

# MÔ HÌNH ĐA TÁC TỬ KẾT HỢP HỌC SÂU BAYES CHO GIÁM SÁT HẠN HÁN TỪ DỮ LIỆU VIỄN THÁM ĐA NGUỒN: ỨNG DỤNG TRONG GIÁO DỤC STEM

NGUYỄN DUY TUẤN<sup>1</sup>- LÊ TUẤN THU<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường thành phố Hồ Chí Minh

Ho Chi Minh City University of Natural Resources and Environment

\*Email: thult@hcmunre.edu.vn

Ngày nhận bài: 25/5/2026

Ngày sửa chữa: 8/6/2026

Ngày duyệt đăng bài: 22/6/2026

## Tóm tắt:

Nghiên cứu này đề xuất một mô hình đa tác tử kết hợp học sâu Bayes trên nền tảng Google Earth Engine (GEE) nhằm hỗ trợ giảng dạy và học tập STEM thông qua bài toán giám sát hạn hán từ dữ liệu viễn thám đa nguồn. Mô hình tích hợp các nguồn thông tin về điều kiện khí tượng thông qua các chỉ số SPI/SPEI, sức khỏe thảm thực vật thông qua chỉ số VHI và độ ẩm đất (Soil Moisture - SM). Các tác tử chuyên biệt thực hiện các nhiệm vụ thu thập dữ liệu, tiền xử lý, tính toán chỉ số, phân tích trạng thái hạn hán và hợp nhất xác suất từ nhiều nguồn thông tin bằng phương pháp suy luận Bayes để đưa ra đánh giá tổng hợp về mức độ hạn hán.

**Từ khóa:** giáo dục STEM, học sâu Bayes, hệ đa tác tử, Google Earth Engine, viễn thám, hạn hán, SPI/SPEI, VHI, độ ẩm đất.

## A multi-agent model integrating Bayesian deep learning for drought monitoring using multi-source remote sensing data: application in STEM education

### Abstract:

The rapid development of artificial intelligence, big data, and cloud computing is creating new opportunities for interdisciplinary, experiential, and problem-oriented innovation in STEM education. This study proposes a multi-agent model integrating Bayesian deep learning on the Google Earth Engine platform to support STEM teaching and learning through drought monitoring using multi-source remote sensing data. The model integrates meteorological conditions through the Standardized Precipitation Index and Standardized Precipitation Evapotranspiration Index, vegetation health through the Vegetation Health Index, and soil moisture data. Specialized agents perform data acquisition, preprocessing, index calculation, drought-state analysis, and probability fusion from multiple information sources using Bayesian inference to provide an integrated assessment of drought severity. The model is also designed as an intelligent learning environment that enables learners to engage with contemporary concepts in artificial intelligence, multi-agent systems, Bayesian deep learning, geospatial data analysis, and decision-making under uncertainty. Bayesian deep learning allows the model not only to predict drought conditions but also to quantify the reliability of its results, thereby improving AI explainability. By utilizing large-scale remote sensing data on Google Earth Engine, the study contributes a new approach to STEM education that connects artificial intelligence, data science, remote sensing, and sustainable development challenges in higher education.

**Keywords:** STEM education, Bayesian deep learning, multi-agent system, Google Earth Engine, remote sensing, drought, SPI/SPEI, VHI, soil moisture.

## 1. Đặt vấn đề

Sự phát triển của trí tuệ nhân tạo (AI), dữ liệu lớn và điện toán đám mây đang thúc đẩy đổi mới giáo dục STEM theo hướng học tập trải nghiệm và giải quyết các vấn đề thực tiễn. Trong lĩnh vực môi trường, dữ liệu viễn thám được sử dụng để giám sát hạn hán thông qua các chỉ số SPI, SPEI, VHI và độ ẩm đất (SM). Tuy nhiên, mỗi nguồn dữ liệu chỉ phản ánh một khía cạnh của hạn hán, nên cần hợp nhất thông tin để nâng cao độ chính xác và độ tin cậy. Học sâu Bayes cho phép mô hình hóa mức độ bất định của dự báo, trong khi hệ đa tác tử hỗ trợ phân chia nhiệm vụ và phối hợp giữa các thành phần AI. Nghiên cứu đề xuất mô hình đa tác tử kết hợp học sâu Bayes trên nền tảng Google Earth Engine nhằm giám sát hạn hán từ dữ liệu viễn thám đa nguồn, đồng thời hỗ trợ học tập STEM và phát triển năng lực ứng dụng AI trong giải quyết các vấn đề môi trường.

