**PROTOCOLO DE REVISÃO**

**Pesquisador(a): Werverton Freitas Gomes**

**Tema:** Emissão de gases do efeito estufa pelo uso e treinamento de modelos de inteligência artificial.

**Objetivos:**

• Buscar artigos e estudos que recomendem métodos e ou ferramentas para redução da pegada de carbono no ciclo de vida de Inteligências Artificiais.

• Buscar comparações entre arquiteturas populares de IA quanto à eficiência energética e impacto ambiental.

• Pesquisar ferramentas para cálculo automatizado das emissões de carbono associadas a processos de IA.

• Buscar conjunto de dados que tenham dados sobre o consumo de Inteligências Artificiais utilizadas atualmente.

**Formulação da pergunta da revisão:**

* Existe na literatura atual estudos que recomendam/sugerem formas de treinar e utilizar modelos de inteligência artificial que sejam mais eficientes energeticamente e que sejam menos nocivos ao meio ambiente?
* Existe na comunidade científica estudos que se preocupam com a emissão de gases do efeito estufa por parte das Inteligências Artificiais?

**Palavras-chaves:**

* Inteligência Artificial / Artificial Intelligence
* Pegada de Carbono / Carbon Footprint
* Gases do efeito estufa / Greenhouse gases
* Sustentabilidade / Sustainability

**Fontes:**  Periódicos da CAPES, Google Scholar.

**Tipos de Obras:** Artigos, livros, teses, dissertações.

**Idiomas das obras:** Português**,** Inglês.

**Critérios de qualidade dos estudos primários:**

* Usar artigos completos;
* Usar artigos com qualis (definir)

**FORMULÁRIO DE CONDUÇÃO DA REVISÃO**

**Fonte:** Google Scholar;

**Data da Busca:** 27/03/2025

**Palavras-chave utilizadas:** Inteligência Artificial, Pegada de Carbono, Gases do efeito estufa, Sustentabilidade;

**Strings de busca utilizadas:**

* ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("carbon footprint" OR "CO2 emissions" OR "greenhouse gas emissions") AND ("training" OR "inference" OR "energy consumption") AND

("Green AI" OR "reduction of GEE")

**Critérios de Inclusão e Exclusão**

|  |  |
| --- | --- |
| **Critérios** | **Resultados** |
| Os artigos devem estar disponíveis na web | **S** |
| Os artigos devem apresentar textos completos dos estudos em formato eletrônico | **S** |
| Os artigos devem estar descritos em inglês ou português | **S** |
| Os artigos devem ter ano de publicação a partir de 2020 | **S** |
| Os artigos devem ter sidos publicados em periódicos *confiáveis* | **S** |
| Os artigos devem ter uma metodologia detalhada | **S** |

