteração também constam como alicerce na camada inferior da representação no Quadro 2, reforçando os princípios que devem sempre ser levados em conta nos projetos dessa natureza.



Fonte: os autores

A criação de uma metodologia implica em uma abordagem sistemática e integrada que utilize processos padronizados para suportar todas as atividades do projeto de desenvolvimento (Kerzner, 2001).

O Project Management Institute (2021) ao atualizar seu guia com as melhores práticas de gerenciamento de projetos, na sétima edição, apresentou uma estrutura completamente diferente da que vinha sendo adotada nos seis guias anteriores ao longo dos últimos 30 anos, onde prevaleciam processos e áreas de conhecimento. Nesse novo guia, atualizado para os desafios emergentes, são destacados princípios de gerenciamento e domínios de performance, onde a geração contínua de valor é incentivada durante todo o ciclo de projeto, de forma adaptativa de acordo com mudanças nas necessidades de negócio. O próprio gerenciamento em si pode ser automatizado em algumas etapas com a utilização de ferramentas disponibilizadas pelo PMI® em sua plataforma Infinity, que utilizam inteligência artificial para produzir artefatos de gerenciamento de projetos e apoiar a tomada de decisão.

A proposta de metodologia abrangente e flexível que será desenvolvida deverá ser testada com critérios qualitativos e quantitativos através de indicadores de desempenho aplicados na etapa de validação dos resultados do projeto de pesquisa.

Inicialmente, a miríade de possibilidades oferecidas pela IA requer desafios para as organizações como se adaptar estrategicamente para obter grau de competitividade e criar objetivos das quais pode ser alcançadas pelo sistema IA. Desta forma resultará numa relação de diferentes projetos e das atribuições com níveis variados de risco e de requisitos (Morgan, 2002).

Os dados são o primeiro fator importante, pois são a pulsação e o coração de qualquer sistema de aprendizado de máquina. Onde, as questões estratégicas que é importante ter em mente ao selecionar fontes de dados juntamente com questões legais associadas, e opções relacionadas ao armazenamento seguro.

Em segundo lugar, devido ao escassez de talentos em IA, desafios importantes e opções relacionadas para compor uma equipe de IA são igualmente importantes. Além disso, a interdisciplinaridade dos projetos de IA, o posicionamento da equipe na organização, e a expectativa estratégica da organização dos resultados esperados. Pensando em como integrar melhor a equipe de IA na organização é fundamental para evitar atrasos. O poder de decisão de gestores e equipes precisarão ser considerados, ou seja, se houver departamentos precisam estar envolvidos na tomada de decisões, eles deveria ser incluído na equipe.



Outro elemento a considerar são os Indicadores-chave de desempenho para medir como a organização está atingindo seus objetivos, mais especificamente neste caso, os objetivos influenciados pelo projeto de IA.

Torna-se importante apontar que projetos de IA podem não só afetar resultados financeiros, mas podem igualmente resultar na criação de valor para o cliente.

Essa metodologia deverá ser apresentada em forma de framework, com processos e práticas definidas, de forma a facilitar a sua aplicação através de padrões e clara visualização, constituindo uma base consistente para seu uso e disseminação.

São esperados benefícios na eficiência e eficácia no desenvolvimento dos projetos de sistemas de inteligência artificial, conformidade com questões éticas, de transparência, e de privacidade, além do alinhamento com as demandas estratégicas de negócio, adaptabilidade e colaboração das partes interessadas durante todo o ciclo de desenvolvimento e a geração de valor para o usuário final.

## 7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A aplicabilidade dessa estrutura metodológica também deve prever aspectos de gerenciamento da qualidade, gerenciamento dos riscos e gerenciamento da mudança, para garantir a satisfação e melhor experiência do cliente.

A validação ou refutação dessas hipóteses contribuirá para o corpo de conhecimento sobre a interação entre tecnologia de IA e cultura organizacional, oferecendo insights práticos para outras organizações em contextos semelhantes. Este estudo busca não só esclarecer as condições sob as quais a IA pode ser mais eficazmente implementada, mas também foca em explorar como as organizações podem estrategicamente cultivar culturas que maximizem os benefícios das inovações tecnológicas.

Esse projeto de pesquisa contribuirá, dessa forma, no avanço do conhecimento das áreas de desenvolvimento de sistemas de inteligência artificial e, no gerenciamento de projetos, proporcionando benefícios não somente no campo acadêmico, mas também em organizações de todos os setores da economia, com a aplicação da metodologia integrada proposta para melhoria dos resultados em projetos de inteligência artificial.

Como resultado destas vantagens, pretende resolver muitos problemas mais rapidamente, integrando-se os modelos ao longo dos processos de *design*, construção, operação e gestão ao longo do ciclo de vida do projeto. Observou-se ainda uma possível contribuição no aumento da produtividade e a eficiência, principalmente na gestão da informação e na tomada de decisões organizacionais.

