

PHÍA SAU THUẬT TOÁN: VAI TRÒ NỀN TẢNG VÀ KIẾN TẠO CỦA TOÁN HỌC ĐỐI VỚI SỰ PHÁT TRIỂN AI

NÔNG THU TRANG
NGUYỄN VĂN ĐIỆP
Trường Đại học Phương Đông

Nhận bài ngày 20/4/2026. Sửa chữa xong 25/5/2026. Duyệt đăng 29/5/2026.

Abstract

This presentation explores the organic and inseparable relationship between Applied Mathematics and Artificial Intelligence (AI). Rather than viewing AI as an isolated technological entity, the author elucidates its true nature as a sophisticated mathematical system operating on three core pillars: Linear Algebra (the language of data representation), Multivariable Calculus (the mechanism for optimization and learning), and Probability and Statistics (the foundation for inference and prediction). Beyond its role as a theoretical "backbone," the discussion highlights the generative power of Mathematics in shaping groundbreaking architectures, such as Graph Neural Networks (GNNs), Manifold Learning, and Transformer models. This paper addresses the critical issue of algorithmic transparency, asserting that Mathematics is the key to demystifying the "Black Box" problem, paving the way for a more explainable and trustworthy era of AI.

Keywords: Algorithmic architecture, applied mathematics, artificial intelligence, deep learning, explainable AI, multidimensional data structures, optimization.

1. Đặt vấn đề

Trong bối cảnh chuyển đổi số và cuộc Cách mạng công nghiệp lần thứ tư đang diễn ra mạnh mẽ, trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence - AI) ngày càng trở thành một chủ đề được quan tâm rộng rãi trong đời sống kinh tế, xã hội và khoa học - công nghệ tại Việt Nam cũng như trên thế giới. Sự phát triển nhanh chóng của các ứng dụng AI từ các hệ thống xử lý ngôn ngữ tự nhiên như ChatGPT đến công nghệ xe tự hành và nhận diện thông minh đã tạo ra những thay đổi đáng kể trong cách con người làm việc, học tập và tương tác. Sự phát triển vượt bậc cùng khả năng xử lý dữ liệu phức tạp của AI đôi khi khiến công chúng hình thành những nhận thức chưa đầy đủ, xem AI như một "trí tuệ siêu việt" hoặc một thực thể có khả năng tư duy tương tự con người. Trên thực tế, AI là kết quả của quá trình phát triển khoa học máy tính, dữ liệu lớn và các thuật toán học máy. Dưới góc độ của toán học ứng dụng và khoa học dữ liệu, cần có cách tiếp cận khách quan và mang tính bản chất hơn đối với trí tuệ nhân tạo. AI không phải là một hiện tượng mang tính "phép màu" mà thực chất là kết quả của quá trình xử lý và tối ưu hóa dữ liệu dựa trên các mô hình toán học và thuật toán tính toán phức tạp. Đằng sau khả năng vận hành linh hoạt của các hệ thống AI hiện đại là hàng tỷ phép tính ma trận, các mô hình xác suất và cơ chế học sâu được thực hiện với tốc độ rất cao trên hạ tầng tính toán hiện đại. Chẳng hạn, khả năng nhận diện hình ảnh hay khuôn mặt của các hệ thống thông minh không xuất phát từ "nhận thức" theo nghĩa sinh học mà dựa trên quá trình tối ưu hóa các hàm mất mát (loss functions) trong không gian nhiều chiều nhằm nâng cao độ chính xác của mô hình (Rumelhart et al., 1986).

