yaml\_config\_template = """

model\_type: llm

base\_model: {model\_path}

input\_features:

  - name: DOMANDE

    type: text

    preprocessing:

      truncation: true

      max\_sequence\_length: 210

      lowercase: true

output\_features:

  - name: RISPOSTE

    type: text

    preprocessing:

      max\_sequence\_length: 1000

      max\_length: 1000

      truncation: true

    metrics:

      - type: bert\_score

        model: dbmdz/bert-base-italian-uncased

      - type: loss

      ### - type: rouge, - type: perplexity

prompt:

  template: >-

    Sei un esperto cardiologo. Rispondi alla seguente domanda in modo empatico e con frasi complete e concise, terminando ogni frase con un punto.

    {DOMANDE}

generation:

  temperature: 0.1    ### per la generazione del testo deve essere molto basso

  max\_new\_tokens: 80

  top\_p: 0.9          ### aiuta a generare testo più coerente e fluido. , il modello avrà un equilibrio tra casualità e coerenza, garantendo che i token generati siano tra quelli con le probabilità più alte.

adapter:

  type: lora

quantization:

  bits: 4

preprocessing:

  split:

    type: random

    probabilities: [0.8, 0.1, 0.1]  ### a gestione di più sottoinsiemi può richiedere risorse aggiuntive.

  global\_max\_sequence\_length: 1210

trainer:

  type: finetune

  epochs: 2

  batch\_size: 2

  eval\_batch\_size: 2

  gradient\_accumulation\_steps: 8  # effective batch size = batch size \* gradient\_accumulation\_steps

  learning\_rate: 1.0e-4  # Prova con un learning rate leggermente più basso

  enable\_gradient\_checkpointing: true

  learning\_rate\_scheduler:

    decay: cosine

    warmup\_fraction: 0.1  # Aumenta il warmup fraction

    reduce\_on\_plateau: 0

### un checkpoint del modello verrà salvato ogni 500 step di addestramento, permettendo il ripristino del modello in caso di interruzioni.

early\_stopping:                             ### monitora la perdita di validazione (val\_loss) e interrompe l'addestramento se la perdita non migliora per 5 epoche consecutive, per prevenire l'overfitting (min: il monitoraggio è configurato per minimizzare la perdita).

  monitor: val\_loss

  patience: 5

  mode: min

logging:                                    ### i log dell'allenamento verranno inviati a TensorBoard.

  log\_to\_tensorboard: true

callbacks:

  - type: progress\_bar

  - type: model\_checkpoint

    save\_best\_only: true

    monitor: val\_loss

    mode: min

  - type: early\_stopping

    monitor: val\_loss

    patience: 5

    mode: min

"""

Immagine che contiene testo, schermata, diagramma, Policromia

Descrizione generata automaticamente

Il grafico presentato fornisce una panoramica dettagliata delle prestazioni del modello di grandi dimensioni (LLM) attraverso varie metriche, distribuite su due epoche e suddivise per i dataset di training, validation e test. Analizziamo ciascuna metrica in dettaglio:

Loss per Epoca

Descrizione: Il grafico in alto a sinistra mostra la perdita (loss) durante le due epoche per i dataset di training, validation e test.

Osservazioni:

Epoca 1: La perdita è inizialmente alta per tutti e tre i dataset, con la perdita di training leggermente superiore a quella di validation e test.

Epoca 2: Si osserva una riduzione significativa della perdita in tutti i dataset, con la perdita di test che rimane la più bassa.

Conclusione: La diminuzione della perdita indica che il modello sta migliorando le sue previsioni attraverso l'addestramento.

Perplessità per Epoca

Descrizione: Il grafico in alto al centro mostra la perplessità (perplexity) per le due epoche.

Osservazioni:

La perplessità rimane elevata in entrambe le epoche per tutti i dataset, suggerendo che il modello ha ancora difficoltà a prevedere le sequenze con alta certezza.

Non si osserva una significativa diminuzione della perplessità tra le epoche.

Conclusione: Nonostante la riduzione della perdita, l'alta perplessità indica che il modello potrebbe necessitare di ulteriori ottimizzazioni o di un dataset più grande per migliorare le sue previsioni.

Accuratezza dei Token per Epoca

Descrizione: Il grafico in alto a destra rappresenta l'accuratezza dei token per le due epoche.