## 2. Đối tượng và phương pháp nghiên cứu

### 2.1. Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu là mô hình đa tác tử kết hợp học sâu Bayes trong giáo dục STEM, ứng dụng giám sát hạn hán từ dữ liệu viễn thám đa nguồn trên nền tảng Google Earth Engine (GEE). Nghiên cứu sử dụng dữ liệu MODIS, CHIRPS, ERA5 và SMAP để theo dõi điều kiện khí tượng, sức khỏe thảm thực vật và độ ẩm đất. Đồng thời, mô hình được xây dựng như một môi trường học tập STEM thông minh, giúp sinh viên khai thác dữ liệu, phát triển mô hình AI, phân tích kết quả và hỗ trợ ra quyết định.

### 2.2. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu áp dụng phương pháp thiết kế và phát triển hệ thống dựa trên sự tích hợp giữa Google Earth Engine, học sâu Bayes và hệ đa tác tử. Google Earth Engine đóng vai trò nền tảng thu thập, lưu trữ và xử lý dữ liệu viễn thám quy mô lớn. Học sâu Bayes được sử dụng để phân tích và dự báo trạng thái hạn hán, đồng thời lượng hóa mức độ bất định của kết quả nhằm nâng cao khả năng giải thích của mô hình.

Hệ đa tác tử được tổ chức thành các tác tử chuyên biệt thực hiện các nhiệm vụ thu thập dữ liệu, tính toán các chỉ số SPI/SPEI, VHI và độ ẩm đất, hợp nhất xác suất bằng suy luận Bayes, đánh giá mức độ hạn hán và giải thích kết quả cho người học. Bên cạnh đó, nghiên cứu vận dụng phương pháp giáo dục STEM dựa trên dự án và giải quyết vấn đề thực tiễn, giúp sinh viên phát triển năng lực dữ liệu, tư duy tính toán, kỹ năng nghiên cứu và khả năng giải quyết các vấn đề môi trường liên ngành.

## 3. Các công trình liên quan

### 3.1. Google Earth Engine trong phân tích dữ liệu viễn thám

Sự gia tăng dữ liệu viễn thám đòi hỏi các nền tảng xử lý địa không gian quy mô lớn. Google Earth Engine (GEE) là nền tảng điện toán đám mây cho phép truy cập và phân tích trực tiếp dữ liệu vệ tinh toàn cầu mà không cần hạ tầng tính toán riêng. Theo Gorelick và cộng sự (2017) và Cardille và cộng sự (2021), GEE giúp xử lý dữ liệu hiệu quả, nâng cao khả năng tái lập nghiên cứu và hỗ trợ đào tạo viễn thám, GIS và khoa học dữ liệu.

### 3.2. Học sâu Bayes trong giám sát môi trường

Học sâu (Deep Learning) có khả năng khai thác đặc trưng phi tuyến từ dữ liệu viễn thám đa nguồn và đạt hiệu quả cao trong nhận dạng, dự báo (Goodfellow và cộng sự, 2016). Tuy nhiên, các mô hình truyền thống chỉ đưa ra giá trị dự báo mà chưa phản ánh độ tin cậy. Học sâu Bayes (Bayesian Deep Learning) kết hợp học sâu với suy luận xác suất để mô hình hóa độ bất định, giúp tăng khả năng giải thích và độ tin cậy của hệ thống AI (Kendall & Gal, 2017). Cách tiếp cận này đặc biệt phù hợp với giám sát hạn hán, nơi dữ liệu thường chứa nhiễu, thiếu hụt và biến động tự nhiên.

