CNN方法 vs 線性預測

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 特徵 | CNN方法 | 傳統線性預測方法 |
| 預測機制 | 非線性,多層次的特徵提取和組合 | 基於簡單的線性組合或統計模型 |
| 複雜度 | 高,能處理複雜的非線性關係 | 低,主要處理線性或簡單的非線性關係 |
| 適應性 | 強,可以適應不同類型的圖像和模式 | 弱,通常針對特定類型的圖像設計 |
| 周圍考慮 | 可以考慮大範圍的周圍像素 | 通常只考慮上下左右各四個像素 |
| 計算需求 | 高,需要大量計算資源 | 低,計算效率高 |
| 訓練需求 | 需要大量數據和時間進行訓練 | 通常不需要訓練或只需簡單調整 |
| 預測精度 | 通常更高,特別是對於複雜圖像 | 對於簡單圖像可能足夠,複雜圖像則較差 |
| 參數數量 | 大量,可達數百萬或更多 | 少量,通常只有幾個到幾十個 |
| 可解釋性 | 較低,通常被視為"黑盒"模型 | 較高,預測過程直觀且易於理解 |
| 實現難度 | 較高,需要深度學習框架和調整 | 較低,可以用簡單的數學公式實現 |
| 泛化能力 | 強,可以應用於各種類型的圖像 | 弱,通常只適用於特定類型的圖像 |

CNN模型的生成步驟

* 輸入層:
  + 接收原始圖像,保留所有像素級的細節。
* 第一卷積層: (抓細節、特徵)
  + 使用小尺寸的卷積核(e.g. 3x3)捕捉局部的細微特徵。
  + 這個層次可能識別邊緣、簡單紋理等基本特徵。
* 第一池化層: (將細節組合)
  + 通過降採樣(e.g. 2x2最大池化)減少空間維度。
  + 開始整合局部特徵,增加感受野。
* 第二卷積層: (抓結構)
  + 使用更大的卷積核(e.g. 5x5)捕捉更大範圍的特徵。
  + 可能識別更複雜的紋理、局部形狀等。
* 第二池化層: (將結構組合)
  + 進一步降低空間維度,整合更大範圍的特徵。
  + 此時每個特徵點代表原始圖像中更大的區域。
* 全連接層: (將細節和結構組合)
  + 融合不同尺度的特徵,生成全面的表示。

一張含有 螢幕擷取畫面, 文字, 圖表, 正方形 的圖片

自動產生的描述