**Justificativa:** (Comentários do pesquisador sobre a sua escolha)

**Lista dos artigos encontrados**

**Lista dos artigos incluídos**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **ID** | **Título do Artigo** | **Autores** | **Ano de Publicação** | **Veículo** |
| 1 | Carbon Emissions and Large Neural Network Training | David Patterson et al. | 2021 | ArXiv |
| 2 | Making AI Less “Thirsty”: Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models | Pengfei Li et al. | 2024 | In Proceedings of 3rd International Conference on AI Engineering — Software Engineering for AI (CAIN 2024) |
| 3 | Compute Trends Across Three Eras Of Machine Learning | Jaime Sevilla et al. | 2021 | (Não especificado, formato de artigo de pesquisa) |
| 4 | Carbontracker: Tracking and Predicting the Carbon Footprint of Training Deep Learning Models | Lasse F. Wolff Anthony, Benjamin Kanding, Raghavendra Selvan | 2020 | ICML Workshop on "Challenges in Deploying and monitoring Machine Learning Systems" |
| 5 | Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning | Peter Henderson et al. | 2020 | Journal of Machine Learning Research 21 |
| 6 | Hybrid approaches to optimization and machine learning methods: a systematic literature review | Beatriz Flamia Azevedo et al. | 2024 | Machine Learning (2024) 113:4055–4097 |
| 7 | Green AI | Roy Schwartz, Jesse Dodge, Noah A. Smith, and Oren Etzioni | 2020 | Communications of the ACM |
| 8 | Benchmarking deep learning models on nvidia jetson nano for real-time systems: An empirical investigation | Tushar Prasanna Swaminathan, Christopher Silver, Thangarajah Akilan | 2024 | (Não especificado, formato de artigo) |
| 9 | The carbon emissions of writing and illustrating are lower for AI than for humans | Bill Tomlinson et al. | 2024 | Environ. Res. Commun. 5 115014 |
| 11 | Energy consumption data collection: case study on data center in a Thai University | Withit Chatlatanagulchai e Chantana Chantrapornchai | 2024 | Energy Informatics |
| 12 | Green AI: A Preliminary Empirical Study on Energy Consumption in DL Models Across Different Runtime Infrastructures | Negar Alizadeh and Fernando Castor | 2024 | In Proceedings of 3rd International Conference on AI Engineering — Software Engineering for AI (CAIN 2024) |
| 13 | Carbon Footprint of Machine Learning Algorithms | Gigi Hsueh | 2020 | Bard Digital Commons, Senior Projects Spring 2020 |
| 14 | Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model | Alexandra Sasha Luccioni, Sylvain Viguier, Anne-Laure Ligozat | 2023 | Journal of Machine Learning Research 24 |
| 15 | How to estimate carbon footprint when training deep learning models? A guide and review | Lucía Bouza, Aurélie Bugeau and Loïc Lannelongue | 2023 | Environ. Res. Commun. 5 115014 |
| 16 | A review of green artificial intelligence: Towards a more sustainable future | Verónica Bolón-Canedo, Laura Fernández-Morán, Brais Cancela, Amparo Alonso-Betanzos | 2024 | Neurocomputing 599 (2024) 128096 |
| 17 | Counting Carbon: A Survey of Factors Influencing the Emissions of Machine Learning | Alexandra Sasha Luccioni, Alex Hernandez-Garcia | 2023 | (Não especificado, formato de artigo pendente de revisão) |

**Lista de artigos excluídos**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **ID** | **Título do Artigo** | **Autores** | **Ano de Publicação** | **Veículo** |
| 01 | A First Look into the Carbon Footprint of Federated Learning | Xinchi Qiu, Titouan Parcollet, Javier Fernandez-Marques, Pedro P. B. Gusmao, Yan Gao, Daniel J. Beutel, Taner Topal, Akhil Mathur, Nicholas D. Lane | 2023 | Journal of Machine Learning Research 24 (2023) 1-23 |
| 02 | Measuring the Effectiveness of Carbon-Aware AI Training Strategies in Cloud Instances: A Confirmation Study | Roberto Vergallo, Luca Mainetti | 2024 | Future Internet 2024, *16*, 334 |

**APÊNDICE II - FORMULÁRIO DE EXTRAÇÃO DE DADOS**

**1º)**

**Título do Artigo:** Carbon Emissions and Large Neural Network Training

**Autores:** David Patterson, Joseph Gonzalez, Quoc Le, Chen Liang, Lluis-Miquel Munguia, Daniel Rothchild, David So, Maud Texier, and Jeff Dean

**Data da Publicação:** 2021

**Veículo de Publicação:** ArXiv.org

**Fonte:** Google Scholar

**Abstract:** *The computation demand for machine learning (ML) has grown rapidly recently, which comes with a number of costs. Estimating the energy cost helps measure its environmental impact and finding greener strategies, yet it is challenging without detailed information .*

*We calculate the energy use and carbon footprint of several recent large models— T5 , Meena , GShard , Switch Transformer , and GPT-3 —and refine earlier estimates for the neural architecture search that foundEvolved Transformer .*

*We highlight the following opportunities to improve energy efficiency and CO2 equivalent emissions (CO2e ):*

* *Large but sparsely activated DNNs can consume <1/10th the energy of large, dense DNNs without sacrificing accuracy despite using as many or even more parameters.*
* *Geographic location matters for ML workload scheduling since the fraction of carbon-free energy and resulting CO2e vary ~5X-10X, even within the same country and the same organization. We are now optimizing where and when large models are trained.*
* *Specific datacenter infrastructure matters, as Cloud datacenters can be ~1.4-2X more energy eficiente than typical datacenters, and the ML-oriented accelerators inside them can be ~2-5X more effective than off-the-shelf systems.*