2. Nội dung nghiên cứu

2.1. Vai trò nền tảng của Toán học đối với sự phát triển AI

2.1.1. Đại số tuyến tính: "Cặp kính" để máy tính nhìn thấy thế giới

Viên gạch đầu tiên chính là Đại số tuyến tính. Chúng ta nhìn thế giới bằng ánh sáng và màu sắc

Email: trang.nt@phuongdong.edu.vn

nhưng máy tính chỉ nhìn thấy các con số. Một bức ảnh độ phân giải cao thực ra là một ma trận khổng lồ với hàng triệu con số biểu thị cường độ màu. Một câu nói chúng ta thốt ra được chuyển đổi thành các vector trong không gian hàng nghìn chiều. Mọi hoạt động của AI, từ việc xoay một tấm hình đến việc ChatGPT tìm ra mối liên hệ giữa các từ ngữ, thực chất là các phép nhân ma trận (Matrix Multiplication) diễn ra với tốc độ khủng khiếp.

Ví dụ 1: Mô hình GPT-3 (nền tảng của ChatGPT đời đầu).

Khi ta gõ một câu hỏi vào trợ lý ảo, nó không “suy nghĩ” theo cách của con người mà thực hiện một chuỗi các phép toán đại số tuyến tính khổng lồ. Bản chất: GPT-3 có 175 tỷ tham số (weights). Mỗi khi mô hình này dự đoán một từ tiếp theo, nó phải thực hiện các phép nhân ma trận giữa “vector dữ liệu đầu vào” với “ma trận trọng số” của 175 tỷ tham số đó. Con số cụ thể: Ước tính để tạo ra chỉ một từ duy nhất, mô hình này phải thực hiện khoảng 350 tỷ phép tính (FLOPs), phần lớn trong số đó là phép nhân ma trận ($y = Wx + b$).

2.1.2. Giải tích đa biến: “Cơ chế tự sửa sai” và sự tiến hóa

Nếu Đại số tuyến tính là ngôn ngữ, thì Giải tích chính là “bộ não” giúp AI học tập. Câu hỏi đặt ra là: Làm sao một cỗ máy vô tri có thể tự rút kinh nghiệm? Trong toán học có một khái niệm Hàm mất mát (Loss Function) - thước đo xem AI đang dự đoán sai bao nhiêu (Schroff et al., 2015). Quá trình học của AI thực chất là một bài toán tối ưu hóa: Tìm điểm thấp nhất của hàm số đó.

Ví dụ 2: Hệ thống nhận diện khuôn mặt FaceNet của Google (Ribeiro et al., 2016).

Để máy tính biết khuôn mặt bạn là của “bạn” chứ không phải ai khác, nó phải trải qua quá trình tối ưu hóa cực kỳ phức tạp. Bản chất: FaceNet chuyển đổi hình ảnh khuôn mặt thành một vector gồm 128 con số (tọa độ trong không gian 128 chiều). Hàm mất mát (Loss Function): Người ta sử dụng một hàm đặc biệt gọi là Triplet Loss. Hàm này tính toán khoảng cách giữa: 1) Ảnh gốc; 2) Ảnh cùng một người; 3) Ảnh của người khác.

a (Anchor): Ảnh gốc của một người.

p (Positive): Một ảnh khác của chính người đó.

n (Negative): Ảnh của một người hoàn toàn khác.

Hàm mất mát Triplet Loss được định nghĩa như sau: (Schroff, Kalenichenko & Philbin (2015))

$$L(a, p, n) = \max(0, \|f(a) - f(p)\|^2 - \|f(a) - f(n)\|^2 + \alpha) \quad (2.1)$$

Trong đó:

$f(x)$: Là hàm nhúng (embedding function) giúp biến một bức ảnh thành một vector con số.

$\|f(a) - f(p)\|^2$: Khoảng cách bình phương giữa ảnh gốc và ảnh cùng người (chúng ta muốn khoảng cách này nhỏ đi).

$\|f(a) - f(n)\|^2$: Khoảng cách bình phương giữa ảnh gốc và ảnh người khác (chúng ta muốn khoảng cách này lớn lên).

α (Margin): Một hằng số dương gọi là “lề”. Nó ép AI phải tách biệt hai khoảng cách này ít nhất là một đoạn bằng α để đảm bảo sự chính xác tuyệt đối.