Osservazioni:

Si osserva un leggero miglioramento nell'accuratezza dei token dalla prima alla seconda epoca.

L'accuratezza rimane comunque bassa, suggerendo che il modello ha ancora margine di miglioramento nella predizione accurata dei token.

Conclusione: Anche se c'è un miglioramento, l'accuratezza dei token è un'area critica che richiede ulteriori perfezionamenti.

Loss per Dataset

Descrizione: Il grafico in basso a sinistra mostra la perdita per i dataset di training, validation e test, suddivisa per le due epoche.

Osservazioni:

La perdita diminuisce per tutti i dataset dalla prima alla seconda epoca, confermando il miglioramento del modello durante l'addestramento.

La perdita di training è più alta rispetto alla validation e al test, il che è atteso poiché il modello si adatta meglio ai dati di training con il tempo.

Conclusione: La riduzione della perdita su tutti i dataset è un segnale positivo, ma è importante monitorare la perdita di validation per evitare overfitting.

Perplessità per Dataset

Descrizione: Il grafico in basso al centro mostra la perplessità per i dataset di training, validation e test per le due epoche.

Osservazioni:

La perplessità rimane costante e alta per tutti i dataset attraverso le due epoche.

Conclusione: La costanza della perplessità suggerisce che il modello non sta migliorando significativamente nella comprensione del contesto del linguaggio, necessitando ulteriori miglioramenti.

Accuratezza dei Token per Dataset

Descrizione: Il grafico in basso a destra rappresenta l'accuratezza dei token per i dataset di training, validation e test, suddivisa per le due epoche.

Osservazioni:

Si nota un aumento dell'accuratezza dei token dal training alla validation, suggerendo che il modello generalizza meglio sui dati di validation rispetto ai dati di training.

L'accuratezza dei token per il dataset di test rimane relativamente bassa, indicando che il modello ha margini di miglioramento nella generalizzazione ai dati non visti.

Conclusione: Anche se l'accuratezza migliora leggermente, c'è ancora molto lavoro da fare per aumentare l'accuratezza complessiva del modello, specialmente sui dati di test.

Considerazioni Finali

Il grafico mostra che il modello LLM sta migliorando durante l'addestramento, come evidenziato dalla diminuzione della perdita. Tuttavia, le metriche di perplessità e accuratezza dei token suggeriscono che il modello necessita di ulteriori ottimizzazioni per migliorare la sua capacità predittiva e la generalizzazione ai dati non visti. È consigliabile continuare l'addestramento per più epoche e considerare tecniche di ottimizzazione avanzate o l'utilizzo di un dataset più ampio per ottenere risultati migliori.

Immagine che contiene testo, linea, Diagramma, diagramma

Descrizione generata automaticamente

Il grafico presentato fornisce un'analisi dettagliata delle prestazioni del modello di grandi dimensioni (LLM) attraverso varie metriche, distribuite su due epoche e suddivise per i dataset di training, validation e test. Analizziamo ciascuna metrica in dettaglio:

Loss per Epoca

Descrizione: Il grafico a sinistra mostra la perdita (loss) durante le due epoche per i dataset di training, validation e test.

Osservazioni:

Epoca 1: La perdita è inizialmente alta per tutti e tre i dataset, con la perdita di training leggermente superiore a quella di validation e test.

Epoca 2: Si osserva una riduzione significativa della perdita in tutti i dataset, con la perdita di test che rimane la più bassa.

Conclusione: La diminuzione della perdita indica che il modello sta migliorando le sue previsioni attraverso l'addestramento. Tuttavia, la riduzione della perdita è particolarmente evidente nel training set, suggerendo che il modello sta imparando dai dati di training.

Perplessità per Epoca

Descrizione: Il grafico al centro mostra la perplessità (perplexity) per le due epoche.

Osservazioni:

La perplessità rimane alta in entrambe le epoche per tutti i dataset, con una leggera diminuzione tra la prima e la seconda epoca.

Conclusione: Nonostante la riduzione della perdita, l'alta perplessità indica che il modello potrebbe ancora avere difficoltà a prevedere le sequenze con alta certezza. Potrebbe essere necessario più tempo di addestramento o una quantità maggiore di dati per migliorare significativamente questa metrica.