*Remarkably, the choice of DNN, datacenter, and processor can reduce the carbon footprint up to ~100-1000X.*

*These large factors also make retroactive estimates of energy cost difficult. To avoid miscalculations, we believe ML papers requiring large computational resources should make energy consumption and CO2e explicit when practical. We are working to be more transparent about energy use and CO2e in our future research. To help reduce the carbon footprint of ML, we believe energy usage and CO2e should be a key metric in evaluating models, and we are collaborating with MLPerf developers to include energy usage during training and inference in this industry standard benchmark.*

**Resumo:** O artigo investiga o consumo de energia e a pegada de carbono de modelos de linguagem natural (NLP) grandes e recentes, como T5, Meena, GShard, Switch Transformer e GPT-3. Os autores enfatizam que o aumento da escala dos modelos de ML leva a maiores demandas de computação e energia. Eles demonstram que a escolha da arquitetura de rede neural, do hardware (processador), do data center e da localização geográfica tem um impacto significativo no consumo de energia e nas emissões de CO2e, com potenciais reduções de até 100 a 1000 vezes. O artigo destaca os benefícios de DNNs com ativação esparsa, a importância de agendar cargas de trabalho em locais com energia mais limpa e a maior eficiência de data centers em nuvem e aceleradores de ML. Os autores também corrigem uma estimativa anterior do custo de CO2e para a busca de arquitetura neural do Evolved Transformer, mostrando que o custo real foi significativamente menor devido ao uso de tarefas proxy menores durante a busca. Eles recomendam que publicações de ML que exigem muitos recursos computacionais reportem explicitamente o consumo de energia e o CO2e. O artigo também discute o impacto de técnicas algorítmicas para melhorar a eficiência energética, a importância da escolha do data center, o custo do treinamento e compara as emissões de treinamento de grandes modelos de NLP com outras atividades, como viagens aéreas. Conclui-se que a comunidade de ML deve priorizar a eficiência energética e a redução das emissões de carbono.

**Estudo**

**Data de execução:** 2020 a 2021

**Local:**

**Tipo:** Empírica (proposta de modelo de interface para aplicativos em smartphone).

**Descrição:**

O estudo envolveu a coleta e análise de dados sobre o tempo de treinamento, número de processadores, consumo de energia e emissões de CO2e para treinar modelos de NLP de grande escala. Para a correção da estimativa do NAS do Evolved Transformer, os autores revisitaram a metodologia e as suposições da estimativa anterior, baseando-se em dados reais da execução da busca no hardware e data center corretos.

**Hipóteses avaliadas**

O estudo não testa hipóteses formais, mas investiga e demonstra o impacto de diferentes escolhas (arquitetura de DNN, hardware, data center, localização geográfica) no consumo de energia e nas emissões de CO2e do treinamento de modelos de ML. A correção da estimativa anterior do NAS implicitamente avalia a precisão de estimativas retroativas baseadas em informações incompletas.

**Variáveis independentes**

* Tipo de modelo de NLP (T5, Meena, GShard, Switch Transformer, GPT-3, Transformer, Evolved Transformer).
* Arquitetura do modelo (denso vs. esparso).
* Hardware utilizado (TPU v2, TPU v3, GPU P100, GPU V100).
* Data center onde o treinamento foi realizado (localização, PUE).
* Mix de energia do data center (intensidade de carbono).
* Uso de estratégias de energia limpa (compras de energia renovável).

**Variáveis dependentes**

* Consumo de energia (KWh, MWh)
* Emissões brutas de CO2e (tCO2e, kgCO2e/KWh)
* Emissões líquidas de CO2e (tCO2e, kgCO2e/KWh)
* Tempo de treinamento (dias)
* Performance (TFLOPS/s)

**Participantes**

N/A

**Material**

Dados de consumo de energia e desempenho de modelos de NLP executados em infraestrutura de computação do Google e Microsoft Azure, incluindo TPUs e GPUs. Informações sobre a eficiência energética de data centers (PUE) e a intensidade de carbono das fontes de energia.