### 3.3. Hệ đa tác tử trong trí tuệ nhân tạo

Hệ đa tác tử (Multi-Agent System - MAS) là mô hình trong đó nhiều tác tử thông minh phối hợp để giải quyết các nhiệm vụ phức tạp. Theo Wooldridge (2009) và Russell & Norvig (2021), mỗi tác tử đảm nhận một chức năng riêng nhưng cùng hướng tới mục tiêu chung, phù hợp với các bài toán tích hợp nhiều

nguồn dữ liệu. Sự phát triển của AI Agent giúp nâng cao khả năng tự động hóa phân tích và ra quyết định. Trong giám sát hạn hán, các tác tử chuyên trách khí tượng, thảm thực vật, độ ẩm đất và suy luận Bayes giúp tăng tính mô-đun, khả năng mở rộng và độ minh bạch của hệ thống.

### 3.4. Trí tuệ nhân tạo trong giáo dục STEM

AI ngày càng được tích hợp vào giáo dục STEM nhằm hỗ trợ học tập trải nghiệm và phát triển năng lực số. Theo Luckin (2018), AI giúp phát triển tư duy phản biện, giải quyết vấn đề và học tập cá nhân hóa. UNESCO (2023) nhấn mạnh người học cần hiểu nguyên lý và quá trình ra quyết định của AI thay vì chỉ sử dụng như “hộp đen”. Tại Việt Nam, Nguyễn Văn Hiệu và Trần Minh Đức (2023) cho thấy AI góp phần xây dựng hệ thống học tập thông minh, giúp sinh viên hiểu rõ mối quan hệ giữa dữ liệu, mô hình và quyết định.

### 3.5. Khoảng trống nghiên cứu

Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu về Google Earth Engine, học sâu Bayes, hệ đa tác tử và giáo dục STEM, các hướng nghiên cứu này chủ yếu được phát triển độc lập. Các nghiên cứu giám sát hạn hán thường tập trung vào mô hình dự báo mà chưa chú trọng đến khả năng định lượng bất định và giải thích kết quả. Trong khi đó, các nghiên cứu về AI trong giáo dục và hệ đa tác tử lại ít khai thác dữ liệu viễn thám và các bài toán môi trường thực tiễn.

Hiện vẫn thiếu một mô hình tích hợp đồng thời dữ liệu viễn thám đa nguồn trên Google Earth Engine, suy luận Bayes để đánh giá độ tin cậy, kiến trúc đa tác tử để phối hợp xử lý và môi trường học tập STEM giúp người học tham gia toàn bộ quy trình phân tích và ra quyết định. Vì vậy, nghiên cứu này đề xuất mô hình đa tác tử kết hợp học sâu Bayes trên nền tảng GEE nhằm giám sát hạn hán từ dữ liệu viễn thám đa nguồn, đồng thời tạo ra một môi trường học tập STEM thông minh giúp phát triển năng lực về AI, khoa học dữ liệu, viễn thám và giải quyết các vấn đề môi trường thực tiễn.

## 4. Mô hình đề xuất

Nghiên cứu đề xuất một mô hình đa tác tử kết hợp học sâu Bayes trên nền tảng Google Earth Engine (GEE) nhằm giám sát hạn hán từ dữ liệu viễn thám đa nguồn và đồng thời hỗ trợ hoạt động dạy học STEM. Kiến trúc hệ thống được tổ chức thành 3 lớp chính gồm: (1) lớp Google Earth Engine thu thập và xử lý dữ liệu viễn thám; (2) lớp đa tác tử thực hiện phân tích, suy luận và hợp nhất thông tin hạn hán; và (3) lớp điều phối, tự động hóa và tạo báo cáo hỗ trợ ra quyết định. Cấu trúc này giúp người học quan sát toàn bộ quy trình từ thu thập dữ liệu, phân tích, suy luận đến xây dựng cảnh báo hạn hán dựa trên trí tuệ nhân tạo.