Ý nghĩa logic “phía sau thuật toán”:

Tại sao lại có hàm $\max(0, \dots)$?

Nếu $\|f(a) - f(p)\|^2 + \alpha < \|f(a) - f(n)\|^2$: Nghĩa là AI đã nhận diện rất tốt, khoảng cách giữa người lạ đã đủ xa so với người quen. Lúc này biểu thức bên trong sẽ âm, và hàm sẽ trả về 0. AI không cần học thêm gì ở bộ ba này nữa. Ngược lại: AI sẽ nhận được một giá trị lỗi (Loss > 0) và bắt đầu quá trình tối ưu hóa (dùng Gradient Descent) để điều chỉnh các tham số ma trận, nhằm “kéo” p lại gần và “đẩy” n ra xa hơn.

Tối ưu hóa: Trong quá trình huấn luyện, thuật toán phải điều chỉnh hàng chục triệu tham số (trọng số của các lớp thần kinh) để sao cho hàm mất mát này nhỏ nhất có thể tức là kéo ảnh cùng người lại

gần nhau và đẩy ảnh khác người ra xa nhau trong không gian vector. Đây chính là bài toán tìm điểm cực tiểu trên một “địa hình” có hàng triệu chiều.

Gradient Descent (Ribeiro et al., 2016):

$$\theta_{new} = \theta_{old} - \eta \cdot \nabla L(\theta) \quad (2.2)$$

Trong đó:

θ : Các tham số của mô hình (trọng số và sai số). Đây là thứ AI cần điều chỉnh.

$L(\theta)$: Hàm mất mát (Loss Function) – thước đo sự sai lệch giữa dự đoán và thực tế.

$\eta \cdot \nabla L(\theta)$ (Gradient): Vectơ độ dốc (đạo hàm riêng). Nó chỉ ra hướng mà hàm số tăng nhanh nhất.

Dấu trừ (-): Chúng ta đi ngược hướng với Gradient để tìm điểm cực tiểu (nơi sai số thấp nhất).

η : Tốc độ học (Learning Rate). Nó quyết định mỗi bước đi của AI là “bước đại” hay “bước rón rén”.

Ví dụ 3: Quy luật “Nam châm” trong an ninh sân bay.

Hãy tưởng tượng một hệ thống kiểm soát hộ chiếu tự động.

Cơ chế: Toán học đóng vai trò như một lực từ trường, nó dùng lực hút để kéo bức ảnh bạn vừa chụp (p) lại sát gần ảnh trong hộ chiếu (a). Nó dùng lực đẩy để đẩy ảnh của một người lạ (n) ra xa khỏi bạn.

2.2. Xác suất và Thống kê: “Nghệ thuật” xử lý sự bất định

Viên gạch thứ ba cũng là viên gạch mang lại tính “người” nhất cho AI, chính là Xác suất Thống kê. Thế giới thực không vận hành theo những quy luật cứng nhắc $1+1=2$; nó đầy rẫy sự không chắc chắn.

Ví dụ khi ta hỏi AI “Đây là con gì?”, nó không trả lời bằng sự khẳng định tuyệt đối. Thay vào đó, nó tính toán phân phối xác suất trên hàng nghìn khả năng. Nó sẽ nói: “Dựa trên dữ liệu tôi có 99% xác suất đây là một con cừu và 1% là một cục bông”. Làm sao AI đưa ra được con số “99% cừu” và “1% cục bông”? Đó là nhờ một hàm toán học cực kỳ quan trọng ở lớp cuối cùng của mọi mạng nơ-ron: Hàm Softmax. Khi một mạng nơ-ron xử lý hình ảnh “Con cừu”, ở lớp cuối cùng, nó sẽ xuất ra các con số thô (logits). Hàm Softmax sẽ nén các con số này về dạng xác suất (tổng bằng 1 hoặc 100%). Kết quả đầu ra của AI: {Cừu: 0.99, Cục bông: 0.009, Đám mây: 0.001}.

