

深度探索 V3

概覽及主要亮點

1. 模型名稱：DeepSeek-V3，一個混合專家（MoE）語言模型，擁有 6710 億參數，其中每個標記激活 370 億參數。
 2. 訓練數據集：預訓練於 14.8 兆多樣且高質量的標記。
 3. 核心創新：整合多頭潛在注意力（MLA）和 DeepSeekMoE 架構，並使用無輔助損失的負載平衡以提高效率。
 4. 訓練效率：僅需 2.788 萬 H800 GPU 小時即可完成全面訓練。
 5. 成本效益：訓練成本估計為 5.576M USD，假設每個 GPU 小時為 2 USD。
-

架構創新

6. Transformer-Based 框架：保留 Transformer 架構以實現可擴展性和靈活性。
 7. 多頭潛在注意力（MLA）：通過壓縮鍵值緩存而不影響性能來減少推理記憶。
 8. DeepSeekMoE：利用共享和路由專家的組合，以實現成本效益的訓練和高計算效率。
 9. 無輔助損失的負載平衡：引入偏差項以保持平衡的專家負載，而不影響性能。
 10. 多標記預測（MTP）：按順序預測每個位置的多個標記，提高數據效率和表示預計劃。
-

訓練框架

11. FP8 混合精度訓練：利用細粒度量化和低精度存儲來優化記憶和計算。
 12. 雙管道算法：重疊計算和通信階段，減少管道氣泡並提高並行性。
 13. 高效跨節點通信：使用優化的內核進行所有到所有操作，利用 NVLink 和 InfiniBand 頻寬。
 14. 低精度優化器狀態：將優化器狀態存儲在 BF16 中，減少記憶消耗而不影響性能。
 15. 記憶優化技術：在反向傳播期間重新計算某些操作（例如 RMSNorm）以節省記憶。
-

預訓練細節

16. 穩定訓練過程：預訓練期間沒有發生不可恢復的損失峰值或回滾。
17. 上下文長度擴展：將上下文長度擴展到 32K，然後在兩個階段擴展到 128K。
18. 訓練成本：預訓練需要 2.664M GPU 小時，上下文擴展 119K GPU 小時，後訓練 5K GPU 小時。
19. 標記效率：通過最小化每兆標記的 GPU 小時來確保訓練效率。

20. 高質量數據：預訓練數據集精心策劃以實現多樣性和相關性。

後訓練增強

- 21. 超監督微調（SFT）：將模型輸出與人類偏好對齊。
 - 22. 強化學習（RL）：使用群組相對策略優化進行微調。
 - 23. 知識蒸餾：整合 DeepSeek-R1 模型的推理能力。
 - 24. 輸出風格控制：在準確性、生成長度和風格之間取得平衡。
 - 25. 性能精煉：後訓練進一步提高基準結果。
-

基準性能

- 26. MMLU（教育基準）：達到 88.5，超越其他開源模型。
 - 27. GPQA（一般知識）：得分 59.1，與 GPT-4o 和 Claude-3.5-Sonnet 相當。
 - 28. 數學基準：在數學推理任務中表現出色。
 - 29. 編碼競賽：在 LiveCodeBench 等編碼基準中表現出色。
 - 30. 事實知識：在英語和中文事實性基準中表現優異。
-

推理和部署

- 31. 預填充階段：結合張量並行（TP4）、序列並行（SP）和專家並行（EP32）以提高效率。
 - 32. 解碼階段：使用 EP320 與 IBGDA 進行低延遲通信。
 - 33. 動態冗餘：動態調整專家負載以優化資源利用。
 - 34. 階段分離：分離預填充和解碼階段以增強吞吐量。
 - 35. 硬體利用：優化 H800 GPU，並使用 NVLink 和 InfiniBand 互連。
-

載荷平衡和解碼的創新

- 36. 偏差基礎路由：引入偏差項以動態確保平衡的專家負載。
 - 37. 投機解碼：使用 MTP 模塊增強生成延遲。
 - 38. 多餘專家：複製高負載專家以平衡 GPU 工作負載。
 - 39. 節點限制路由：將標記路由限制在最多 4 個節點以減少通信開銷。
 - 40. 無標記丟棄：確保在訓練和推理期間保留所有標記。
-

技術細節

41. 集群配置：在擁有 2048 個 NVIDIA H800 GPU 的集群上進行訓練。
 42. 管道並行：採用 16 路並行方案以實現可擴展性。
 43. 記憶足跡：通過優化記憶使用來避免昂貴的張量並行。
 44. 自定義內核：開發專門的通信內核以高效處理跨節點操作。
 45. 混合精度優化：結合 FP8 和 BF16 格式以實現最佳訓練動態。
-

評估和結果

46. 綜合基準：在教育、編碼和推理等多個領域進行評估。
 47. 開源領導：成為其類別中最強的開源基礎模型。
 48. 與封閉源模型的比較：性能與 GPT-4o 和 Claude-3.5-Sonnet 相當。
 49. 中文知識強項：在中文事實性基準中超越領先模型。
 50. 長上下文處理：在需要擴展上下文處理的任務中表現出色。
-

未來方向

51. 動態冗餘探索：研究更具適應性的冗餘策略。
 52. 投機解碼擴展：探索 MTP 的進一步應用以加速推理。
 53. 硬體共同設計：適應下一代 GPU 以實現增強性能。
 54. 更廣泛的基準覆蓋：擴展評估到更多多樣化的任務。
 55. 可持續性：通過算法和硬體優化進一步降低訓練成本。
-

本文檔提供了 DeepSeek-V3 的全面摘要，涵蓋其架構、訓練方法、基準性能及未來展望。如果需要進一步針對特定部分或其他點進行說明，請告訴我！