### Lớp 1. Google Earth Engine và thu thập dữ liệu đa nguồn

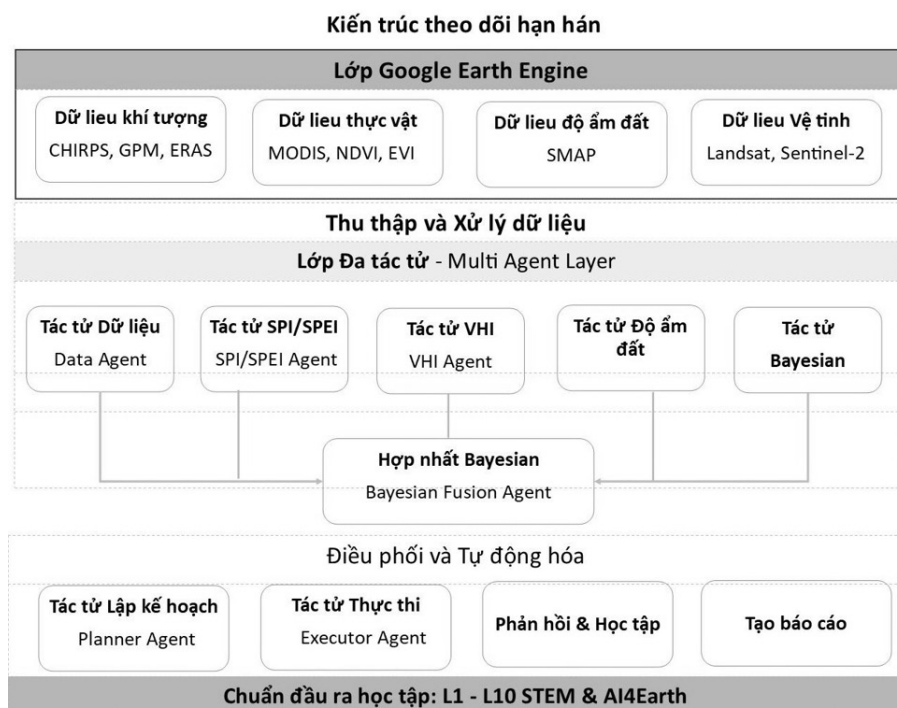
Google Earth Engine đóng vai trò là hạ tầng dữ liệu và tính toán của hệ thống. Nền tảng này cho phép truy cập trực tiếp đến các kho dữ liệu viễn thám và khí tượng toàn cầu, đồng thời cung cấp khả năng xử lý dữ liệu trên môi trường điện toán đám mây.

Trong nghiên cứu, dữ liệu được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau nhằm phản ánh các khía cạnh chính của hiện tượng hạn hán. Nhóm dữ liệu khí tượng bao gồm CHIRPS, GPM và ERA5 được sử dụng để đánh giá tình trạng thiếu hụt lượng mưa và cân bằng nước khí hậu. Nhóm dữ liệu thảm thực vật được khai thác từ MODIS thông qua các chỉ số NDVI, EVI và VHI nhằm phản ánh mức độ căng thẳng sinh trưởng của cây trồng và hệ sinh thái. Dữ liệu độ ẩm đất được thu thập từ SMAP để đánh giá trạng thái nước trong tầng đất mặt. Ngoài ra, ảnh Landsat và Sentinel-2 được sử dụng để hỗ trợ quan sát trực quan và kiểm chứng kết quả phân tích.

Hình 1 cho thấy, tất cả dữ liệu được chuẩn hóa về không gian và thời gian trên GEE trước khi chuyển sang lớp xử lý thông minh. Việc sử dụng GEE giúp giảm đáng kể thời gian xử lý dữ liệu, đồng thời tạo điều kiện cho sinh viên tiếp cận quy trình phân tích dữ liệu viễn thám hiện đại mà không cần hạ tầng tính toán chuyên dụng.

### Lớp 2. Hệ đa tác tử và hợp nhất thông tin hạn hán

Lớp đa tác tử là trung tâm trí tuệ của hệ thống, nơi các tác tử chuyên biệt phối hợp để phân tích hạn hán

**Hình 1: Mô hình giám sát hạn hán**

từ dữ liệu viễn thám đa nguồn. Mỗi tác tử được thiết kế tương tự một chuyên gia trong lĩnh vực riêng và chịu trách nhiệm xử lý một nhóm thông tin cụ thể.

Tác tử dữ liệu (Data Agent) thực hiện kết nối với Google Earth Engine, thu thập dữ liệu đầu vào, kiểm tra chất lượng dữ liệu và chuẩn bị dữ liệu cho các bước phân tích tiếp theo.