Hàm Softmax (Goodfellow et al., 2016)

Giả sử mạng nơ-ron của bạn đưa ra một vector các giá trị thô (thường gọi là logits).

$z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ cho K lớp đối tượng khác nhau. Hàm Softmax $\sigma(z_i)$ cho thành phần thứ i được tính như sau:

$$\sigma(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (2.3)$$

Trong đó:

e^{z_i} : Hàm mũ giúp phóng đại các giá trị lớn và đảm bảo mọi kết quả đều dương.

$\sum_{j=1}^K e^{z_j}$: Tổng các hàm mũ của tất cả các lớp, đóng vai trò là “mẫu số chuẩn hóa”.

Kết quả $\sigma(z_i)$ luôn nằm trong khoảng (0;1) và tổng của tất cả các $\sigma(z_i)$ luôn bằng 1 (tức là 100%).

2.3. Vai trò kiến tạo của toán học đối với sự phát triển AI

2.3.1. Lý thuyết Đồ thị (Graph Theory): Kiến tạo mạng lưới tri thức

AI chỉ xử lý dữ liệu phẳng nhưng thế giới là một mạng lưới chằng chịt các mối quan hệ. Nhờ sự kết hợp giữa Lý thuyết Đồ thị và Mạng nơ-ron, chúng ta đã kiến tạo nên Graph Neural Networks (GNNs). Đây là “bộ não” đứng sau việc gợi ý bạn bè trên mạng xã hội, dự đoán sự lây lan của dịch bệnh. Toán học đã dạy AI cách hiểu về “mối quan hệ” thay vì chỉ nhìn vào “đối tượng” (Hamilton et al., 2017); (Scarselli et al., 2009); (Stokes et al., 2020).

2.3.2. Hình học vi phân và Đa tạp (Manifold Learning): Tìm thấy “trật tự” trong sự hỗn loạn

Ta hãy tưởng tượng một kho dữ liệu khổng lồ với hàng tỷ bức ảnh. Làm sao máy tính không bị “ngộp”? Các nhà toán học đưa ra giả thuyết rằng: Dữ liệu thực tế, dù phức tạp đến đâu, thường nằm trên các cấu trúc hình học đơn giản gọi là Đa tạp (Manifolds). Chính tư duy hình học này đã giúp sáng

tạo ra các mô hình Generative AI. Toán học cho phép AI học được “hình dạng” của cái đẹp, từ đó nó có thể “vẽ” ra những bức tranh chưa từng tồn tại nhưng vẫn tuân thủ các quy luật thẩm mỹ mà chúng ta định nghĩa bằng công thức (Brown et al., 2020; Cayton, 2005; Gelman et al., 2013).

Hình 1: Minh họa nội suy trên đa tạp



2.4. Sự thăng hoa của Ma trận: Kiến trúc (Transformer) và “Sự chú ý” (Attention)

Bước ngoặt lớn nhất của AI trong 5 năm qua chính là sự ra đời của mô hình Transformer – nền tảng của ChatGPT. Toàn bộ khả năng hiểu ngôn ngữ của ChatGPT thực chất dựa trên một phép toán mang tên Scaled Dot-Product Attention (Vaswani et al., 2017).

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{soft max} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V \quad (2.4)$$

Trong đó (giống như một hệ thống lưu trữ):

(Query - Câu truy vấn): Từ mà AI đang tập trung đọc (Ví dụ: từ “Đường”).

K (Key - Khóa): Nhân của tất cả các từ xung quanh trong câu.

V (Value - Giá trị): Ý nghĩa thực sự chứa trong các từ đó.

Phép nhân QK^T (Dot-Product): Đây là phép nhân ma trận (tích vô hướng). Trong đại số tuyến tính, tích vô hướng đo lường sự “tương đồng” (góc giữa hai vector).

Nếu từ “Đường” đi cùng từ “Ngọt”, phép nhân này tạo ra điểm số cực cao.

