**Học suốt đời cho các hệ thống học tập nhân tạo**

1. **Introduction**

Các hệ thống máy tính hoạt động trong thế giới thực, tiếp xúc với các luồng thông tin liên tục, do đó được yêu cầu học và nhớ nhiều tác vụ từ các bản phân phối dữ liệu động.

Vấn đề chính của các mô hình tính toán liên quan đến việc học tập suốt đời là chúng dễ bị can thiệp nghiêm trọng, nghĩa là đào tạo một mô hình với thông tin mới can thiếp với những kiến thức cũ đã học trước đây. Hiện tượng này thường dẫn đến giảm hiệu suốt đột ngọt hoặc trong trường hợp xấu nhất là kiến thức cũ bị ghi đè hoàn toàn bởi kiến thức mới

Một sơ đồ học tập giả định rằng tất cả các mẫu đều có sẵn trong giai đoạn đào tạo và do đó, yêu cầu đào tạo lại các tham số mạng trên toàn bộ tập dữ liệu để thích ứng với những thay đổi trong phân phối dữ liệu. Khi được train về sequence task, performance của các mô hình mạng nơ ron thông thường giảm đáng kể đối với các task đã học trước đó khi các tasks mới được học. Mặc dù việc train lại từ đầu về mặt thực dụng có thể giải quyết được tình trạng lãng quên nghiêm trọng (catastrophic forgetting) nhưng phương pháp này rất kém hiệu quả và cản trở việc học các dữ liệu mới trong thời gian thực.

Để khắc phục tình trạng catastrophic forgetting các hệ thống học tập phải cho thấy khả năng thu nhận kiến thức mới và tinh chỉnh kiến thức hiện có trên cơ sở đầu vào liên tục, mặt khác ngăn chặn đầu vào mới có thể can thiệp đáng kể vào kiến thức hiện có. Mức độ mà một hệ thống phải linh hoạt để tích hợp thông tin mới và ổn định theo thứ tự không can thiệp một cách đáng kể ào kiến thức đã được tổng hợp gọi là tình thế tiến thoái lưỡng nan về tính ổn định. => nhiều phương pháp tiếp cận tính toán đã được đề xuất.

Học suốt đời với não người => Bộ não phải thực hiện 2 nhiệm vụ: Khái quát hóa các trải nghiệm và lưu giữ những ký ức cụ thể về các sự kiện giống như từng đợt. Sự thích nghi trong thời gian ngắn cho phép học hỏi nhanh chóng thông tin mới, sau đó sẽ được chuyển giao và tích hợp vào hệ thống neocortical để lưu trữ lâu dài.

Các phương pháp tiếp cận mạng noron thường được thiết kế để dần dần thích ứng với các mẫu dữ liệu tổng hợp được thu thập trong các môi trường được kiểm soát

1. **Các khía cạnh sinh học của học tập suốt đời (biological aspects of lifelong learning)**

**2.1: Độ ổn định - dẻo**

**2.2: Độ dẻo và tính ổn định của Hebbian**

**2.3: Các hệ thống học tập bổ sung**

Não phải có một cơ chế để đồng thời tổng quát hóa các trải nghiệm trong khi vẫn lưu giữ các ký ức theo từng giai đoạn.

**2.4: Học mà không quên**

**3. Học tập suốt đời và sự lãng quên trong neural network**

**3.1: Học tập suốt đời trong Machine Learning**

Học tập suốt đời là một thách thức lâu dài đối với học máy và hệ thống mạng nơ ron. Điều là là do xu hướng các mô hình quên một cách thảm hại kiến thức hiện có khi học từ những kiến thức mới lạ, khiến thông tin mới ghi đè kiến thức đã học trước đó. Ảnh hưởng của catastrophic forgetting đã được nghiên cứu rộng rãi đặc biệt là trong các mạng được học bằng cách sử dụng back-propagation (lan truyền ngược) và mạng Hopfield.

Những nỗ lực ban đầu để giảm thiểu catastrophic forgetting thường bao gồm các hệ thống bộ nhớ lưu trữ dữ liệu đó và thường xuyên phát lại các mẫu cũ xen kẽ các mẫu mới, những phương pháp này vẫn được sử dụng cho đến ngày nay. Tuy nhiên nhược điểm của các hệ thống dựa trên bộ nhớ là chúng yêu cầu lưu trữ thông tin cũ một cách rõ ràng dẫn. Trong kịch bản học tập suốt đời, số lượng nhiệm vụ và mẫu mỗi nhiệm vụ không thể được biết trước nên việc xác định trước một lượng tài nguyên thần kinh đủ để ngăn chặn catastrophic forgetting cần có 3 khía cạnh xác định:

+ Phân bổ tài nguyên neural cho kiến thức mới

+ Sử dụng các đại diện không chồng chéo (non – overlapping) nếu các nguồn lực là cố định

