**ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP HÀ NỘI**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG**

---------------------------------------



**BÁO CÁO THỰC TẬP DOANH NGHIỆP**

**NGÀNH CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**ĐỀ TÀI**

**KỸ THUẬT ĐƯA RA KHUYẾN NGHỊ DỰA TRÊN THỜI TIẾT BẰNG HỌC TĂNG CƯỜNG**

Giáo viên hướng dẫn: TS. Nguyễn Mạnh Cường

Sinh viên thực hiện: Dương Văn Vũ

Mã sinh viên: 2021605555

Lớp: CNTT05-K16

Hà Nội - 2025

**LỜI CẢM ƠN**

Chúng tôi xin gửi lời cảm ơn chân thành đến thầy Nguyễn Mạnh Cường đã tận tình hướng dẫn, đóng góp ý kiến quý báu giúp chúng tôi hoàn thành đề tài **"Kỹ thuật đưa ra khuyến nghị dựa trên thời tiết bằng học tăng cường"**. Bên cạnh đó, chúng tôi cũng cảm ơn các thầy cô trong khoa đã cung cấp kiến thức nền tảng, cùng bạn bè và đồng nghiệp đã hỗ trợ trong suốt quá trình thực hiện.

Chúng tôi cũng xin tri ân gia đình vì sự động viên và tạo điều kiện thuận lợi. Dù đã cố gắng hoàn thiện, nhưng chắc chắn không tránh khỏi thiếu sót. Chúng tôi mong nhận được ý kiến đóng góp để cải thiện hơn trong tương lai.

Em xin trân trọng cảm ơn!

Người thực hiện

Dương Văn Vũ

# MỤC LỤC

[MỤC LỤC 1](#_Toc16601)

[LỜI NÓI ĐẦU 3](#_Toc29267)

[CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU TỔNG QUAN 5](#_Toc22516)

[1.1. Giới thiệu tổng quan về bài toán 5](#_Toc26902)

[1.2. Mô tả chi tiết đầu vào, đầu ra 5](#_Toc7953)

[1.3. Các khó khăn đặt ra và những ứng dụng thực tiễn 6](#_Toc29356)

[CHƯƠNG 2. CÁC PHƯƠNG PHÁP GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN 9](#_Toc16930)

[2.1. Giới thiệu về Học tăng cường trong hệ thống khuyến nghị 9](#_Toc13343)

[2.2. Q-Learning 10](#_Toc16253)

[2.3. Deep Q-Network (DQN) 11](#_Toc12817)

[2.4. Policy Gradient Methods 11](#_Toc12862)

[2.5. Cơ chế mã hóa dữ liệu và tính điểm 12](#_Toc10283)

[2.5.1. Mã hóa dữ liệu đầu vào 12](#_Toc10363)

[2.5.2. Mã hóa hành động đầu ra 13](#_Toc28915)

[2.5.3. Cách tính điểm (R) 13](#_Toc11333)

[2.6. Tổng kết 14](#_Toc10579)

[CHƯƠNG 3. MỘT SỐ KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM 15](#_Toc7567)

[3.1 Giới thiệu về dữ liệu thực nghiệm 15](#_Toc21848)

[3.1.1. Thông số máy 15](#_Toc11377)

[3.1.2. Thông số phần mềm 16](#_Toc14328)

[3.2. Quy trình thực nghiệm 16](#_Toc32354)

[3.3. Kết quả thực nghiệm 18](#_Toc24019)

[3.3.1. Kết quả chạy mô hình 18](#_Toc7773)

[3.3.2. Kết quả tổng hợp 19](#_Toc7001)

[3.3.3. Đồ thị kết quả 19](#_Toc5899)

[3.3.4. Bình luận về kết quả 20](#_Toc180)

[KẾT LUẬN 21](#_Toc20331)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 23](#_Toc6756)

# LỜI NÓI ĐẦU

Trong thời đại công nghệ thông tin phát triển nhanh chóng và đổi mới liên tục, việc ứng dụng các công nghệ tiên tiến như trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence - AI) và học máy (Machine Learning - ML) vào nhiều lĩnh vực đời sống ngày càng trở nên phổ biến. Trí tuệ nhân tạo không chỉ là xu hướng phát triển của thế giới hiện đại, mà còn là đòn bẫy giúp con người được giải phóng khỏi những tác vụ lặp đi lặp lại và tối ưu hoá các quy trình ra quyết định phức tạp. Nhờ vào sự phát triển nhanh chóng của AI và ML, con người đã có thể đối mặt với nhiều thách thức trong đời sống, từ y tế, giáo dục, giao thông đến sản xuất và nông nghiệp.