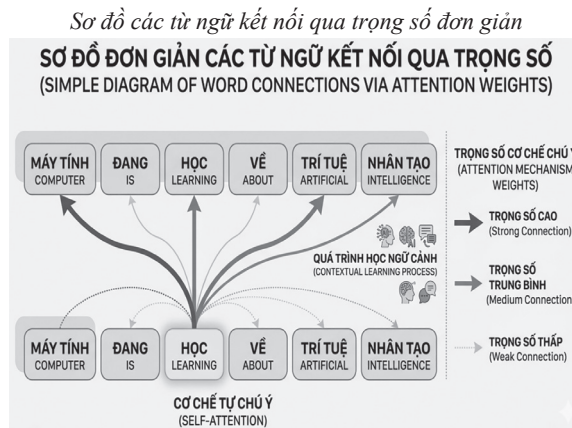
Nếu từ “Đường” đi cùng từ “Xe cộ”, điểm số sẽ thay đổi theo hướng khác.

soft max : Là hàm Softmax (đã giới thiệu phía trên), hàm này biến các điểm số này thành “trọng số chú ý” (từ 0 đến 1), quyết định xem từ “Đường” nên lấy bao nhiêu % ý nghĩa từ từ “Ngọt”, bao nhiêu % từ các từ khác.

Đây là một sự thăng hoa của các phép nhân ma trận có trọng số. Toán học đã giúp máy tính hiểu được “ngữ cảnh”.

Trước Transformer, AI đọc hiểu văn bản theo kiểu “cuốn chiếu” từ trái sang phải. Do đó, đọc đến cuối câu nó thường “quên” mất đầu câu. Với cơ chế Attention: + Mọi từ trong câu đều được nhân ma trận với *tất cả* các từ còn lại cùng một lúc; + Ma trận không chỉ lưu trữ con số mà nó lưu trữ *ngữ cảnh*. Từ “Đường” ban đầu chỉ là một vector vô hồn. Sau khi đi qua phép nhân $\text{Attention}(Q, K, V)$, vector “Đường” sẽ được cộng gộp thêm các vector của “Ngọt”, “Pha cà phê”. Kết quả trả về là một vector hoàn toàn mới: Đường (thực phẩm) chứ không phải Đường (giao thông).

Chính phép tính “trọng số” toán học này đã kiến tạo nên một cỗ máy có khả năng trò chuyện tự nhiên như con người. Phép nhân ma trận không chỉ là tính toán, nó là cách toán học định vị ý nghĩa của ngôn ngữ trong một không gian vô hình.



2.5. Thách thức hiện tại: Biến “Hộp đen” thành “Thủy tinh”

Dù con người đã đạt được những thành tựu rực rỡ nhưng sự phát triển của AI hiện nay đang đứng trước một nghịch lý lớn mà giới khoa học gọi là bài toán “Hộp đen” (Black Box) (Russell & Norvig, 2020).

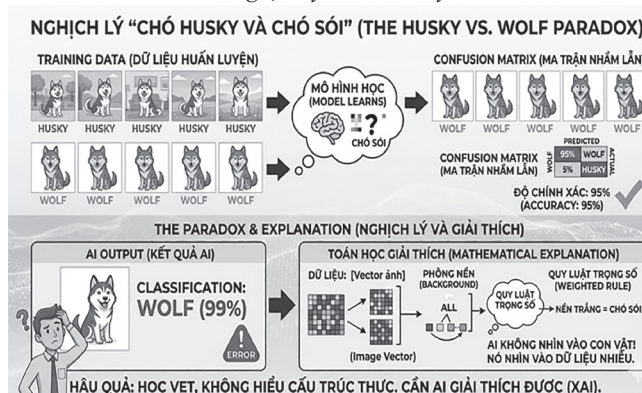
Chúng ta có những mô hình AI với hàng tỷ tham số, chúng đưa ra những dự đoán chính xác kinh ngạc nhưng chính các kỹ sư tạo ra chúng đôi khi cũng không thể giải thích tường tận tại sao nó lại đưa ra kết quả đó. Điều này tạo nên một rào cản về sự tin cậy, đặc biệt trong các lĩnh vực nhạy cảm như chẩn đoán y khoa, xét xử pháp luật hay điều khiển tên lửa.