Tác tử SPI/SPEI (SPI/SPEI Agent) chịu trách nhiệm tính toán các chỉ số khí tượng SPI và SPEI từ dữ liệu lượng mưa và khí hậu. Kết quả phản ánh mức độ thiếu hụt nước khí tượng và nguy cơ hạn hán từ góc độ khí hậu.

Tác tử VHI (VHI Agent) phân tích tình trạng sức khỏe thảm thực vật dựa trên các chỉ số NDVI, EVI và VHI. Đây là thành phần đại diện cho hạn hán nông nghiệp vì phản ánh mức độ ảnh hưởng của thiếu nước đến sinh trưởng cây trồng.

Tác tử độ ẩm đất (Soil Moisture Agent) xử lý dữ liệu SMAP để đánh giá lượng nước trong đất. Thông tin này phản ánh điều kiện hạn hán thủy văn và khả năng cung cấp nước cho cây trồng.

Bên cạnh các tác tử chuyên trách dữ liệu, hệ thống còn sử dụng Tác tử Bayesian để lượng hóa mức độ bất định trong quá trình phân tích. Thay vì chỉ đưa ra một giá trị dự báo cố định, tác tử này ước lượng xác suất xảy ra các mức độ hạn hán khác nhau và đánh giá độ tin cậy của kết quả.

Kết quả từ các tác tử được chuyển đến Bayesian Fusion Agent để thực hiện hợp nhất thông tin. Đây là thành phần quan trọng nhất của hệ thống. Thay vì sử dụng một chỉ số đơn lẻ, tác tử hợp nhất Bayes kết hợp đồng thời ba nguồn bằng chứng gồm: hạn hán khí tượng (SPI/SPEI), hạn hán nông nghiệp (VHI) và hạn hán thủy văn (độ ẩm đất). Quá trình suy luận Bayes cho phép cập nhật xác suất hạn hán khi có thêm thông tin mới, từ đó tạo ra đánh giá tổng hợp có độ tin cậy cao hơn.

Cách tiếp cận này phản ánh thực tế rằng hạn hán là hiện tượng đa chiều. Một khu vực có thể thiếu mưa nhưng cây trồng chưa bị ảnh hưởng nghiêm trọng, hoặc độ ẩm đất vẫn còn ở mức chấp nhận được. Việc hợp nhất nhiều nguồn thông tin giúp giảm sai số và tăng khả năng giải thích của hệ thống.

Đối với giáo dục STEM, lớp đa tác tử giúp sinh viên hiểu rõ vai trò của từng nguồn dữ liệu, nguyên lý phối hợp giữa các tác tử AI và quá trình ra quyết định dựa trên bằng chứng khoa học thay vì dựa vào một chỉ số đơn lẻ.

### *Lớp 3. Điều phối, tự động hóa và hỗ trợ ra quyết định*

Sau khi hoàn thành quá trình phân tích và hợp nhất xác suất, kết quả được chuyển đến lớp điều phối và tự động hóa. Lớp này chịu trách nhiệm quản lý quy trình thực thi, tạo báo cáo và hỗ trợ cảnh báo hạn hán.

Tác tử lập kế hoạch (Planner Agent) đóng vai trò điều phối trung tâm. Tác tử này lập kế hoạch thực hiện các nhiệm vụ, xác định thứ tự xử lý và phân bổ công việc cho các tác tử chuyên biệt. Khi có dữ liệu mới hoặc yêu cầu phân tích mới, Planner Agent sẽ tự động kích hoạt các tác tử liên quan.

Tác tử thực thi (Executor Agent) chịu trách nhiệm thực thi các quy trình xử lý, thu thập kết quả từ các tác tử và tổng hợp thông tin đầu ra của hệ thống.

Thành phần phản hồi và học tập (Feedback & Learning) thực hiện đánh giá chất lượng kết quả và ghi nhận phản hồi để cải thiện hiệu quả hoạt động của hệ thống trong các lần phân tích tiếp theo. Cơ chế này giúp hệ thống thích nghi với các điều kiện môi trường thay đổi theo thời gian.

Cuối cùng, mô-đun tạo báo cáo tự động tổng hợp kết quả thành các bản đồ hạn hán, biểu đồ xu hướng, thống kê xác suất và cảnh báo rủi ro. Các báo cáo được trình bày dưới dạng trực quan, giúp người dùng dễ dàng theo dõi diễn biến hạn hán và hỗ trợ quá trình ra quyết định.