Trong số các nhánh quan trọng của học máy, học tăng cường (Reinforcement Learning - RL) đã chứng minh được độ hiệu quả cao trong việc tối ưu hoá các quyết định và hành động trong những môi trường phức tạp. Thêm vào đó, việc kết hợp các phương pháp học tăng cường với dữ liệu thời tiết đã mở ra nhiều cơ hội tiềm năng để xây dựng những hệ thống khuyến nghị thông minh, hỗ trợ con người trong việc ứng phó hiệu quả với những biến đổi khí hậu và thời tiết không lường trước. Nhiều nghiên cứu đã chứng minh rằng việc sử dụng AI và học máy trong dự báo thời tiết giúp gia tăng tính chính xác và giảm thiểu rủi ro trong nhiều hoạt động kinh tế và xã hội.

Xuất phát từ những tiềm năng to lớn của lĩnh vực này, đề tài "Kỹ thuật đưa ra khuyến nghị dựa trên thời tiết bằng học tăng cường" đã được thực hiện. Mục tiêu của đề tài là nghiên cứu và ứng dụng học máy và học tăng cường để phân tích dữ liệu thời tiết, qua đó xây dựng hệ thống khuyến nghị thông minh nhằm cung cấp các lời khuyên hữu ích, hỗ trợ người dùng đưa ra những quyết định hợp lý trong sinh hoạt và sản xuất. Đề tài không chỉ mang lại những giá trị thực tiễn cao mà còn góp phần mở rộng ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào những lĩnh vực thiết yếu của đời sống. Ngoài ra, việc ứng dụng học tăng cường trong bài toán thời tiết còn đặt nền móng cho các nghiên cứu tương lai, đặc biệt trong việc phát triển các mô hình dự đoán và tối ưu hoá có thể áp dụng trong nhiều ngành công nghiệp khác nhau.

Trong khuôn khổ báo cáo này, nội dung được trình bày qua 4 chương như sau:

**Chương 1: Tổng quan về bài toán khuyến nghị dựa trên thời tiết:** Giới thiệu tổng quan về bài toán, mô tả chi tiết các yêu cầu đầu vào, đầu ra, các khó khăn đặt ra và những ứng dụng thực tiễn.

**Chương 2: Phương pháp giải quyết bài toán bằng học tăng cường:** Trình bày các phương pháp học máy hiện có và đi sâu vào phương pháp học tăng cường được áp dụng trong đề tài, giải thích cách tiếp cận và các thuật toán sử dụng.

**Chương 3: Thực nghiệm và đánh giá kết quả:** Mô tả chi tiết dữ liệu thực nghiệm, quy trình thực nghiệm, kết quả thu được và phân tích đánh giá. Đặc biệt, chương này sẽ so sánh hiệu quả giữa các phương pháp khác nhau nhằm lựa chọn cách tiếp cận tối ưu.

Qua quá trình thực hiện đề tài, em đã tích luỹ thêm nhiều kiến thức bổ ích về học máy, học tăng cường và cách ứng dụng chúng vào thực tế. Đề tài không chỉ là kết quả học tập và nghiên cứu của riêng em mà còn là một bước tiến trong việc kết nối lý thuyết với thực hành. Em hy vọng rằng báo cáo này sẽ trở thành một tài liệu tham khảo hữu ích cho những ai quan tâm đến lĩnh vực trí tuệ nhân tạo, học máy và ứng dụng công nghệ trong đời sống. Những giá trị mà đề tài mang lại không chỉ dừng lại ở việc giải quyết bài toán thời tiết, mà còn mở ra tiềm năng khai thác công nghệ trong nhiều lĩnh vực khác, góp phần cải thiện chất lượng cuộc sống và phát triển bền vững.

# CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU TỔNG QUAN

## 1.1. Giới thiệu tổng quan về bài toán

Thời tiết có ảnh hưởng sâu rộng đến đời sống con người, từ các hoạt động cá nhân như đi lại, ăn mặc, giải trí, cho đến các lĩnh vực quan trọng như nông nghiệp, năng lượng và giao thông. Sự biến đổi khí hậu toàn cầu và tình hình thời tiết ngày càng khó lường đã đặt ra yêu cầu cấp thiết về việc phát triển các công cụ hỗ trợ con người đưa ra quyết định một cách chính xác và nhanh chóng dựa trên thông tin thời tiết.