Ví dụ 5: Nghịch lý “Chó Husky và Chó Sói” (Russell & Norvig, 2020).

Các nhà nghiên cứu từng huấn luyện một mô hình AI phân loại hình ảnh chó Husky và chó Sói. AI đạt độ chính xác lên tới hơn 90% (một con số kinh ngạc). Tuy nhiên, khi các kỹ sư mở “Hộp đen” ra xem AI thực sự học được gì, họ phát hiện ra một sự thật ngỡ ngàng: AI hoàn toàn không nhìn vào con vật! Nó chỉ nhìn vào phông nền. Tất cả ảnh chó Sói trong tập dữ liệu đều có nền tuyết trắng. AI tự rút ra quy luật: “Có tuyết = Sói”.

Như vậy, nếu áp dụng một AI “học vẹt” như vậy vào y khoa (ví dụ: thấy vết xước trên ống kính máy chụp X-quang là kết luận ung thư), hậu quả sẽ vô cùng thảm khốc.

Hình 2: Mô tả Nghịch lý “Chó Husky và Chó Sói”



Đây chính là lúc vai trò kiến tạo của Toán học ứng dụng cần được khẳng định mạnh mẽ hơn bao giờ hết. Toán học là “ánh sáng” giải mã: Thay vì chấp nhận AI như một phép màu huyền bí, các nhà toán học đang nỗ lực xây dựng các khung lý thuyết về AI có thể giải thích được (Explainable AI - XAI). Các nhà toán học sử dụng lý thuyết thông tin để đo lường sự đóng góp của từng dữ liệu đầu vào: Công cụ toán học mạnh mẽ nhất hiện nay để làm việc này chính là thuật toán SHAP (SHapley Additive exPlanations), dựa trên Giá trị Shapley do nhà toán học đoạt giải Nobel Lloyd Shapley tạo ra (Lundberg & Lee, 2017) - tài liệu này đã đưa ra công thức “chia” trách nhiệm: tính toán chính xác phần trăm “công trạng” hoặc “lỗi lầm” của từng điểm dữ liệu đầu vào.)

Ví dụ 6: Trong xét duyệt hồ sơ vay vốn: AI từ chối cho bạn vay tiền. Thay vì báo lỗi chung chung (Hộp đen), SHAP sẽ dùng công thức trên để phân tích: “Bạn bị từ chối vì: Lịch sử nợ xấu đóng góp 60% vào quyết định, thu nhập thấp đóng góp 30% và độ tuổi đóng góp 10%”. AI trở nên hoàn toàn minh bạch.

Ví dụ 7: Dùng Toán học Tô-pô (TDA) để định nghĩa lại môn Bóng rổ (NBA)

Trong suốt hàng chục năm, bóng rổ truyền thống ép tất cả các cầu thủ vào 5 vị trí cố định (Hậu vệ dẫn bóng, Tiền đạo phụ, Trung phong...).

Vấn đề của AI và Thống kê cũ: Đây là tư duy phân loại rời rạc (đóng hộp). Trên thực tế, tài năng con người không vuông vức như vậy. Nếu một cầu thủ vừa có khả năng ném xa của hậu vệ, vừa có sức mạnh chắn bóng của trung phong, hệ thống thống kê phẳng sẽ “bối rối” và thường không thể đánh giá đúng giá trị của họ vì không biết xếp họ vào hộp nào.