Trong môi trường giáo dục STEM, lớp điều phối và báo cáo đóng vai trò như cầu nối giữa kết quả phân tích và hoạt động học tập. Sinh viên có thể quan sát toàn bộ quy trình từ dữ liệu đầu vào đến kết quả đầu ra, hiểu được cách hệ thống AI phối hợp, đánh giá độ tin cậy của dự báo và đưa ra quyết định dựa trên bằng chứng. Nhờ đó, mô hình không chỉ là một hệ thống giám sát hạn hán mà còn là một môi trường học tập tích hợp giữa trí tuệ nhân tạo, khoa học dữ liệu, viễn thám và khoa học môi trường.

## **5. Thí nghiệm và đánh giá kết quả**

### **5.1. Thiết lập thí nghiệm**

Dữ liệu được khai thác trực tiếp từ Google Earth Engine, bao gồm CHIRPS (lượng mưa), MODIS NDVI và LST (thảm thực vật và nhiệt độ bề mặt), ERA5 (các biến khí tượng) và SMAP (độ ẩm đất). Để tăng tính đa dạng của dữ liệu và khả năng tổng quát hóa của mô hình, thí nghiệm được thực hiện trên khu vực Đông Nam Á và lưu vực sông Mekong mở rộng thay vì chỉ giới hạn tại Việt Nam. Dữ liệu giai đoạn 2015-2022 được sử dụng cho huấn luyện và giai đoạn 2023-2024 cho kiểm tra.

Hệ thống gồm các tác tử chuyên biệt: Data Agent thu thập và tiền xử lý dữ liệu; SPI/SPEI Agent phân tích hạn hán khí tượng; VHI Agent đánh giá tình trạng thảm thực vật; Soil Moisture Agent phân tích độ ẩm đất; Bayesian Fusion Agent thực hiện hợp nhất xác suất Bayes; và Reporting Agent tạo báo cáo, cảnh báo hạn hán.

### **5.2. Mô hình và chỉ số đánh giá**

Nghiên cứu so sánh 4 mô hình gồm: (1) Random Forest, (2) CNN, (3) Multi-Agent CNN, (4) mô hình đề xuất Bayesian Deep Learning Multi-Agent System (BDL-MAS). Hiệu năng được đánh giá bằng Accuracy, Precision, Recall và F1-score. Ngoài ra, khả năng lượng hóa bất định của mô hình Bayes được đánh giá thông qua các chỉ số hiệu chỉnh xác suất như NLL và ECE.