Bài toán khuyến nghị dựa trên thời tiết là một hướng đi triển vọng, trong đó trí tuệ nhân tạo (AI) và học máy (Machine Learning) đóng vai trò cốt lõi. Thay vì chỉ dừng lại ở việc dự báo thời tiết, hệ thống khuyến nghị được thiết kế nhằm phân tích dữ liệu dự báo và đưa ra các lời khuyên cụ thể, phù hợp với từng kịch bản thời tiết. Điều này không chỉ giúp cải thiện hiệu quả trong sản xuất và sinh hoạt mà còn góp phần giảm thiểu thiệt hại do thời tiết gây ra.

Đặc biệt, phương pháp học tăng cường (Reinforcement Learning - RL) đã chứng tỏ hiệu quả vượt trội trong việc xử lý các bài toán có môi trường phức tạp và không chắc chắn. Với khả năng học từ phản hồi của môi trường, RL giúp tối ưu hóa quá trình ra quyết định và hành động, mở ra cơ hội để phát triển các hệ thống khuyến nghị thông minh trong lĩnh vực thời tiết.

## 1.2. Mô tả chi tiết đầu vào, đầu ra

**Đầu vào:**

**Dữ liệu thời tiết:**  
Dữ liệu thời tiết được lấy từ trang web visualcrossing.com, bao gồm các thông tin như:

| Tên thuộc tính | Mô tả |
| --- | --- |
| datetime | Ngày tháng quan sát |
| tempmax | Nhiệt độ cao nhất trong ngày (°F) |
| tempmin | Nhiệt độ thấp nhất trong ngày (°F) |
| temp | Nhiệt độ trung bình trong ngày (°F) |
| dew | Điểm sương |
| humidity | Độ ẩm (%) |
| precip | Lượng mưa (inch) |
| precipprob | Xác suất có mưa (%) |
| windgust | Gió giật mạnh nhất (m/h) |
| windspeed | Tốc độ gió trung bình (m/h) |
| cloudcover | Độ che phủ mây (%) |
| visibility | Tầm nhìn xa (dặm) |
| uvindex | Chỉ số tia UV |

Bảng 1.1 Các loại dữ liệu lấy từ trang web

**Đầu ra:**

* Các khuyến nghị thông minh bao gồm:
  + Lựa chọn trang phục phù hợp.
  + Hoạch định lịch trình (ví dụ: chọn thời điểm thích hợp để di chuyển hoặc tổ chức sự kiện).
  + Lời khuyên cho sản xuất (như tưới tiêu, bảo vệ mùa màng trong nông nghiệp).
  + Cảnh báo các rủi ro tiềm tàng (bão, mưa lớn, thời tiết cực đoan).

## 1.3. Các khó khăn đặt ra và những ứng dụng thực tiễn

**Các khó khăn đặt ra:**

**Sự phức tạp của dữ liệu thời tiết:**  
Dữ liệu thời tiết có tính chất không đồng nhất, biến động lớn theo thời gian và không gian. Việc xử lý dữ liệu này để xây dựng mô hình dự đoán và khuyến nghị đòi hỏi sự kết hợp của nhiều phương pháp phân tích.

**Tính không chắc chắn trong dự báo:**  
Ngay cả các mô hình dự báo thời tiết tiên tiến cũng không thể đảm bảo độ chính xác tuyệt đối, đặc biệt với các dự báo dài hạn. Điều này ảnh hưởng đến hiệu quả của hệ thống khuyến nghị.

**Cá nhân hóa khuyến nghị:**  
Khuyến nghị cần phù hợp với từng nhóm đối tượng cụ thể, từ người dân thành phố đến người nông dân, đòi hỏi các mô hình phải có khả năng linh hoạt và thích ứng cao.

**Yêu cầu hiệu năng:**  
Hệ thống phải xử lý và cung cấp khuyến nghị trong thời gian ngắn, đảm bảo tính kịp thời cho người dùng.

Thuận lợi:

**Lượng dữ liệu lớn và phong phú**: Nhờ các nền tảng dữ liệu mở, việc thu thập dữ liệu thời tiết trở nên dễ dàng hơn.

**Sự phát triển của AI và Machine Learning**: Giúp cải thiện độ chính xác trong phân tích và dự đoán thời tiết.

**Ứng dụng rộng rãi**: Hệ thống khuyến nghị có thể áp dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như giao thông, nông nghiệp, và sinh hoạt cá nhân.

**Những ứng dụng thực tiễn:**

**Trong đời sống cá nhân:**  
Hỗ trợ người dùng lên kế hoạch sinh hoạt hàng ngày như chọn trang phục, lịch trình di chuyển hoặc tổ chức các hoạt động ngoài trời.