Como visto na análise de citações baseada em documentos, o exame independente dos campos de pesquisa torna difícil examinar os estudos com uma visão holística. Além de ser um tema novo e



quente, a complexidade da ampla gama de áreas de pesquisa e a escassez de estudos na área podem criar dificuldades.

No entanto, no futuro, a utilização de plataformas tecnológicas para integração de projetos de IA pode garantir que os sistemas interoperáveis de gestão de informação utilizados para diferentes áreas de especialização e que beneficiam do estudo de diferentes perspectivas possam produzir eficiência.

Embora a grande contribuição deste estudo para descobrir a tendência da pesquisa em diferentes olhares, ele apresenta limitações como o período de aquisição dos dados que causa uma saída estática, a necessidade de análises adicionais, a ampliação da cobertura nas demais publicações, entre outros. As descobertas desta pesquisa fornecem uma ampla compreensão da abordagem de pesquisa atual, lacunas de pesquisa e tendências futuras no campo da pesquisa em IA.

## REFERÊNCIAS

- ABELL, Martha. First Steps in Data Mining with SAS Enterprise Miner. ACM Digital Library. North Charleston, SC: CreateSpace, sep 2014. ISBN:978-1-5010-7893-4
- AJIGA, Daniel; OKELEKE, Patrick Azuka; FOLORUNSHO, Samuel Olaoluwa; et al. Enhancing Software Development Practices with AI Insights in High-Tech Companies. Computer Science & IT Research Journal, August 2024. Seattle, WA: Independent Researcher, aug 2024. v. 5, issue 8. DOI: 10.51594/csitrj.v5i8.1450.
- ALDOSERI, Abdulaziz; AL-KHALIFA, Khalifa N.; HAMOUDA, Abdel Magid. Re-thinking Data Strategy and Integration for Artificial Intelligence: Concepts, opportunities, and challenges. Applied Sciences. Basel: MDPI, jun 2023, v. 13, n. 12. DOI: 10.3390/app13127082.
- AMIRIAN, Ehsan; ABDOLLAHZADEH, Asaad; SULAIMAN, Norisham. Synergizing Hybrid Agile-Scrum and CRISP-DM Approaches in Data Science Project Management. SPE Canadian Energy Technology Conference and Exhibition, Day 2 Thu. Calgary: SPE International, mar 2024. DOI: 10.2118/218114-ms.
- AZEVEDO, Ana; SANTOS, Manuel Filipe. KDD, SEMMA, AND CRISP-DM: A parallel overview. IADIS European Conf. Data Mining. Amstrad: IADIS, jul 2008. ISBN: 978-972-8924-63-8.
- BADMUS, Olatunde Fatai. Application of AI Technology in Program Management. Journal of Engineering Research and Reports. Ottawa: Ottawa University, aug 2023., v. 25, n. 8, p. 48 – 55. DOI: 10.9734/JERR/2023/v25i8958.
- BISCONTI, Piercosma; ORSITTO, Davide; FEDORCZYK, Federica; et al. Maximizing Team Synergy in AI-Related Interdisciplinary Groups; An Interdisciplinary-by-design iterative methodology. AI & Society. New York: ACM Journals. jun 2022. v. 38, n. 4, p. 1143 – 1452. DOI: 10.1007/s00146-022-01518-8.
- BOUDREAU, Paul. Applying Artificial Intelligence to Project Management. Boston: Mercury Learning and Information, sep 2024. ISBN: 9781687550941.
- BRASIL. Lei nº 13.709, de 14 de agosto de 2018. Dispõe sobre a proteção de dados pessoais e altera a Lei nº 12.965, de 23 de abril de 2014 (Marco Civil da Internet). Diário Oficial da União, Brasília, DF, 15 ago. 2018. Seção 1, p. 1. Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2015-2018/2018/lei/113709.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/lei/113709.htm) . Acessado em: 23 out 2024.
- BRENDEL, Alfred Benedikt; MIRBABAIE, Milad; LEMBCKE, Tim-Benajmin, et al. Ethical management of artificial intelligence. Sustainability. Basel: MDPI, feb 2021. DOI: 10.3390/su13041974.
- CAPPELLI, Maria Assunta; SERUGENDO, Giovanna Di Marzo. A Semi-Automated Software Model to Support AI Ethics Compliance Assessment of an AI System Guided by Ethical Principles of AI. AI and Ethics. Berlin: Springer, may 2024. DOI: 10.1007/s43681-024-00480-z.

CHAPMAN, Pete; et al. "CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide", 2000. Disponível em <https://www.semanticscholar.org/paper/CRISP-DM-1.0%3A-Step-by-step-data-mining-guide-Chapman/54bad20bbc7938991bf34f86dde0babfbd2d5a72> . Acessado em: 20 out 2024.

