RASCUNHOS:

**tamburri2020sustainable**: Fala sobre a complexidade de implementação de softwares que implementam machine learnig:

Mostra duas mãos da problemática:

Software que suportar/ajudam ao ciclo de vida de componentes de ML: AirFlow1 ou KubeFlow2, Google Cloud AutoML3

Relação de maior complexidade e menor sustentabilidade autorefenciado em:

M. Razavian, G. Procaccianti, and D. A. Tamburri, “Four-dimensional sustainable e-services.” in EnviroInfo, J. M. Gmez, M. Sonnenschein, U. Vogel, A. Winter, B. Rapp, and N. Giesen, Eds. BIS-Verlag, 2014, pp. 221–228. [Online]. Available: http://dblp.uni-trier.de/db/conf/ enviroinfo/enviroinfo2014.html#RazavianPT14

ABSTRACT I

ABSTRACT II

RELATED WORKS

A grande utilização de modelos computacionais com aplicações ML estão a evoluir de simples programas para sistemas de desenvolvimento de ML \cite{zhou2020towards}. Nos últimos anos, o domínio das MLOps atraiu atenção significativa devido ao crescente interesse na implantação efetiva de modelos de aprendizado de máquina em aplicativos do mundo real. Porém, o advento de implementação do MLOps ambiente de execução é um fenônimo ainda recente quando em vista a adoção de outras práticas semelhantes no meio acadêmico e organizacional, como o DevOps. Therefore, o estado da arte possui um acervo limitado de trabalhos discorrem acerca do assunto de refatoramento holístico do paradigma MLOps. Desta forma, está seção destaca uma breve panorâmica sobre contribuições que trabalham os conceitos previamente introduzidos.

Três contribuições notáveis ​​nesta área foram feitas por Testi et al., Kreuzberger et al. \cite{kreuzberger2023machine}, Symeonidis et al. \cite{symeonidis2022mlops} e Testi et ai. \cite{testi2022mlops} apresentam uma revisão abrangente da literatura científica existente sobre MLOps e propor uma taxonomia para agrupar trabalhos de pesquisa neste campo, visando oferecer uma definição coesa do domínio e conceito acerca de MLOps. Testi et ai. enfatizam o crescimento substancial na disponibilidade de dados corporativos e o impacto dos avanços da IA, levando à necessidade de MLOps como uma estratégia eficaz para implantar modelos de ML em ambientes corporativos. Eles propõem uma metodologia abrangente com dez etapas essenciais para simplificar o lançamento de aplicativos de ML. Kreuzberger et al. aborda os desafios de automatizar e operacionalizar produtos de ML por meio do paradigma de MLOps, fornecendo uma visão geral agregada de seus princípios, componentes e funções. Seu trabalho define MLOps e destaca desafios abertos no campo, oferecendo orientação para pesquisadores e profissionais. Não obstante, Symeonidis et ai. apresenta uma visão geral de MLOps, com foco em seu funcionamento e componentes, e enfatizar a conexão entre MLOps e Automated Machine Learning (AutoML). Eles discutem a relevância de várias ferramentas e propõem diretrizes para implementação de MLOps. Esses três trabalhos contribuem coletivamente para o corpo de conhecimento em MLOps, oferecendo insights sobre metodologias, arquiteturas, fluxos de trabalho e integração potencial com AutoML, facilitando assim a implantação e o gerenciamento eficazes de modelos de aprendizado de máquina em ambientes industriais. Eles discutem a relevância de várias ferramentas e propõem diretrizes para implementação de MLOps.

O trabalho seminal de Tamburri \cite{tamburri2020sustainable} oferece uma conceituação sucinta e abrangente de MLOps e software de IA, elucidando seu significado, tendências predominantes e desafios relacionados à sustentabilidade em operações de aprendizado automatizado. Ao apresentar um roteiro de pesquisa compilado, documentação de ponta de uma perspectiva panorâmica, o estudo identifica necessidades e deficiências cruciais no mercado de IA do ponto de vista pedagógico. O roteiro de pesquisa proposto delineia um caminho definitivo para buscar avanços sustentáveis ​​em MLOps, servindo assim como um guia para outros pesquisadores que buscam explorar o cenário multifacetado desse domínio.