Nhà nghiên cứu Muthu Alagappan đã ném toàn bộ dữ liệu thống kê phức tạp của hàng trăm cầu thủ NBA vào một không gian đa chiều. Thay vì dùng thuật toán để “cắt” hay ép dữ liệu vào 5 phần định sẵn, anh dùng TDA (dựa trên thuật toán Mapper) để “vẽ” lại hình dáng liên tục của các cầu thủ.

Thuật toán Tô-pô không trả về 5 cái hộp, nó vẽ ra một mạng lưới hình học liên tục (network) và phát hiện ra có tới 13 phong cách chơi hoàn toàn khác biệt. TDA chỉ ra rằng các cầu thủ tạo thành một “hình khối” có các điểm giao cắt. Tồn tại những nhóm người chơi hoàn toàn mới chưa từng được định danh như “3PT Rebounder” (Người ném 3 điểm kiêm bắt bóng bật bảng) hay “Scoring Paint Protector” (Người ghi bàn kiêm bảo vệ khu vực dưới rổ).

Ý nghĩa thực tiễn: Toán học đã giúp các huấn luyện viên (và các hệ thống AI thể thao) nhìn thấu “hình dáng” thực sự của tài năng. Từ đó, họ xây dựng được những đội hình dị biệt, tối ưu hóa những cầu thủ “lai” mà các phương pháp thống kê cũ bỏ qua.

Hình 3: Mô tả dùng Toán học Tô-pô định nghĩa lại môn Bóng rổ



Như vậy, nhiệm vụ của chúng ta không chỉ là làm cho AI thông minh hơn mà là làm cho AI trở nên “minh bạch” hơn. Từ một “Hộp đen” bí ẩn, Toán học sẽ biến AI thành một khối “Thủy tinh” trong suốt, nơi mọi quyết định đều có thể được chứng minh và kiểm chứng bằng logic.

3. Kết luận

Nhìn lại hành trình từ những phép cộng ma trận đơn giản đến những siêu trí tuệ nhân tạo ngày nay, chúng ta thấy một sợi chỉ đỏ xuyên suốt: Đó là sức mạnh không biên giới của Toán học. Thuật toán có thể thay đổi theo từng thág, ngôn ngữ lập trình có thể lỗi thời theo từng năm nhưng những nguyên lý toán học nằm “phía sau” chúng là vĩnh cửu. AI không phải là thứ sẽ thay thế các nhà toán học, trái lại, nó là một “phòng thí nghiệm” khổng lồ, nơi những ý tưởng toán học táo bạo nhất có cơ hội được hiện thực hóa và thay đổi cuộc sống của hàng tỷ người. Chúng ta - những người đang làm việc với những con số và công thức không chỉ là những người hỗ trợ thầm lặng. Chúng ta là những kiến trúc sư đang trực tiếp thiết kế nên giới hạn và khả năng của AI. Hãy cùng nhau tiếp tục hành trình “giải mã” và “kiến tạo” để mỗi thuật toán ra đời không chỉ có sức mạnh tính toán mà còn mang cả vẻ đẹp của sự logic và sự thấu đáo của tư duy toán học.

Tài liệu tham khảo

Bengio, Y., Courville, A., & Vincent, P. (2013). Representation learning: A review and new perspectives. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.
Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Radford, A. (2020). Language models are few-shot learners.

Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 33, 1877-1901.

Goodfellow, I., et al. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Hamilton, W. L., Ying, R., & Leskovec, J. (2017). Inductive representation learning on large graphs. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*.

Koller, D., & Friedman, N. (2009). *Probabilistic graphical models: Principles and techniques*. MIT Press.

Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 30.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088), 533-536.

Russell, S. J., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach*. Pearson.

Scarselli, F., et al. (2009). The graph neural network model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 20(1), 61-80.

Schroff, F., Kalenichenko, D., & Philbin, J. (2015). FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 815-823.

Stokes, J. M., et al. (2020). A deep learning approach to antibiotic discovery. *Cell*, 180(4), 688-702.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 30.

.....

NGUỒN LỰC TÀI CHÍNH ỨNG PHÓ VỚI RỦI RO THIÊN TAI...