**Trong nông nghiệp:**  
Giúp người nông dân đưa ra quyết định về tưới tiêu, gieo trồng hoặc bảo vệ mùa màng trước các hiện tượng thời tiết cực đoan.

**Trong ngành giao thông:**  
Tối ưu hóa lịch trình vận tải, cảnh báo nguy cơ do điều kiện thời tiết xấu.

**Trong quản lý năng lượng:**  
Hỗ trợ dự đoán nhu cầu sử dụng năng lượng dựa trên nhiệt độ và các yếu tố thời tiết khác.

**Ứng phó thiên tai:**  
Đưa ra các cảnh báo sớm về thời tiết cực đoan, giúp giảm thiểu thiệt hại về người và tài sản.

Với sự phát triển của công nghệ và các nền tảng dữ liệu mở như visualcrossing.com, bài toán khuyến nghị dựa trên thời tiết không chỉ khả thi mà còn mang lại giá trị ứng dụng thực tiễn to lớn, góp phần cải thiện chất lượng cuộc sống và thúc đẩy sự phát triển bền vững trong nhiều lĩnh vực.

# ****CHƯƠNG 2. CÁC PHƯƠNG PHÁP GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN****

Trong chương này, chúng ta sẽ thảo luận về các phương pháp giải quyết bài toán khuyến nghị dựa trên thời tiết. Bắt đầu với việc giới thiệu một số phương pháp học máy phổ biến, sau đó đi sâu vào phương pháp học tăng cường (Reinforcement Learning - RL), là phương pháp chính được áp dụng trong đề tài này. Các nội dung sẽ được trình bày chi tiết, kèm theo các ví dụ minh họa và so sánh để làm rõ ưu nhược điểm của từng phương pháp.

## 2.1. Giới thiệu về Học tăng cường trong hệ thống khuyến nghị

Học tăng cường (Reinforcement Learning - RL) là một nhánh của học máy, trong đó một tác nhân (agent) học cách đưa ra quyết định bằng cách tương tác với môi trường (environment). Hệ thống khuyến nghị dựa trên thời tiết sử dụng RL để học hỏi từ dữ liệu thời tiết lịch sử và đưa ra các khuyến nghị tối ưu dựa trên điều kiện thời tiết hiện tại. Điều này giúp cá nhân hóa trải nghiệm của người dùng và cải thiện độ chính xác trong dự đoán.

Một mô hình RL bao gồm các thành phần chính:

**- Môi trường (Environment)**: Thế giới mà tác nhân tương tác, trong trường hợp này là dữ liệu thời tiết. Môi trường có thể bao gồm các yếu tố thời tiết như nhiệt độ, độ ẩm, lượng mưa, tốc độ gió.

**- Tác nhân (Agent)**: Hệ thống đưa ra quyết định dựa trên trạng thái của môi trường. Trong hệ thống khuyến nghị, tác nhân có thể là một thuật toán ra quyết định dựa trên dữ liệu thời tiết.

**- Trạng thái (State)**: Mô tả tình trạng hiện tại của môi trường, ví dụ như nhiệt độ cao hay thấp, trời mưa hay nắng.

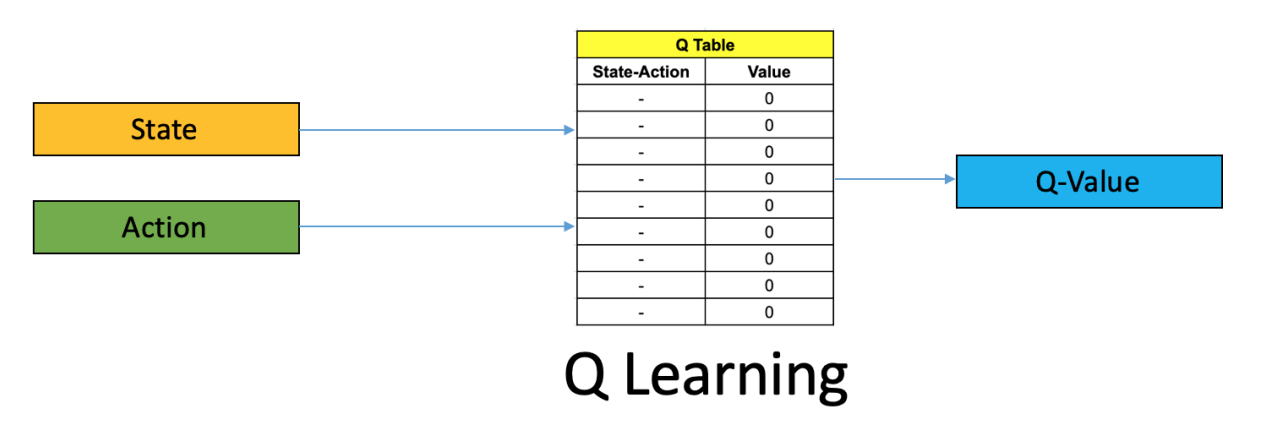
**- Hành động (Action)**: Các lựa chọn mà tác nhân có thể thực hiện, chẳng hạn như đề xuất các hoạt động phù hợp với thời tiết (đi dạo, ở nhà, mang ô, mặc áo khoác, v.v.).