Accuratezza dei Token per Epoca

Descrizione: Il grafico a destra rappresenta l'accuratezza dei token per le due epoche.

Osservazioni:

Si osserva un miglioramento nell'accuratezza dei token dalla prima alla seconda epoca.

L'accuratezza dei token rimane comunque bassa, suggerendo che il modello ha ancora margine di miglioramento nella predizione accurata dei token.

Conclusione: Anche se c'è un miglioramento, l'accuratezza dei token è ancora bassa, indicando la necessità di ulteriori perfezionamenti e addestramento.

Considerazioni Finali

Il grafico mostra che il modello LLM sta migliorando durante l'addestramento, come evidenziato dalla diminuzione della perdita e dal leggero miglioramento dell'accuratezza dei token. Tuttavia, le metriche di perplessità e accuratezza dei token suggeriscono che il modello necessita di ulteriori ottimizzazioni per migliorare la sua capacità predittiva e la generalizzazione ai dati non visti. È consigliabile continuare l'addestramento per più epoche e considerare tecniche di ottimizzazione avanzate o l'utilizzo di un dataset più ampio per ottenere risultati migliori.

In sintesi, mentre il modello mostra segnali positivi di miglioramento, c'è ancora spazio per migliorare significativamente le sue prestazioni complessive.

Immagine che contiene testo, schermata, linea, Diagramma

Descrizione generata automaticamente

Il grafico presentato mostra l'andamento della perdita (loss) per il dataset di training e validation su due epoche. Analizziamo il grafico in dettaglio:

Descrizione Generale

Titolo: Training and Validation Loss

Assi:

Asse delle ascisse (X): Rappresenta le epoche (Epoch).

Asse delle ordinate (Y): Rappresenta la perdita (Loss).

Leggenda: Indica le curve di perdita per il training e la validation.

Osservazioni

Diminuzione della Perdita:

Entrambe le curve di perdita, sia per il training che per la validation, mostrano una diminuzione costante attraverso le due epoche. Questo indica che il modello sta migliorando la sua capacità di adattarsi ai dati durante l'addestramento.

La perdita di training inizia da circa 1.25 nella prima epoca e scende a circa 0.95 nella seconda epoca.

La perdita di validation inizia da circa 1.10 nella prima epoca e scende a circa 0.85 nella seconda epoca.

Convergenza delle Curve:

Le curve di perdita di training e validation seguono una traiettoria parallela, suggerendo che il modello sta generalizzando bene e non mostra segni evidenti di overfitting. Se le curve avessero iniziato a divergere significativamente, sarebbe stato un indicatore di overfitting, dove il modello si adatta troppo bene ai dati di training a scapito della sua performance sui dati di validation.

Differenza tra Training e Validation Loss:

La perdita di training è leggermente superiore alla perdita di validation, il che può essere considerato un buon segno, indicando che il modello non sta semplicemente memorizzando i dati di training ma sta anche imparando a generalizzare.

La perdita di validation è inferiore alla perdita di training, suggerendo che il modello sta mantenendo una buona capacità di generalizzazione.

Conclusioni

Miglioramento del Modello: La costante diminuzione della perdita per entrambe le curve suggerisce che il modello sta migliorando le sue prestazioni con ogni epoca.

Buona Generalizzazione: Le curve parallele indicano che il modello sta generalizzando bene ai dati di validation, riducendo il rischio di overfitting.

Continuare l'Addestramento: Poiché la perdita continua a diminuire, potrebbe essere utile continuare l'addestramento per ulteriori epoche per vedere se le prestazioni migliorano ulteriormente.

Considerazioni Finali

Il grafico fornisce una chiara indicazione che il modello sta apprendendo in modo efficace durante le epoche di addestramento. La perdita decrescente e le curve parallele di training e validation loss suggeriscono che il modello sta mantenendo un buon equilibrio tra adattamento ai dati di training e capacità di generalizzazione. Questo è un risultato positivo

Immagine che contiene testo, schermata, linea, Diagramma

Descrizione generata automaticamente

Il grafico presentato mostra l'andamento della perplessità (perplexity) del prossimo token su due epoche. Analizziamo il grafico in dettaglio:

Descrizione Generale

Titolo: Next Token Perplexity

Assi:

Asse delle ascisse (X): Rappresenta le epoche (Epoch).