Tiếp theo trang 155

Do đó, để bảo hiểm nông nghiệp có thể trở thành một nguồn lực tài chính chủ động giúp người nông dân ứng phó rủi ro thiên tai, cần ưu tiên các giải pháp sau: Nhà nước cần tiếp tục thực hiện chính sách hỗ trợ phí bảo hiểm nông nghiệp bởi chính sách hỗ trợ bảo hiểm nông nghiệp theo Quyết định số 13/2022/QĐ-TTg kết thúc vào 31/12/2025. Đồng thời cần có cơ chế hỗ trợ về thuế thu nhập doanh nghiệp cho các doanh nghiệp bảo hiểm, doanh nghiệp tái bảo hiểm tham gia triển khai bảo hiểm nông nghiệp trong trường hợp tổn thất lớn xảy ra gây ảnh hưởng đến tình hình tài chính của họ. Nhà nước cần đóng vai trò hỗ trợ kỹ thuật giúp doanh nghiệp bảo hiểm cải thiện khả năng tiếp cận thông tin, có nguồn dữ liệu đầu vào chất lượng, chi phí thấp bằng việc xây dựng và cung cấp cơ sở dữ liệu tập trung về thống kê nông nghiệp và thời tiết. Bên cạnh đó, chú trọng công tác truyền thông để người nông dân hiểu rõ hơn về phương thức bảo hiểm nông nghiệp có thể giúp họ giảm thiểu rủi ro, khôi phục và duy trì sản xuất sau thiên tai. Đồng thời, khuyến khích nông dân liên kết sản xuất theo nhóm, tổ hợp tác để việc tham gia bảo hiểm nông nghiệp được thuận lợi và hiệu quả.

3. Kết luận

Các nguồn lực tài chính ứng phó với rủi ro thiên tai ở Việt Nam hiện nay về cơ bản có thể đáp ứng được yêu cầu hỗ trợ khẩn cấp, khắc phục thiên tai, ổn định sản xuất và đời sống. Tuy nhiên, vẫn còn một số tồn tại do sự thiếu bền vững của quá trình phát triển kinh tế - xã hội và yêu cầu đảm bảo an toàn ngày càng cao của đất nước với quy mô ngày càng lớn cả về dân số và giá trị nền kinh tế. Hầu hết các nguồn lực đã được triển khai còn phụ thuộc vào ngân sách nhà nước, chưa khai thác nhiều nguồn lực tài chính chủ động (huy động trước thiên tai), do đó khả năng thích nghi và ứng phó với rủi ro thiên tai còn hạn chế. Chính vì vậy, việc nghiên cứu chuyển đổi sang thực hiện các biện pháp chuyển giao rủi ro (bảo hiểm thiên tai, trái phiếu thiên tai) giúp phát huy được tính ưu việt của các nguồn lực tài chính huy động trước thiên tai sẽ thực sự cần thiết trong bối cảnh hiện nay.

Tài liệu tham khảo

[1] Chính phủ (2024), *Nghị định số 76/2024/NĐ-CP Sửa đổi, bổ sung một số điều của Nghị định số 20/2021/NĐ-CP ngày 15 tháng 3 năm 2021 của Chính phủ quy định chính sách trợ giúp xã hội đối với đối tượng bảo trợ xã hội*.

[2] Niên giám thị trường bảo hiểm Việt Nam các năm 2022, 2023, 2024.

[3] Quốc hội (2013), *Luật Phòng chống thiên tai*.

[4] Quốc hội (2025), *Luật Ngân sách nhà nước*.

[5] Thủ tướng (2022), *Quyết định số 13/2022/QĐ-TTg ngày 09/5/2022 Về thực hiện chính sách hỗ trợ bảo hiểm nông nghiệp (thay thế Quyết định 22/2019/QĐ-TTg ngày 26/6/2019 Về thực hiện chính sách hỗ trợ bảo hiểm nông nghiệp)*.