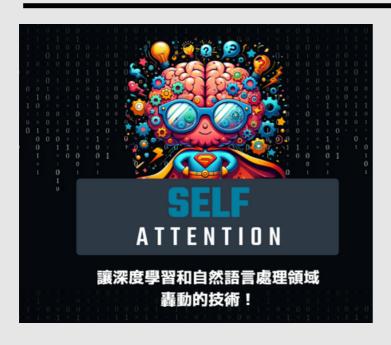
深入淺出 SELF-ATTENTION — 讓深度學習和自然語言處理領域轟動的技術!



在自然語言處理(NLP)的歷史 進程中,一個名為 Selfattention的技術正顛覆傳統, 引發行業內的轟動。這項技術是 由Transformer架構所引入,這 種架構完全摒棄了傳統的循環神 經網路(RNN)和卷積神經網路 (CNN),為處理語言任務帶來 了一種更高效的方法。

自註意力機制

SELF-ATTENTION MECHANISM

Transformer 通過自註意力機制

聚焦於文本中最關鍵的部分

有效地避免了傳統RNN的

長期依賴問題,同時提

高了平行處理能力

Parallel Processing

Capability



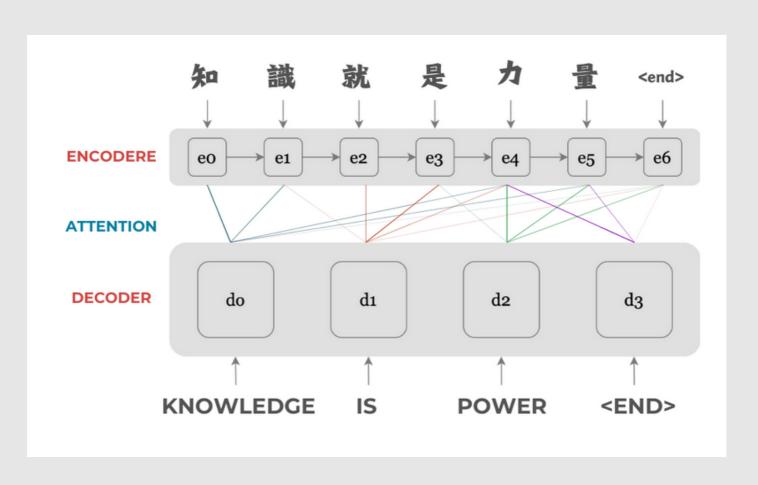
核心技術揭秘:

Transformer透過其核心組件——自註意力機制(self-attention mechanism),能夠專注於文本中最關鍵的部分。這不僅有效解決了RNN在處理長序列時的依賴問題,還大幅提升了平行處理的能力,開創了數據處理的新紀元。

詞向量化與其意義:

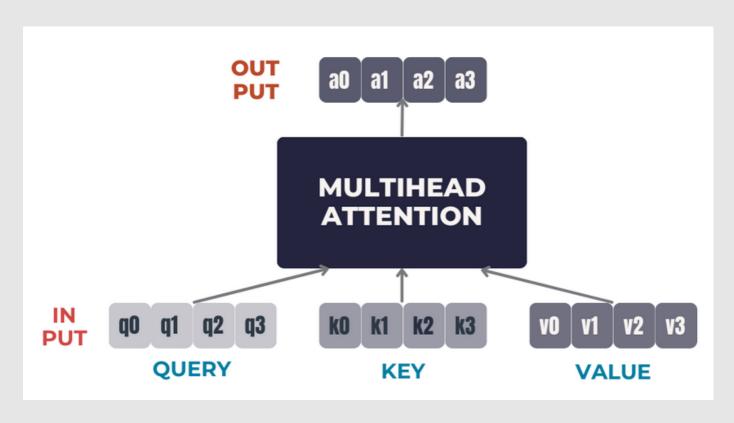
在NLP的核心操作中,每個詞都被轉換成數值向量,這些向量不僅代表著詞語本身,更蘊含了豐富的語義信息,使得模型能夠透過這些數學表示來捕捉詞語間的細膩語境關係。

EX:「陽明交通大學 人工智慧檢測中心」中的每個詞(「陽明」、「交通」、「大學」、「人工智慧」、「檢測」、「中心」)都被轉化成一個向量。這些向量是詞的數學表示,包含了詞的語義信息。「大學」這個詞的向量會與「學校」、「教育」等詞的向量在多維空間中相似。



QUERY, KEY, VALUE的角色扮演:

在Self-attention的過程中,每個詞的向量化表示將進一步被轉換成 Query、Key、Value三種形式,這三者的相互作用就像是打開知識 寶庫的鑰匙,找到並放大了最有「價值」的信息。



Query (Q):看作是一個「問題」,它是對特定信息的查詢。 在計算注意力時,每一個詞的Query向量都會用來與其他所有詞的 Key向量進行比較,以確定它們之間的相似性或關聯度。

Key (K):被視為一種「索引」,它代表著可以被Query查詢的信息當Query與Key進行點積運算時,這個得分決定了元素間的關聯程度。

Value (V):包含了與Key相關的實際信息 當Key與Query匹配時,對應的Value將會被用來計算最終的輸出。 如果一個Key與Query的匹配程度越高,那麼這個Key對應的Value將 會在最終輸出中佔有更大的權重

多頭注意力的引入:

為了捕捉數據的多維度特性,我們不僅使用一套Query、Key、Value,而是採用了多套配置,即所謂的多頭注意力機制,它讓模型能從多個角度同時捕捉信息,提供更全面的理解。

技術的重要性:

Self-attention機制的重要性在於其能夠直接計算序列中任意兩點之間的關聯性。這使得模型在捕捉長距離依賴關係上特別有效,解決了傳統RNN和LSTM模型在這方面的困難。

Self-attention技術不僅是一項理論上的創新,它的實際應用已經在語音識別、機器翻譯和內容摘要生成等領域展示了強大的效能,並且將繼續推動AI技術邁向更高的智能處理語言的未來。