DAVENPORT, Thomaz H. The AI Advantage: How to put the artificial intelligence revolution to work. Cambridge: MIT, out 2018.

DEAN, Jeff. AI isn't as smart as you think — but it could be. TED, 2020. Disponível em: [https://www.ted.com/talks/jeff\\_dean\\_ai\\_isn\\_t\\_as\\_smart\\_as\\_you\\_think\\_but\\_it\\_could\\_be?subtitle=en](https://www.ted.com/talks/jeff_dean_ai_isn_t_as_smart_as_you_think_but_it_could_be?subtitle=en). Acesso em: 24 out. 2024.

DWIVEDI, Yogesh, et al. Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice, and policy. International Journal of Information Management. Amsterdam: Elsevier, abr 2021, v. 57, p. 101994. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002.

EBERT, Cristof; DUARTE, Carlos Henrique C. Digital Transformation. IEEE Software. Piscataway, jul 2018, v. 35, n.4, -. 16-21. DOI: 10.1109/MS.2018.2801537.

FAYYAD, Usama M.; PIATETSKY-SHAPIRO, Gregory; PADHRAIC, Smyth; et al. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington: AAAI, feb 1996. Paperback. ISBN: 9780262560979.

FERREIRA, Marcos; DA SILVA, Leandro Augusto, et al. "Data Quality Measurement Framework", 2018 XLIV Latin American Computer Conference (CLEI. Sao Paulo: New Metropolitan Perspectives, out 2018, pp. 455-463. DOI: 10.1109/CLEI.2018.00061

FIRAS, Omari. A combination of SEMMA & CRISP-DM models for effectively handling big data using formal concept analysis- based knowledge discovery: A data mining approach. Worl Journal of Advanced Engineering technology and Sciences. Magna Scientia., v. 8, n. 1, p. 09-14. Jan 2023. DOI: 10.30574/wjaets.2023.8.1.0147.

GARCIA, Megan. Racist in the Machine: The disturbing implications of algorithmic Bias. World Policy Journal. Trinity: SAGE Duke University, dec 2016, v. 33, n. 4, p. 11 – 117. DOI: 10.1215/07402775-3813015.

HOTZ, Nick. OSEMN Data Science Life Cycle. Last update: Mar 31, 2024. Disponível em: <https://www.datascience-pm.com/osemn/> Acessado em 21 out 2024.

JOBIN, Anna; IENCA, Marcello; VAYENA, Effy: The Global Landscape of AI Ethics Guidelines. Nature Machine Intelligence. 2023 IEEE International Symposium on Ethics in Engineering, Science, and Technology (ETHICS), West Lafayette: IEEE, sep 2019 v. 1, n. 9, p. 389 – 399. DOI: 10.1038/s42256-019-0088-2.

KERZNER, Harold R. Project Management Workbook to Accompany Project Management: A systems approach to planning, scheduling, and controlling. Hoboken: Wiley, jan 2001. ISBN-10: 0471225797, ISBN-13: 978-0471225799

KÖCHLING, Alina, WEHNER, Marius Claus. Discriminated by an algorithm: a systematic review of discrimination and fairness by algorithmic decision-making in the context of HR recruitment and HR development. *Business Research*. Berlin: Springer, nov 2020, v. 13, p. 795 – 848. DOI: 10.1007/s40685-020-00134-w.

KUMARI, Kajal; BHARDWAJ, Mahima; SHARMA, Swati. OSEMN Approach for Real Time Data Analysis. *International Journal of Engineering and Management Research*, v. 10, n. 2, p. 107 – 110. Lucknow, India: Amity University, apr 2020. DOI: 10.31033/ijemr.10.2.11.

LAHIRI, Sucheta; SALTZ, Jeff. The Need for an Enhanced Process Methodology for Ethical Data Science Projects. 2023 IEEE International Symposium on Ethics in Engineering, Science, and Technology (ETHICS). West Lafayette: IEEE, may 2023. DOI: 10.1109/ethics57328.2023.10155007.

LAKATOS, Eva Maria; MARCONI, Marina de Andrade. *Fundamentos de Metodologia Científica*. São Paulo: Atlas, fev. 2021. ISBN-10: 8597026561, ISBN-13: 978-8597026566.

MARTÍNEZ\_PLUMED, Fernando, CONTRERAS-OCHANDO, Lidia; FERRI, César. CRISP-DM twenty years later: From data mining processes to data science trajectories. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. Piscataway: IEEE, aug 2021, v. 33, n. 8, p. 3048–3061, aug 01, 2021. DOI: 10.1109/TKDE.2019.2962680.