**- Phần thưởng (Reward)**: Một giá trị số đánh giá mức độ tốt của hành động, giúp tác nhân học cách chọn hành động tối ưu. Phản hồi có thể đến từ dữ liệu người dùng, chẳng hạn như mức độ hài lòng của họ với khuyến nghị.

### 2.2. Q-Learning

Q-Learning là một thuật toán học tăng cường không cần mô hình (model-free), sử dụng bảng Q-table để lưu trữ giá trị của từng hành động trong mỗi trạng thái. Giá trị Q của mỗi hành động được cập nhật dựa trên phương trình Bellman:

***Q(s,a) ← Q(s,a) + α [r + γ maxa' Q(s',a') - Q(s,a)]***

Hình 2.1. *Mô hình Q-Learning*

Trong đó:

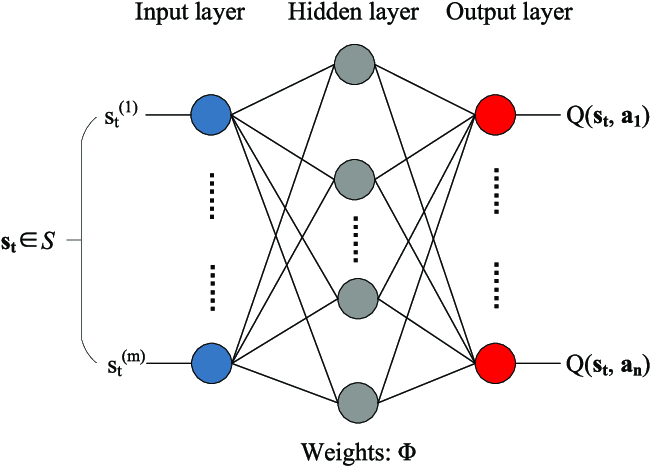
* *α* là hệ số học (learning rate), xác định mức độ cập nhật giá trị Q.
* *γ* là hệ số chiết khấu (discount factor), phản ánh tầm quan trọng của phần thưởng tương lai.
* *s'* là trạng thái tiếp theo sau khi thực hiện hành động .
* *a'* là hành động tối ưu tiếp theo.

#### Ứng dụng Q-Learning trong hệ thống khuyến nghị thời tiết

* **Xây dựng bảng Q-table**, trong đó hàng là các trạng thái thời tiết và cột là các hành động khuyến nghị.
* **Tương tác với môi trường** để cập nhật giá trị Q dựa trên phản hồi từ người dùng.
* **Chọn hành động tối ưu** dựa trên giá trị Q tối đa trong từng trạng thái thời tiết.
* **Tối ưu hóa chiến lược chọn hành động**, cân bằng giữa việc khám phá (exploration) và khai thác (exploitation).

Ví dụ: Một hệ thống khuyến nghị hoạt động cá nhân có thể sử dụng Q-Learning để đề xuất các hành động phù hợp với thời tiết. Nếu trời mưa, hệ thống sẽ khuyên người dùng mang ô. Nếu trời nóng, hệ thống có thể khuyến nghị uống nhiều nước và hạn chế ra ngoài giữa trưa.

### 2.3. Deep Q-Network (DQN)

**Hình 2.2. *Mô hình Deep Q-Network*

Deep Q-Network (DQN) là một cải tiến của Q-Learning sử dụng mạng nơ-ron sâu để xấp xỉ Q-value thay vì lưu trữ trong bảng Q-table. Điều này giúp xử lý không gian trạng thái lớn và liên tục.

Ví dụ: Một hệ thống trợ lý cá nhân trên điện thoại thông minh có thể sử dụng DQN để phân tích dữ liệu thời tiết theo thời gian thực và cung cấp khuyến nghị chính xác hơn. Nếu hệ thống nhận thấy trời sắp có giông bão, nó có thể gửi cảnh báo và nhắc nhở người dùng hoãn các hoạt động ngoài trời.