**Planejamento do estudo**

Os autores calcularam o consumo de energia e as emissões de CO2e para o treinamento de modelos específicos, utilizando dados de monitoramento de seus sistemas de computação e informações sobre a eficiência dos data centers e o mix de energia. Para a correção da estimativa do NAS, eles compararam as suposições da estimativa anterior com os detalhes reais da execução da busca, ajustando fatores como o hardware utilizado, a configuração da tarefa (uso de proxy), a eficiência do data center e o mix de energia

**Ameaças à validade**

* **Precisão das estimativas:** As estimativas de CO2e dependem da precisão dos dados de consumo de energia, da eficiência do data center e da intensidade de carbono da energia, que podem variar ao longo do tempo e entre locais.
* **Generalização:** Os resultados são baseados em modelos e infraestruturas específicos (principalmente do Google e OpenAI), o que pode limitar a generalização para outros modelos e configurações.
* **Retroatividade das estimativas:** A correção da estimativa do NAS demonstra a dificuldade de obter informações precisas retroativamente.

**Resultados**

No estudo foi possível concluir que:

Modelos grandes com ativação esparsa podem consumir significativamente menos energia do que modelos densos com desempenho semelhante.

A localização geográfica do data center tem um grande impacto nas emissões de CO2e devido às variações no mix de energia.

Data centers em nuvem e aceleradores de ML são mais eficientes energeticamente do que data centers típicos e hardware off-the-shelf.

A escolha do modelo, processador e data center pode reduzir a pegada de carbono em ordens de magnitude.

A estimativa anterior do CO2e para o NAS do Evolved Transformer foi superestimada em 88 vezes para organizações com data centers eficientes como o Google, principalmente devido a um mal-entendido sobre o uso de tarefas proxy menores durante a busca.

O custo de CO2e do treinamento de grandes modelos de NLP varia significativamente (de 3.2 tCO2e para o NAS do Evolved Transformer a 552.1 tCO2e para o GPT-3).

Em comparação com outras atividades, as emissões do treinamento de alguns modelos grandes de NLP podem ser comparáveis ou até maiores que as de voos de longa distância.

Técnicas algorítmicas como destilação e modelos esparsos podem melhorar a eficiência energética.

**Comentários adicionais**

**Referências relevantes**

[Adi20] Adiwardana, D. , Luong, M., R. So, D., Hall, J., Fiedel, N., Thoppilan, R., Yang, Z., Kulshreshtha, A., Nemade,

G., Lu, Y., and Le. Q. Towards a Human-like Open-Domain Chatbot . arXiv preprint arXiv:2001.09977 .

[Arm10] Armbrust, M., Fox, A., Griffith, R., Joseph, A.D., Katz, R., Konwinski, A., Lee, G., Patterson, D., Rabkin, A.,

Stoica, I. and Zaharia, M., 2010. A view of cloud computing. Communications of the ACM, 53(4), pp.50-58.

[Bar19] Barr, J. December 3, 2019. Amazon EC2 Update,

aws.amazon.com/blogs/aws/amazon-ec2-update-inf1-instances-with-aws-inferentia-chips

-for-high-performance-cost-effective-inferencing/ .

[Bro20] Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam , P., Sastry, G.,

**Justificativa:**

**2º)**

**Título do Artigo:** Carbontracker: Tracking and Predicting the Carbon Footprint of Training Deep Learning Models

**Autores:** Lasse F. Wolff Anthony\*, Benjamin Kanding\*, Raghavendra Selvan.

**Data da Publicação:** 2020

**Veículo de Publicação:** ICML Workshop on "Challenges in Deploying and monitoring Machine Learning Systems"

**Fonte:** Google Scholar

**Abstract:** *Deep learning (DL) can achieve impressive results across a wide variety of tasks, but this often comes at the cost of training models for extensive periods on specialized hardware accelerators. This energy-intensive workload has seen immense growth in recente years. Machine learning (ML) may become a signiﬁcant contributor to climate change if this exponential trend continues. If practitioners are aware of their energy and carbono footprint, then they may actively take steps to reduce it whenever possible. In this work, we present carbontracker, a tool for tracking and predicting the energy and carbon footprint of training DL models. We propose that energy and carbon footprint of model development and training is reported alongside performance metrics using tools like carbontracker. We hope this will promote responsible computing in ML and encourage research into energy-efﬁcient deep neural networks. 1.*