MÜLLER, Ralf; LOCATELLI, Giorgio; HOLZMANN, Vered, et al. Artificial Intelligence and Project Management: Empirical overview, state of the art, and guidelines for future research. *Project Management Journal*. Philadelphia: PMI, jan 2024, v. 55, n. 1, p. 9-15. DOI: 10.1177/87569728231225198.

NEFF, Gina. Talking to Bots: Symbolic Agency and the Case of Tay. *International Journal of Communication*. Los Angeles: USC Annenberg, jan 2016.

NG, Andrew. Why AI is the new electricity. Stanford Graduate School of Business. Stanford: Stanford University, mar 2017. Disponível em: <https://www.gsb.stanford.edu/insights/andrew-ng-why-ai-new-electricity> Acessado em: 22 out. 2024.

NIETO-RODRIGUEZ, Antonio. *Project Management Handbook: How to Launch, Lead, and Sponsor Successful Projects*. Harvard Business Review, first edition, October 1<sup>st</sup>, 2021. Brighton: Harvard Business Review, out 2021.

PALUMBO, Guilherme; CARNEIRO, Davide; ALVES, Victor. Objective Metrics for Ethical AI: A systematic literature review. *International Journal of Data Science and Analytics*. Berlin: Springer, apr. 2024. DOI: 10.1007/s41060-024-00541-w.

P. P. Tallon, K. L. Kraemer, and V. Gurbaxani, ``Executives' perceptions of the business value of information technology: A process-oriented approach," *J. Manage. Inf. Syst.*, 2000.

PRADEEP, Reeves. Design Thinking + Lean Startup + Agile. Sep. 2021. Disponível em: <https://www.linkedin.com/pulse/design-thinking-lean-startup-agile-pradeep-patel/> Acessado em: 22 out 2024.

PROJECT MANAGEMENT INSTITUTE. PMI®. Guia do Conhecimento em Gerenciamento de Projetos (Guia PMBOK®). Philadelphia: PMI, oct 2021. ISBN-10: 1628256877, ISBN-13: 978-1628256871.

SALTZ, Jeffrey; SHAMSHURIN, Ivan; CROWSTON, Kevin. Comparing Data Science Project Management Methodologies via a Controlled Experiment. Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS). Honolulu: University of Hawaii at Mānoa, Hamilton Library, jan 2017, p. 1 – 10. Jan 04, 2017. DOI: 10.24251/hicss.2017.120.

SHANG, Gao; LOW, Sui Pheng; LIM, Xin Ying Valen. Prospects, Drivers of and Barriers to Artificial Intelligence Adoption in Project Management. Built Environment Project and Asset Management New York: Emerald, jun 2023, v. 13, n. 5, p. 629-645. DOI: 10.1108/BEPAM-12-2022-0195.

STEIDL, Monika; FELDERER, Michael; RAMLER, Rudolf. The Pipeline for the Continuous Development of Artificial Intelligence Models: Current state of research and practice. The Journal of Systems & Software. Amstrad: Elsevier, may 2023, 199 (2023) 111615. DOI: 10.1016/j.jss.2023.111615.

STRICKLAND, Eliza. IBM Watson, Heal Thyself: How IBM overpromised and underdelivered on AI health care. IEEE Spectrum. New York: IEEE, apr. 2019, v. 56, n. 4, p 24 – 31. DOI: 10.1109/mspec.2019.8678513.

TABOADA, Ianire; DANESHPAJOUH, Abouzar; TOLEDO, Nerea; et al. Artificial Intelligence Enabled Project Management: A systematic literature review. Applied Sciences Basel: MDPI, apr 2023., v. 13, n. 8, p. 5014. DOI: 10.3390/app13085014.

T. Morgan, Business Rules and Information Systems: Aligning IT With Business Goals. Reading, MA, USA: Addison-Wesley, 2002.

VANEGAS, Claudia E. D.; MEJÍA, Juan C. G.; AGUDELO, Fabio A. V., et al. "A Representation Based on Essence for the CRISP-DM Methodology", Journal of Computación y Sistemas. México: Instituto Politécnico Nacional, set 2023 , v. 27, n. 3. DOI: 10.13053/cys-27-3-3446.

WOODGATE, Jessica; AJMERI, Nirav. Macro Ethics Principles for Responsible AI Systems: Taxonomy and directions. ACM Computing Surveys New York: ACM Journals, jul 2024, v. 56, n. 11. DOI: 10.1145/3672394.

YIN, Robert K. Estudo de Caso: Planejamento e Métodos. 5ª edição. Tucson: Bookman, 2014. ISBN-10: 8582602316, ISBN-13: 978-8582602317.

Zhouyi Xiong et ali, Integrating ai hardware in academic teaching: experiences and scope from Brandenburg and Bavaria, Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume X-5/W1-2023