### 2.4. Policy Gradient Methods

Policy Gradient là một nhóm phương pháp học tăng cường dựa trên việc học chính sách tối ưu thay vì sử dụng bảng Q-table. Mô hình dự đoán trực tiếp xác suất chọn một hành động dựa trên trạng thái hiện tại bằng cách tối ưu hóa hàm mục tiêu:

***J(θ) = E[ΣtRt]***

Ví dụ: Một hệ thống quản lý lịch trình có thể sử dụng Policy Gradient để tự động điều chỉnh kế hoạch của người dùng dựa trên điều kiện thời tiết. Nếu trời mưa, hệ thống có thể đề xuất dời lịch chạy bộ sang phòng gym. Nếu trời đẹp, hệ thống có thể khuyến nghị một chuyến dã ngoại.

## 2.5. Cơ chế mã hóa dữ liệu và tính điểm

### 2.5.1. Mã hóa dữ liệu đầu vào

Dữ liệu thời tiết được thu thập bao gồm nhiều thông số như **nhiệt độ, độ ẩm, lượng mưa, tốc độ gió, chỉ số UV,...**. Trước khi đưa vào mô hình học tăng cường, dữ liệu này cần được **mã hóa và chuẩn hóa** để phù hợp với thuật toán Deep Q-Learning (DQN).

Bảng 2.1 Bảng mô tả cách mã hóa dữ liệu

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên thuộc tính | Giải thích | Phạm vi giá trị | Chuẩn hóa |
| temp\_C | Nhiệt độ trung bình trong ngày (°C) | (-10, 45) | Min-Max Scaling |
| humidity | Độ ẩm (%) | (0, 100) | Min-Max Scaling |
| precipprob | Xác suất mưa (%) | (0, 100) | Min-Max Scaling |
| windgust | Tốc độ gió (km/h) | (0, 100) | Min-Max Scaling |
| cloudcover | Mức độ che phủ mây (%) | (0, 100) | Min-Max Scaling |
| uvindex | Chỉ số UV | (0, 15) | Min-Max Scaling |

**Min-Max Scaling** giúp đưa tất cả các giá trị về khoảng **[0,1]** để mô hình học dễ dàng hơn.  
 Công thức chuẩn hóa: ​​

Ví dụ: Nếu nhiệt độ ngày đó là **30°C**, với khoảng nhiệt độ từ **-10 đến 45**, giá trị chuẩn hóa sẽ là: *0.727*

Sau khi chuẩn hóa, mỗi ngày sẽ được biểu diễn thành **vector đầu vào** dạng: [0.727, 0.8, 0.3, 0.5, 0.6, 0.9]

### 2.5.2. Mã hóa hành động đầu ra

Mô hình có thể thực hiện một trong 5 **hành động**, mỗi hành động được biểu diễn bằng một số nguyên từ 0 đến 4:

* 1. Mang ô
  2. Mặc áo khoác
  3. Bôi kem chống nắng
  4. Ở nhà
  5. Không khuyến nghị gì

Ví dụ: Nếu mô hình chọn hành động **"Mang ô"**, hành động này sẽ được mã hóa thành 0.

### 2.5.3. Cách tính điểm (R)

Sau khi mô hình chọn một hành động, hệ thống sẽ tính điểm dựa trên mức độ phù hợp của hành động với điều kiện thời tiết.

Mô hình sẽ so sánh hành động đã chọn với hành động lý tưởng do thuật toán quy định, dựa trên quy tắc:

* Nếu **xác suất mưa > 50%**, hành động đúng là **"Mang ô"** (0).
* Nếu **nhiệt độ < 15°C**, hành động đúng là **"Mặc áo khoác"** (1).
* Nếu **chỉ số UV ≥ 5**, hành động đúng là **"Bôi kem chống nắng"** (2).
* Nếu **tốc độ gió > 20 km/h**, hành động đúng là **"Ở nhà"** (3).
* Nếu không có điều kiện nào đặc biệt, mô hình có thể chọn **"Không khuyến nghị gì"** (4).

Dựa vào những điều kiện hệ thống sẽ so sánh hành động chọn A với hành động đúng A\*:

Sau mỗi lần mô hình chọn một hành động, hệ thống sẽ:

1. Tính toán điểm R.
2. Cập nhật giá trị Q theo công thức:

***Q(s,a) ← Q(s,a) + α [r + γ maxa' Q(s',a') - Q(s,a)]***

Ví dụ:

* Ban đầu Q(35℃, 9 UV, Bôi kem chống nắng)=0.
* Nếu mô hình chọn **"Bôi kem chống nắng"**, điểm **+3**, cập nhật Q tăng lên.
* Nếu mô hình chọn **"Mang ô"**, điểm **-3**, cập nhật Q giảm xuống.