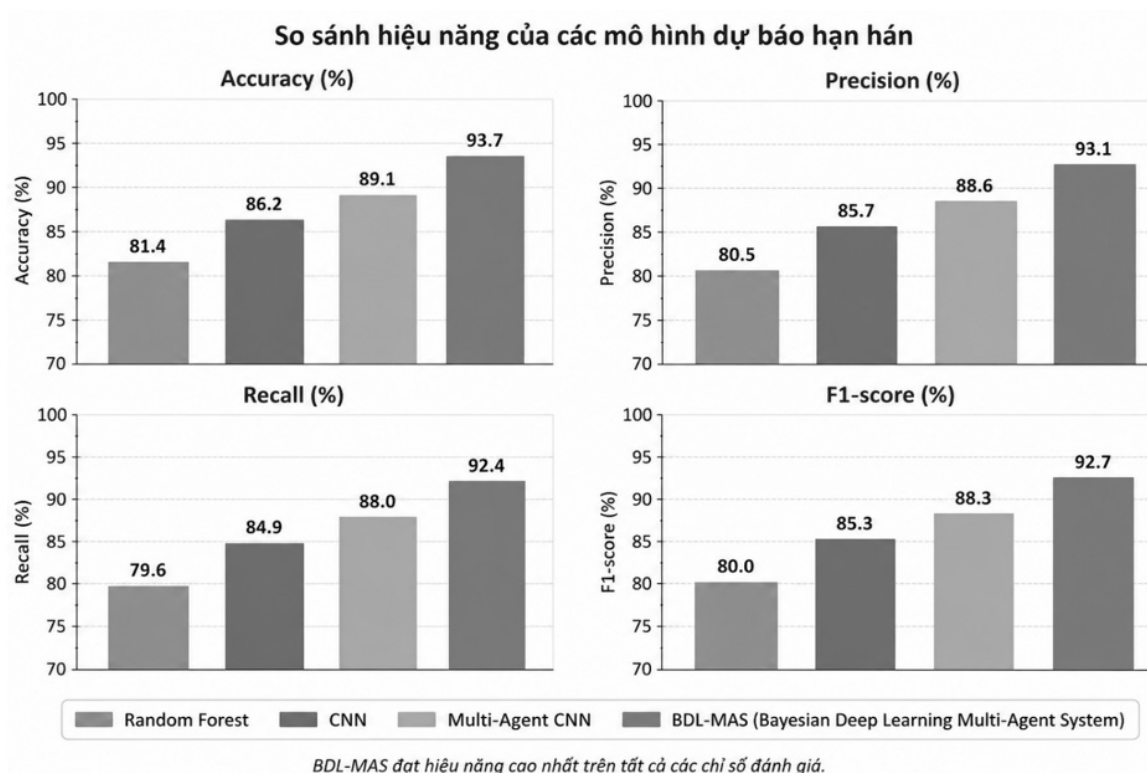
### **5.3. Kết quả**

Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình BDL-MAS đạt hiệu năng cao nhất với Accuracy 93,7%, Precision 93,1%, Recall 92,4% và F1-score 92,7%, vượt trội so với Random Forest, CNN và Multi-Agent CNN. Việc kết hợp học sâu Bayes và hệ đa tác tử giúp khai thác hiệu quả hơn các nguồn thông tin khí tượng, thảm thực vật và độ ẩm đất, đồng thời cung cấp dự báo kèm mức độ tin cậy.

## **6. Kết luận**

Nghiên cứu đã đề xuất mô hình đa tác tử kết hợp học sâu Bayes trên nền tảng Google Earth Engine nhằm giám sát hạn hán từ dữ liệu viễn thám đa nguồn và hỗ trợ giáo dục STEM. Mô hình tích hợp dữ liệu khí tượng, thảm thực vật và độ ẩm đất thông qua cơ chế hợp nhất xác suất Bayes, cho phép dự báo hạn hán đồng thời lượng hóa độ bất định của kết quả. Thực nghiệm cho thấy mô hình đạt độ chính xác cao và khả

Hình 2. Đồ thị so sánh hiệu năng của các mô hình dự báo hạn hán



năng giải thích tốt hơn các phương pháp truyền thống. Bên cạnh giá trị kỹ thuật, mô hình còn tạo ra môi trường học tập STEM tích hợp giữa trí tuệ nhân tạo, khoa học dữ liệu, viễn thám và khoa học môi trường. Trong tương lai, nghiên cứu có thể mở rộng theo hướng tích hợp mô hình ngôn ngữ lớn, dữ liệu thời gian thực và các ứng dụng giám sát thiên tai khác■

## TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- Nguyễn Văn Hiệu, Trần Minh Đức (2023). Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong giáo dục đại học tại Việt Nam. Tạp chí Khoa học Giáo dục Việt Nam, 19(4), 45-53.
- Andreas Krause, Jonas Hübner, (2025). Probabilistic Artificial Intelligence
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sensing of Environment, 202, 18-27.
- Jeffrey A. Cardille · Morgan A. Crowley · David Saah · Nicholas E. Clinton. (2021). Cloud-Based Remote Sensing with Google Earth Engine. Switzerland: Springer
- Kendall, A., & Gal, Y. (2017). What uncertainties do we need in Bayesian deep learning for computer vision? Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 5574-5584.
- Luckin, R. (2018). Machine Learning and Human Intelligence: The Future of Education for the 21st Century. UCL Institute of Education Press
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial Intelligence: A Modern Approach (4th ed.). Pearson.
- UNESCO. (2023). Guidance for Generative AI in Education and Research. UNESCO Publishing.
- Wooldridge, M. (2009). An Introduction to MultiAgent Systems (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- Xiaodong Qu, Andrews Damaoh, Joshua Sherwood. (2025). A Comprehensive Review of AI Agents: Transforming Possibilities in Technology and Beyond.