A partir de conceito de ML Pipeline Plataforms, MLOps e kubenetes, Zhou et al. desenvolveu um estudo de caso para construção de plataformas de pipeline de ML na prática, com o objetivo de investigar os desafios e complexidades decorrentes do desenvolvimento e implantação de aplicações de ML, destacando a necessidade de plataformas de pipeline de ML eficientes e confiáveis ​​para dar suporte ao gerenciamento do ciclo de vida. Para isso sua contribuição desenvolveu uma plataforma funcional de ML com capacidade DevOps a partir de ferramentas existentes de integração contínua (CI) ou entrega contínua (CD) e Kubeflow, excecutando pipelines de ML para treinar modelos com diferentes camadas e hiperparâmetros enquanto o tempo e os recursos de computação consumidos eram gravados. O resultado do trabalhao foi um sucesso ao demostrar a viabilidade de construir pipelines funcionais de ML com recursos de CI/CD, desmitificando o desempenho de plataformas de gerenciamento de ciclo de vida ponta a ponta para aplicações ML, como TensorFlow Extended (TFX) e Kubeflow. O resultado também destacou a utilização GPU emergindo como um fator significativo durante as execuções do pipeline de tarefas de ML.

REFERENCES

@inproceedings{tamburri2020sustainable,

title={Sustainable mlops: Trends and challenges},

author={Tamburri, Damian A},

booktitle={2020 22nd international symposium on symbolic and numeric algorithms for scientific computing (SYNASC)},

pages={17--23},

year={2020},

organization={IEEE}

}

@inproceedings{symeonidis2022mlops,

title={Mlops-definitions, tools and challenges},

author={Symeonidis, Georgios and Nerantzis, Evangelos and Kazakis, Apostolos and Papakostas, George A},

booktitle={2022 IEEE 12th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)},

pages={0453--0460},

year={2022},

organization={IEEE}

}

@article{kreuzberger2023machine,

title={Machine learning operations (mlops): Overview, definition, and architecture},

author={Kreuzberger, Dominik and K{\"u}hl, Niklas and Hirschl, Sebastian},

journal={IEEE Access},

year={2023},

publisher={IEEE}

}

@article{testi2022mlops,

title={MLOps: A taxonomy and a methodology},

author={Testi, Matteo and Ballabio, Matteo and Frontoni, Emanuele and Iannello, Giulio and Moccia, Sara and Soda, Paolo and Vessio, Gennaro},

journal={IEEE Access},

volume={10},

pages={63606--63618},

year={2022},

publisher={IEEE}

}

@inproceedings{andrade2021continuous,

title={Continuous Integration for Machine Learning Experiments Reproducibility: a Practical Study},

author={Andrade, AM and Pereira, MB and Silveira, SHS and Linhares, FIF and Neto, AHO and Andrade, RMC and Ara{\'u}jo, IL},

booktitle={Anais do I Workshop Brasileiro de Engenharia de Software Inteligente},

pages={25--28},

year={2021},

organization={SBC}

}

@inproceedings{zhou2020towards,

title={Towards mlops: A case study of ml pipeline platform},

author={Zhou, Yue and Yu, Yue and Ding, Bo},

booktitle={2020 International conference on artificial intelligence and computer engineering (ICAICE)},

pages={494--500},

year={2020},

organization={IEEE}

}

@misc{googleMLOpsPipelines,

author = {},

title = {{M}{L}{O}ps: pipelines de entrega contínua e automação no aprendizado de máquina  |  {C}entro de arquitetura do {C}loud  |  {G}oogle {C}loud --- cloud.google.com},

howpublished = {\url{https://cloud.google.com/architecture/mlops-continuous-delivery-and-automation-pipelines-in-machine-learning?hl=pt-br}},

year = {},

note = {[Accessed 03-Jul-2023]},

}