Sau nhiều lần lặp, mô hình sẽ **học được hành động đúng đắn** thông qua việc cập nhật Q-value.

## 2.6. Tổng kết

Ba phương pháp học tăng cường chính được trình bày trong chương này gồm Q-Learning, Deep Q-Network (DQN) và Policy Gradient Methods. Trong đó, Q-Learning là phương pháp chính được sử dụng trong báo cáo do tính đơn giản và hiệu quả khi áp dụng vào bài toán khuyến nghị thời tiết. DQN và Policy Gradient là các phương pháp nâng cao có thể mở rộng trong các trường hợp không gian trạng thái lớn hoặc hành động liên tục.

**Trong chương tiếp theo, chúng tôi sẽ trình bày kết quả thực nghiệm khi áp dụng các phương pháp này vào bài toán khuyến nghị thời tiết.**

# CHƯƠNG 3. MỘT SỐ KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

## 3.1 Giới thiệu về dữ liệu thực nghiệm

Dữ liệu thực nghiệm được sử dụng trong nghiên cứu này là tập dữ liệu thời tiết của Hà Nội từ ngày 26/02/2024 đến 26/02/2025. Dữ liệu được thu thập từ trang web visualcrossing.com và bao gồm 367 bản ghi với 13 thuộc tính chính, cụ thể:

Bảng 3.1. Các loại dữ liệu dùng để huấn luyện AI

| Tên thuộc tính | Mô tả |
| --- | --- |
| datetime | Ngày tháng quan sát |
| tempmax | Nhiệt độ cao nhất trong ngày (°F) |
| tempmin | Nhiệt độ thấp nhất trong ngày (°F) |
| temp | Nhiệt độ trung bình trong ngày (°F) |
| dew | Điểm sương |
| humidity | Độ ẩm (%) |
| precip | Lượng mưa (inch) |
| precipprob | Xác suất có mưa (%) |
| windgust | Gió giật mạnh nhất (m/h) |
| windspeed | Tốc độ gió trung bình (m/h) |
| cloudcover | Độ che phủ mây (%) |
| visibility | Tầm nhìn xa (dặm) |
| uvindex | Chỉ số tia UV |

### 3.1.1. Thông số máy

Quá trình thực nghiệm được thực hiện trên một máy tính có cấu hình như sau:

- Bộ xử lý: 11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-1135G7 @ 2.40GHz

- RAM: 12GB

- Hệ điều hành: Windows 11 Pro

Máy tính này cung cấp môi trường thực nghiệm ổn định với khả năng xử lý nhanh chóng và hiệu quả. Việc lựa chọn phần cứng phù hợp giúp đảm bảo rằng mô hình có thể học và tối ưu hóa chính xác mà không bị gián đoạn hoặc ảnh hưởng bởi các hạn chế về hiệu suất hệ thống.

### 3.1.2. Thông số phần mềm

Những thư viện được sử dụng:

- numpy: Thư viện xử lý mảng số học hiệu năng cao.

- pandas: Phân tích và xử lí dữ liệu dạng bảng.

- openpyxl: Đọc/ghi file excel.

- torch: Thư viện Deep Learning của Facebook.

Mô hình được triển khai và thực thi trên **Python 3.10.11**. Phiên bản này đảm bảo khả năng tương thích với các thư viện mới nhất, đặc biệt là torch và pandas.

## 3.2. Quy trình thực nghiệm

Quy trình thực nghiệm bao gồm các bước sau:

Bước 1: Tiền xử lý dữ liệu

* Chuyển đổi nhiệt độ từ °F sang °C bằng công thức: TC=(TF−32)×5/9
* Kiểm tra và xử lý dữ liệu thiếu (không phát hiện dữ liệu thiếu trong tập).
* Bổ sung lượng mưa vào bảng gợi ý để nâng cao chất lượng khuyến nghị.
* Chuẩn hóa các thuộc tính quan trọng để đảm bảo mô hình có thể học tốt từ các đặc trưng thời tiết.
* Phân tích thống kê dữ liệu đầu vào để nhận diện các mẫu thời tiết phổ biến.
* Xác định và loại bỏ các điểm dữ liệu ngoại lệ nhằm tránh sai lệch trong quá trình học.
* Sử dụng các phương pháp chuẩn hóa dữ liệu để tối ưu hóa độ chính xác của mô hình.

