

## مدل های یادگیری ماشین کم مصرف (هوش مصنوعی سبز)

خانم آر. کارتیکا<sup>1</sup>، جی. اس. سریجا<sup>2</sup>، ک. جاگاتیسواران<sup>3</sup>

<sup>1</sup>استادیار، گروه علوم کامپیوتر، کالج هنر و علوم سری کریشنا، کویمباتور، هند

<sup>2,3</sup>دانشجوی کارشناسی علوم کامپیوتر، کالج هنر و علوم سری کریشنا، کویمباتور، هند

### چکیده

پیشرفت سریع هوش مصنوعی (AI) موجب تحولات انقلابی در حوزه‌هایی مانند سلامت، مالی، آموزش و سامانه‌های خودران شده است. با این حال، این مزایا هزینه‌های زیست‌محیطی قابل‌توجهی دارند، چرا که آموزش و استقرار مدل‌های یادگیری ماشین در مقیاس بزرگ نیازمند توان محاسباتی عظیم بوده و منجر به مصرف بالای انرژی و انتشار کربن می‌شود. این چالش منجر به ظهور مفهوم «هوش مصنوعی سبز» شده است که بر طراحی مدل‌هایی تأکید دارد که علاوه بر دقت بالا، مصرف انرژی و اثرات زیست‌محیطی را نیز کاهش دهند. این مقاله به بررسی راهکارهای مختلف برای دستیابی به بهره‌وری انرژی در یادگیری ماشین می‌پردازد. تکنیک‌هایی مانند هرس مدل، کوانتیزاسیون و تقطیر دانش برای کاهش پیچیدگی مدل بدون افت محسوس دقت بررسی شده‌اند. همچنین روش‌هایی مانند جستجوی معماری عصبی (NAS) و آموزش با دقت ترکیبی به عنوان ابزارهای نویدبخش برای ایجاد تعادل میان عملکرد و پایداری معرفی می‌شوند. بهینه‌سازی سخت‌افزار با استفاده از شتاب‌دهنده‌های کم‌مصرف، دستگاه‌های هوش مصنوعی لبه‌ای و مراکز داده با انرژی تجدیدپذیر نیز مورد توجه قرار گرفته است. مطالعات تطبیقی و موردی در حوزه‌های طبقه‌بندی تصویر و پردازش زبان طبیعی نشان می‌دهند که مدل‌های بهینه‌شده از نظر انرژی می‌توانند تا ۵۰ تا ۷۰ درصد کاهش مصرف انرژی را بدون افت محسوس دقت تجربه کنند. یافته‌ها تأکید دارند که اتخاذ رویکردهای هوش مصنوعی سبز هم از نظر فنی امکان‌پذیر و هم از نظر زیست‌محیطی ضروری است. در نهایت، این مقاله هوش مصنوعی سبز را به عنوان مسیری برای نوآوری پایدار و مسئولانه معرفی می‌کند که پیشرفت فناوری را با اهداف جهانی اقلیمی همسو می‌سازد. واژگان کلیدی: هوش مصنوعی سبز، بهره‌وری انرژی، یادگیری ماشین، فشرده‌سازی مدل، محاسبات پایدار، ردپای کربنی، تقطیر دانش، کوانتیزاسیون، هرس، جستجوی معماری عصبی (NAS)، هوش مصنوعی لبه‌ای، محاسبات سازگار با محیط زیست.

## 1. مقدمه

هوش مصنوعی به یکی از محرک‌های اصلی تحول دیجیتال تبدیل شده است و امکان خودکارسازی، شخصی‌سازی و تصمیم‌گیری را در مقیاس‌های بی‌سابقه فراهم کرده است. مدل‌هایی مانند GPT، BERT و ترنسفورمرهای تصویری بزرگ عملکردی فراتر از انسان در درک زبان طبیعی و بینایی ماشین ارائه می‌دهند. با این حال، این پیشرفت‌ها چالش‌های پایداری قابل‌توجهی ایجاد می‌کنند، به‌ویژه با گسترش جهانی استفاده از هوش مصنوعی. دولت‌ها، صنایع و جوامع علمی به‌طور فزاینده‌ای بر لزوم اتخاذ شیوه‌های مسئولانه در توسعه هوش مصنوعی تأکید دارند که آسیب‌های زیست‌محیطی را به حداقل برساند. «هوش مصنوعی سبز» با تمرکز بر نوآوری‌های مبتنی بر بهرموری، به این نیاز پاسخ می‌دهد. برخلاف «هوش مصنوعی قرمز» که صرفاً به دنبال دقت بیشتر با هر هزینه‌ای است، هوش مصنوعی سبز توسعه مدل‌هایی را تشویق می‌کند که با تقاضای محاسباتی کمتر، عملکرد بهینه ارائه دهند. این تغییر رویکرد برای همسویی هوش مصنوعی با اهداف اقلیمی جهانی در عین حفظ ارزش عملی آن، حیاتی است.