+ Đan xen kiến thức cũ khi thông tin mới được trình bày

**3.2: Các phương pháp tiếp cận chính quy**

Năm 2016 Li&Hoiem đề xuất phương pháo học without forgetting bao gồm việc sử dụng mạng nơ-ron (CNN) trong đó các mạng với các dự đoán về các nhiệm vụ đã học trước đó được thực thi để tương tự mạng với nhiệm vụ hiện tại bằng cách sử dụng chắt lọc kiến thức (tức là việc chuyển giao kiến thức từ một mô hình lớn, được chính quy hóa cao sang một mô hình nhỏ hơn). Với 1 tập hợp các tham số được chia sẻ trên tất cả các nhiệm vụ, nó tối ưu hóa các tham số của nhiệm vụ mới \*có Yo… để giảm thiểu sự khác biệt giữa các giá trị dự đoán, cân bằng các task cũ và mới để tránh overfitting\* => Cách tiếp cận này có nhược điểm là phụ thuộc nhiều vào mức độ liên quan của các task và thời gian huấn luyện cho 1 task tăng tuyến tính theo số lượng task đã học và đòi hỏi một kho dữ liệu liên tục cho mỗi nhiệm vụ đã học.

Mă, 2018 Maltoni & Lomonaco đề xuất mô hình AR1 cho các task đơn lẻ, kết hợp architecture và các phương pháp.

Tóm lại regularization approaches cung cấp 1 con đường đê giảm thiểu catastrophic forgetting trong những điều kiện nhất định.

**3.3: Kiến trúc động (Dynamic architecture)**

Rusu đề xuất chặn bất kỳ thay đổi nào đối với mạng được đào tạo dựa trên kiến trúc trước đó và mở rộng kiến trúc mạng bằng cashc phân bổ các mạng con mới với dung lượng cố định được đào tạo với các thông tin mới (cách tiếp cận này được gọi là mạng lũy tiến, giữ lại một nhóm các mô hình được đào tạo trước)

Với N task hiện có, khi một task mới N+1 được đưa ra, một mạng nơ-ron mới sẽ được tạo và các kết nối với các task hiện có sẽ được học. Để tránh catastrophic forgetting, các than số đã được học cho các task hiện tại sẽ được giữ nguyên trong khi tập tham số mới sẽ được học cho task mới (tinh chỉnh dần các mô hình bằng cách chỉ kết hợp kiến thức trước khi khởi tạo). Về mặt trực quan, cách tiếp cận này ngăn chặn việc catastrophic forgetting nhưng lại khiến độ phức tạp của kiến trúc tăng lên với số task đã học.

Zhou đề xuất thuật toán gồm 2 quy trình:

1: Thêm các tính năng mới để giảm thiểu phần dư thừa của hàm mục tiêu

2: Hợp nhất các tính năng tương tự để có được 1 biển diễu tính năng nhỏ gọn => tránh overfitting

**3.4: Hệ thống học tập bổ sung và phát lại bộ nhớ**

Gepperth đã đề xuất 2 cách tiếp cận để học tập gia tăng bằng cách:

1: Sử dụng bản đồ tự tổ chức sửa đổi (SOM)

2: SOM mở rộng với trí nhớ ngắn hạn (STM)

Có 2 cách tiếp cận: GeppNet và GeppNet + STM (cách này tốt hơn, hội tụ nhanh hơn). Tuy nhiên STM có dung lượng hạn chế nên việc học kiến thức mới có thể ghi đè kiến thức cũ. Trong cả 2 trường hợp, quá trình học tập được chia làm 2 giai đoạn: một là giai đoạn khởi tạo, 2 là dành cho việc học tập gia tăng thực tế. Cả GeppNet và GeppNet + STM đều yêu cầu lưu trữ dữ liệu đào tạo trong quá trình đào tạo.

Shin (2017) đã đề xuất một kiến trúc mô hình phát triển sâu và một trình giải quyết nhiệm vụ. Bằng cách này, dữ liệu đào tạo từ các task trước đó có thể được lấy mẫu dưới dạng dữ liệu giả (được tạo) và xen kẽ với các thông tin từ các task mới. Do đó, không cần thiết phải sửa đổi rõ ràng các mẫu đào tạo cũ để phát lại experient replay, giảm thiểu yêu cầu về bộ nhớ làm việc. Robin (1995) đã chỉ ra rằng việc đan xen thông tin của trải nghiệm mới với các mẫu trải nghiệm trước đó được tạo ra bên trong giúp củng cố kiến thức hiện có mà không cần lưu trữ rõ ràng các mẫu đào tạo.

**3.5: Điểm chuẩn và chỉ số đánh giá**

Mặc dù có một số lượng lớn các phương pháp được đề xuất giải quyết vấn đề học tập suốt đời, nhưng vẫn chưa có sự đồng thuận về các bộ dữ liệu và thước đo điểm chuẩn để đánh giá phù hợp

Kemker và công sự (2018) đã đề xuất một bộ hướng dẫn để đánh giá các phương pháp tiếp cận học tập suốt đời. Những hướng dẫn này bao gồm việc sử dụng ba hử nghiệm điểm chuẩn:

1: Hoán vị dữ liệu

2: Học theo lớp gia tăng

3: Học đa thức.

Thử nghiệm hoán vị của cùng một tập dữ liệu, kiểm tra khả năng của mô hình trong việc học dần thông tin mới với các biểu diễn tính năng tương tự. = > Người ta mong đợi rằng mô hình ngăn chặn catastrophic forgetting