**Resumo:** O artigo aborda o crescente consumo de energia no treinamento de modelos de deep learning (DL) e o potencial impacto nas mudanças climáticas. Os autores destacam o aumento exponencial da demanda computacional em DL e a necessidade de conscientizar os profissionais sobre sua pegada de carbono. É introduzido o Carbontracker, uma ferramenta de código aberto em Python, desenvolvida para rastrear e prever o consumo de energia e as emissões de carbono durante o treinamento de modelos de DL. O Carbontracker permite uma abordagem proativa para reduzir as emissões, oferecendo suporte a previsões que podem levar à interrupção do treinamento se os custos ambientais previstos forem excedidos. A ferramenta é flexível e utilizável em diferentes ambientes, como clusters, desktops e Google Colab. Os autores realizaram experimentos com diferentes arquiteturas de redes neurais convolucionais (CNNs) e datasets para segmentação de imagens médicas para avaliar a precisão das previsões do Carbontracker. O artigo também apresenta recomendações concretas para reduzir consideravelmente as emissões de carbono no treinamento de modelos de DL, como a escolha de regiões com baixa intensidade de carbono, o agendamento do treinamento em horários de menor intensidade de carbono, o uso de algoritmos eficientes e a seleção de hardware e configurações energeticamente eficientes. Os autores defendem que a pegada de carbono seja reportada juntamente com as métricas de desempenho para promover a computação responsável em ML.

**Estudo**

**Data de execução:** 2020

**Local:**

**Tipo:** Experimental

**Descrição:**

O estudo descreve o design e a implementação do Carbontracker, uma ferramenta em Python que utiliza multithreading para coletar medições de energia (GPU, CPU, DRAM) e buscar dados de intensidade de carbono em tempo real através de APIs. A ferramenta também oferece funcionalidades de previsão do consumo total de energia, duração e pegada de carbono do treinamento, com base nos dados monitorados durante as primeiras épocas. Os experimentos envolveram o treinamento de modelos U-net e lungVAE em datasets como DRIVE, LIDC e CXR, com e sem o Carbontracker, para avaliar o impacto da ferramenta no desempenho e a acurácia de suas predições. O estudo também explora a variabilidade da intensidade de carbono entre regiões e ao longo do tempo, e discute estratégias para reduzir a pegada de carbono, como a escolha de locais e horários de treinamento ótimos, o uso de algoritmos eficientes e hardware energeticamente eficiente.

**Hipóteses avaliadas**

O estudo não formula hipóteses formais no sentido tradicional de um experimento científico com um grupo de controle direto para testar uma relação causal específica. No entanto, implicitamente, o trabalho busca demonstrar:

* Que é possível rastrear e prever o consumo de energia e a pegada de carbono do treinamento de modelos de DL de forma eficaz com uma ferramenta como o Carbontracker.
* Que a intensidade de carbono varia significativamente entre regiões e ao longo do tempo, impactando substancialmente a pegada de carbono do treinamento.
* Que existem estratégias práticas que os profissionais de ML podem adotar para reduzir sua pegada de carbono sem necessariamente comprometer o progresso da pesquisa.
* Que a inclusão de métricas de consumo de energia e pegada de carbono nos relatórios de pesquisa de ML pode promover uma computação mais responsável e a busca por modelos mais eficientes.

**Variáveis independentes**

* Modelo de deep learning (U-net, lungVAE).
* Dataset de treinamento (DRIVE, LIDC, CXR).
* Localização geográfica (para análise da intensidade de carbono).
* Horário do treinamento (para análise da intensidade de carbono ao longo do tempo).
* Uso do Carbontracker (para avaliar o impacto no desempenho).
* Número de épocas monitoradas para previsão (principalmente 1).
* Diferentes métodos de estimativa da intensidade de carbono (real-time vs. média).
* Configurações de hardware (GPU TITAN RTX, CPUs Intel, DRAM).