## 2. روش‌شناسی

برای تحلیل و پیشنهاد راهکارهای هوش مصنوعی کم‌مصرف، این پژوهش از یک روش سه‌محوره استفاده کرده است:

## ۲/۱ بهینه‌سازی الگوریتمی

- فشرده‌سازی مدل: هرس وزن‌های زائد، کوانتیزاسیون به دقت پایین و تجزیه تنسورها
- تقطیر دانش: آموزش مدل‌های کوچک‌تر با استفاده از مدل‌های بزرگ‌تر
- استراتژی‌های آموزش بهینه: توقف زودهنگام، نرخ یادگیری تطبیقی، آموزش با دقت ترکیبی

## ۲/۲ بهینه‌سازی سخت‌افزاری

- استفاده از شتاب‌دهنده‌های کم‌مصرف مانند Google TPU Edge، NVIDIA Jetson، FPGA
- معماری‌های تخصصی مانند Flash Attention برای کاهش بار حافظه و محاسبات

## ۲/۳ پایش و سنجش انرژی

- ابزارهایی مانند Code Carbon و Experiment Impact Tracker برای اندازه‌گیری ردپای کربنی
- تحلیل تطبیقی روی مجموعه داده‌های CIFAR-10، ImageNet، GLUE

## 3. مدل‌سازی و تحلیل

مرحله مدل‌سازی و تجزیه و تحلیل این تحقیق بر ارزیابی چگونگی تأثیر تکنیک‌های مختلف هوش مصنوعی سبز بر موازنه بین دقت، بهره‌وری انرژی و ردپای کربن متمرکز است. یک رویکرد چند لایه برای بررسی بهینه‌سازی معماری مدل، پیچیدگی مجموعه داده و استراتژی‌های استقرار سخت‌افزار اتخاذ شد.

a. مدل‌های پایه در مقابل مدل‌های بهینه شده

مدل‌های پایه مانند ResNet-50 (طبقه‌بندی تصویر)، BERT (پردازش زبان طبیعی) و معماری‌های مبتنی بر ترانسفورماتور با استفاده از روش‌های مرسوم با دقت استاندارد ممیز شناور 32 بیتی آموزش داده شدند. سپس نسخه‌های بهینه شده این مدل‌ها با استفاده از تکنیک‌های هرس، کوانتیزاسیون و تقطیر دانش ساخته شدند.

1. مدل‌های پایه: برای حداکثر دقت و بدون ملاحظات انرژی آموزش دیده اند.

2. مدل‌های بهینه: کاهش پارامترها و طراحی‌های آگاه از انرژی، دستیابی به تعادل بین دقت و کارایی.

b. مطالعه موردی: طبقه‌بندی تصویر

1. ResNet-50 هرس شده: دقت - 74٪، انرژی آموزشی - ~ 95 کیلووات ساعت (کاهش انرژی ~ 52٪).

2. ResNet-50 کوانتیزه شده (8 بیتی): دقت - 73.5٪، سرعت استنتاج در دستگاه‌های لبه 3x بهبود یافته است.

این نشان می‌دهد که هرس و کوانتیزاسیون به‌طور قابل‌توجهی انرژی مورد نیاز را با حداقل افت عملکرد کاهش می‌دهد.

c. مطالعه موردی: پردازش زبان طبیعی

1. DistilBERT (پارامترهای 66M): دقت - 82٪، انرژی - ~ 160 کیلووات ساعت (کاهش انتشار کربن ~ 65٪).

2. TinyBERT (پارامترهای 14M): دقت - 79٪، انرژی - ~ 70 کیلووات ساعت (مناسب برای استقرار موبایل).

این نشان می‌دهد که تقطیر دانش یک رویکرد موثر برای ایجاد مدل‌های NLP کوچک‌تر و در عین حال قدرتمند است.

## 3.4 مطالعه موردی: استقرار لبه

دستگاه های تلفن همراه و سیستم های اینترنت اشیا اغلب با محدودیت های شدید انرژی مواجه هستند.

1. MobileNetV3 در جتسون نانو (مصرف برق 4 وات): 90 درصد دقت ResNet-50 را با  $10 \times$  انرژی کمتر به دست آورد.

1. Net-Lite کارآمد: برای پردازنده های تلفن همراه بهینه شده است و به نتایج پیشرفته با تأخیر کمتر دست می یابد. این نتایج تأیید می کند که روش های هوش مصنوعی سبز برای کاربردهای هوش مصنوعی لبه مانند هواپیماهای بدون سرنشین خودروان، دستگاه های مراقبت های بهداشتی هوشمند و سیستم های نظارتی بلادرنگ بسیار مهم هستند.