Asse delle ordinate (Y): Rappresenta la perplessità del prossimo token (Next Token Perplexity).

Leggenda: Indica la curva della perplessità del prossimo token.

Osservazioni

Diminuzione della Perplessità:

La perplessità del prossimo token mostra una diminuzione costante attraverso le due epoche. Questo indica che il modello sta migliorando la sua capacità di prevedere il prossimo token nel contesto del testo.

La perplessità inizia da circa 16500 nella prima epoca e scende a circa 15900 nella seconda epoca.

Convergenza della Curva:

La curva mostra una riduzione lineare della perplessità, suggerendo che il modello sta apprendendo in modo continuo e migliorando la sua comprensione delle sequenze testuali.

La diminuzione della perplessità è un segnale positivo, indicando che il modello sta diventando sempre più efficace nel prevedere i token successivi con maggiore accuratezza.

Conclusioni

Miglioramento del Modello: La costante diminuzione della perplessità indica che il modello sta migliorando nel corso delle epoche. Un valore di perplessità inferiore suggerisce che il modello è più certo delle sue previsioni, il che è un segno di miglioramento delle prestazioni.

Buona Direzione: La traiettoria discendente della perplessità suggerisce che il processo di addestramento sta procedendo nella giusta direzione. È importante monitorare questo trend su ulteriori epoche per confermare che il miglioramento continui.

Considerazioni Finali

Il grafico fornisce una chiara indicazione che il modello sta apprendendo in modo efficace durante le epoche di addestramento. La diminuzione costante della perplessità del prossimo token suggerisce che il modello sta migliorando la sua capacità predittiva. Questo è un risultato positivo, ma è fondamentale continuare a monitorare questa metrica per assicurarsi che il modello non raggiunga un plateau prematuramente e continui a migliorare con ulteriori epoche di addestramento.

Immagine che contiene testo, linea, schermata, Diagramma

Descrizione generata automaticamente

Il grafico presentato mostra l'andamento dell'accuratezza dei token (token accuracy) su due epoche. Analizziamo il grafico in dettaglio:

Descrizione Generale

Titolo: Token Accuracy

Assi:

Asse delle ascisse (X): Rappresenta le epoche (Epoch).

Asse delle ordinate (Y): Rappresenta l'accuratezza dei token (Token Accuracy).

Leggenda: Indica la curva dell'accuratezza dei token.

Osservazioni

Aumento dell'Accuratezza:

L'accuratezza dei token mostra un aumento costante attraverso le due epoche. Questo indica che il modello sta migliorando la sua capacità di prevedere correttamente i token successivi nel contesto del testo.

L'accuratezza inizia da circa 0.00006 nella prima epoca e sale a circa 0.00013 nella seconda epoca.

Convergenza della Curva:

La curva mostra un aumento lineare dell'accuratezza, suggerendo che il modello sta apprendendo in modo continuo e migliorando la sua precisione nelle predizioni dei token.

L'aumento dell'accuratezza è un segnale positivo, indicando che il modello sta diventando sempre più efficace nel prevedere i token corretti con maggiore accuratezza.

Conclusioni

Miglioramento del Modello: L'aumento costante dell'accuratezza dei token indica che il modello sta migliorando nel corso delle epoche. Un'accuratezza maggiore suggerisce che il modello è più preciso nelle sue predizioni, il che è un segno di miglioramento delle prestazioni.

Buona Direzione: La traiettoria ascendente dell'accuratezza suggerisce che il processo di addestramento sta procedendo nella giusta direzione. È importante monitorare questo trend su ulteriori epoche per confermare che il miglioramento continui.

Considerazioni Finali

Il grafico fornisce una chiara indicazione che il modello sta apprendendo in modo efficace durante le epoche di addestramento. L'aumento costante dell'accuratezza dei token suggerisce che il modello sta migliorando la sua capacità predittiva. Questo è un risultato positivo, ma è fondamentale continuare a monitorare questa metrica per assicurarsi che il modello continui a migliorare con ulteriori epoche di addestramento.

In sintesi, mentre il modello mostra segnali positivi di miglioramento, c'è ancora spazio per migliorare significativamente le sue prestazioni complessive. Continuare l'addestramento e ottimizzare ulteriormente il modello potrebbe portare a una maggiore accuratezza e precisione nelle predizioni dei token.