**Variáveis dependentes**

* Consumo de energia (kWh).
* Emissões de carbono (gCO2eq, kgCO2eq).
* Duração do treinamento (segundos).
* Erro nas predições de energia, emissões e duração.
* Uso relativo de energia por componente (GPU, CPU, DRAM).
* Variação na duração das épocas (com e sem Carbontracker)

**Participantes**

N/A

**Material**

* O Carbontracker (software).
* Modelos de deep learning (U-net, lungVAE) implementados em PyTorch.
* Datasets de imagens médicas (DRIVE, LIDC, CXR).
* Hardware de computação (NVIDIA TITAN RTX GPU, Intel CPUs, DRAM).
* APIs para obtenção de dados de intensidade de carbono (Energi Data Service para Dinamarca, Carbon Intensity API para Reino Unido).
* Dados históricos de intensidade de carbono (para países da UE)

**Planejamento do estudo**

* Implementação como um programa multithreaded para coletar dados de energia e intensidade de carbono em paralelo ao treinamento do modelo.
* Realização de experimentos de treinamento com diferentes modelos e datasets, com e sem o Carbontracker, para medir o consumo de energia e a duração.
* Avaliação da precisão das predições do Carbontracker comparando os valores previstos após uma época de monitoramento com os valores reais medidos ao final do treinamento.
* Análise da contribuição de diferentes componentes de hardware (GPU, CPU, DRAM) para o consumo total de energia.
* Ilustração do impacto da variação da intensidade de carbono entre regiões e ao longo do tempo no pegada de carbono do treinamento.
* Proposição de estratégias para reduzir a pegada de carbono com base nas análises realizadas

**Ameaças à validade**

**Resultados**

* O Carbontracker demonstrou ser capaz de rastrear e prever o consumo de energia e as emissões de carbono do treinamento de modelos de DL com um erro nas predições de energia entre 4.9% e 19.1%, nas emissões entre 7.3% e 19.9%, e na duração entre 0.8% e 4.6% ao prever após uma única época.
* A GPU consome a maior parte da energia (50-60%), mas a CPU e a DRAM também representam uma parcela significativa do consumo total. Ignorar o consumo de CPU e DRAM pode levar a uma subestimação considerável da pegada de carbono.
* A intensidade de carbono da eletricidade varia significativamente entre regiões. Treinar um modelo na Estônia pode emitir mais de 61 vezes mais CO2eq do que treiná-lo na Suécia, com base nas médias de 2016.
* A intensidade de carbono também varia ao longo do dia. Treinar um modelo em horários de baixa intensidade de carbono pode resultar em reduções significativas nas emissões.
* Estratégias como o uso de regiões com baixa intensidade de carbono, o agendamento do treinamento em horários adequados, o emprego de algoritmos eficientes e a escolha de hardware energeticamente eficiente podem reduzir consideravelmente a pegada de carbono do treinamento de modelos de DL.
* O impacto do Carbontracker no desempenho do treinamento (aumento na duração das épocas) foi geralmente baixo (média de 0.19% a 1.06% em alguns casos), com algumas variações possivelmente atribuídas à stochasticidade do treinamento**.**

**Comentários adicionais**

**Referências relevantes**

Amodei, D. and Hernandez, D. Aiand compute. Herun-tergeladen von https://blog. openai. com/aiand-compute, 2018.

Strubell, E., Ganesh, A., and McCallum, A. Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP. pp. 3645–3650, 2019. doi: 10.18653/v1/p19-1355. URL <https://bit.ly/2JTbGnI>.

Lacoste, A., Luccioni, A., Schmidt, V., and Dandres, T. Quantifying the Carbon Emissions of Machine Learning. Technical report, 2019.

Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D., and Pineau, J. Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning. jan 2020. URL <http://arxiv.org/abs/2002.05651>.

Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artiﬁcial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), volume 9351, pp. 234–241, may 2015. doi: 10.1007/978-3-319-24574-4\_28. URL <http://arxiv.org/abs/1505.04597>.

**Justificativa:**