#### 4. نتایج و بحث

##### 4/1 صرفه جویی انرژی

- صرفه جویی 40%-60 با فشرده سازی
- کاهش 70٪ اندازه مدل با تقطیر دانش
- افزایش 3-5 برابر سرعت استنتاج با کوانتیزاسیون

##### 4/2 تأثیرات زیست محیطی

- کاهش 50٪ انتشار کربن

- مراکز داده با انرژی تجدیدپذیر توسط Amazon، Microsoft، Google

##### 4/3 کاربردهای صنعتی

- سلامت: تشخیص پزشکی با مدل های کم مصرف
- مالی: تشخیص تقلب بلادرنگ
- IoT و لبه: دستیارهای هوشمند، پهپادهای خودروان

##### 4/4 بحث

- برخی روش های فشرده سازی ممکن است دقت را بیش از حد کاهش دهند
- نیاز به معیارهای استاندارد برای نسبت انرژی به دقت

Figure 1: Comparative Analysis Table

Model Type	Accuracy (%)	Energy (kWh)	Carbon Reduction (%)	Deployment Suitability
ResNet-50 Baseline	76	200	–	Data Centers
Pruned ResNet-50	74	95	52	Edge Devices / Cloud
BERT Baseline	84	500	–	Cloud NLP Systems
DistilBERT	82	160	65	Mobile Apps / Edge NLP
MobileNetV3	71	20	90	IoT & Smart Devices

## 5. نتیجه‌گیری

1. این مطالعه نشان می‌دهد که هوش مصنوعی سبز برای رشد پایدار دیجیتال ضروری است. با بهره‌گیری از تکنیک‌هایی مانند هرس، کوانتیزاسیون و تقطیر دانش، سامانه‌های هوش مصنوعی می‌توانند ردپای محاسباتی و زیست‌محیطی خود را کاهش دهند، در حالی که عملکرد رقابتی خود را حفظ می‌کنند. راهبردهای آگاه از سخت‌افزار و استفاده از انرژی‌های تجدیدپذیر نیز پایداری را بیشتر تقویت می‌کنند.
2. این پژوهش تأکید می‌کند که هوش مصنوعی سبز صرفاً یک تنظیم فنی نیست، بلکه یک تغییر پارادایم به‌سوی نوآوری مسئولانه است. مسیرهای آینده شامل توسعه جستجوی معماری عصبی آگاه از محیط زیست (eco-aware NAS)، بهبود چارچوب‌های سنجش انرژی و ترویج سیاست‌هایی است که توسعه هوش مصنوعی با آگاهی از کربن را تشویق می‌کنند. با ادامه رشد استفاده از هوش مصنوعی، گنجاندن اصول پایداری در آن کلید تضمین هم‌سویی فناوری با تعهدات اقلیمی جهانی خواهد بود.

## 6. منابع

1. O. Etzioni, R. Schwartz, J. Dodge, N. A. Smith, «هوش مصنوعی سبز»، Communications of the ACM, جلد ۶۳، شماره ۱۲، صفحات ۵۴-۶۳، دسامبر ۲۰۲۰.
2. A. Ganesh, E. Strubell, A. McCallum, «ملاحظات انرژی و سیاست در یادگیری عمیق برای NLP»، مجموعه مقالات نشست سالانه انجمن زبان‌شناسی محاسباتی، صفحات ۳۶۴۵-۳۶۵۰، ۲۰۱۹.
3. D. Patterson و همکاران، «انتشار کربن و آموزش شبکه‌های عصبی بزرگ»، arXiv:2104.10350، ۲۰۲۱.
4. H. Li, J. Liu, Z. Lin, Y. Xu, «جستجوی معماری عصبی آگاه از انرژی برای یادگیری عمیق کارآمد»، کنفرانس IEEE/CVF، صفحات ۲۰۴۹-۲۰۵۸، ۲۰۲۱.
5. H. Grahm, G. Riley, C. Rodrigues, N. Garcia-Martin, «برآورد مصرف انرژی در یادگیری ماشین»، Journal of Parallel and Distributed Computing, جلد ۱۳۴، صفحات ۷۵-۸۸، ۲۰۱۹.
6. J. Zou, M. Abid, A. Ghorbani, «تفسیر شبکه‌های عصبی شکننده است»، کنفرانس AAAI در هوش مصنوعی، ۲۰۱۹.
7. V. J. Reddi و همکاران، «MLPerf: مجموعه معیار برای عملکرد یادگیری ماشین»، arXiv:1910.01500، ۲۰۱۹.
8. گزارش پایداری گوگل، «مراکز داده کربن‌خنثی و آموزش هوش مصنوعی»، ۲۰۲۲.
9. A. Green, C. L. Hutchison, J. K. Ward, «یادگیری ماشین پایدار: کاهش ردپای کربنی هوش مصنوعی»، IEEE Access, جلد ۱۰، صفحات ۱۲۵۶۰-۱۲۵۷۵، ۲۰۲۲.
10. E. Choi, R. Hu, M. Henderson, «به‌سوی هوش مصنوعی آگاه از کربن: سنجش و کاهش اثر انرژی یادگیری ماشین»، کنفرانس AAAI در هوش مصنوعی، ۲۰۲۱.