Bước 2: Xây dựng mô hình học tăng cường

* Sử dụng thuật toán **Q-Learning** để học cách đưa ra khuyến nghị dựa trên dữ liệu thời tiết.
* Xác định **trạng thái** từ các thuộc tính: temp\_C, humidity, precipprob, windgust, cloudcover.
* Xác định **hành động** có thể thực hiện:
  1. Mang ô
  2. Mặc áo khoác
  3. Bôi kem chống nắng
  4. Ở nhà
  5. Không khuyến nghị gì
* Xây dựng **hàm phần thưởng**, trong đó mô hình sẽ nhận điểm +2 nếu đưa ra dự đoán đúng và mức phạt -2 hoặc -1 cho các hành động không phù hợp.
* Cập nhật chính sách hành động theo từng vòng lặp để đảm bảo mô hình tối ưu hóa khả năng ra quyết định dựa trên dữ liệu thu thập được.
* Áp dụng các chiến lược giảm thiểu sai số để cải thiện độ chính xác của mô hình qua từng vòng huấn luyện.

Bước 3: Huấn luyện mô hình

* Huấn luyện mô hình với **500 vòng lặp**.
* Thiết lập các tham số:
* Learning rate: 0.05
* Discount factor: 0.9
* Epsilon (độ ngẫu nhiên): bắt đầu từ 1.0 và giảm dần theo mỗi vòng lặp.
* Lưu lại bảng **Q-Table**, **tỷ lệ chính xác qua từng vòng lặp**, và bảng gợi ý từng ngày với lượng mưa.
* Đánh giá hiệu suất mô hình theo từng giai đoạn để điều chỉnh chiến lược huấn luyện phù hợp hơn.
* Tối ưu hóa quá trình huấn luyện nhằm giảm thời gian xử lý mà vẫn đạt độ chính xác cao.

## 3.3. Kết quả thực nghiệm

Sau khi xử lí dữ liệu, từ dữ liệu đó để đưa ra được những gợi ý cho từng thời tiết cụ thể. Đánh giá được độ chính xác của gợi ý qua điểm số.

### 3.3.1. Kết quả chạy mô hình

Bảng 3.2 *Một vài kết quả lời khuyên từng ngày*

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Ngày tháng | Nhiệt độ °C | Độ ẩm (%) | Tỉ lệ mưa (%) | Tốc độ gió (dặm/h) | Độ che phủ mây (%) | Lượng mưa (inch) | Khuyến nghị |
| 2025-02-02 | 21.44444444 | 80.3 | 100 | 19.2 | 95.4 | 0.036 | Mang ô |
| 2025-02-03 | 16.94444444 | 66.1 | 100 | 19.7 | 99.2 | 0.143 | Mang ô |
| 2025-02-04 | 17 | 49.7 | 0 | 16.1 | 76.6 | 0 | Bôi kem chống nắng |
| 2025-02-05 | 16.72222222 | 70.7 | 0 | 12.3 | 85.9 | 0 | Không khuyến nghị gì |
| 2025-02-06 | 15.27777778 | 94.1 | 100 | 12.1 | 100 | 0.07 | Mang ô |
| 2025-02-07 | 14.5 | 76.4 | 100 | 16.8 | 100 | 0.105 | Mang ô |
| 2025-02-08 | 14.27777778 | 64 | 100 | 16.8 | 98.6 | 0.016 | Mang ô |
| 2025-02-09 | 14.61111111 | 55.7 | 0 | 13.2 | 87.5 | 0 | Mặc áo khoác |
| 2025-02-10 | 15.44444444 | 64.2 | 0 | 9.8 | 90 | 0 | Bôi kem chống nắng |
| 2025-02-11 | 18.38888889 | 71.9 | 0 | 16.3 | 90.2 | 0 | Không khuyến nghị gì |
| 2025-02-12 | 19.11111111 | 83.2 | 100 | 9.4 | 82.5 | 0.004 | Mang ô |
| 2025-02-13 | 19.38888889 | 79.7 | 100 | 18.3 | 65.7 | 0.051 | Mang ô |
| 2025-02-14 | 19.83333333 | 82.3 | 0 | 14.1 | 92.6 | 0 | Không khuyến nghị gì |
| 2025-02-15 | 20.61111111 | 90 | 100 | 16.3 | 94.2 | 0.004 | Mang ô |
| 2025-02-16 | 16.83333333 | 90.7 | 100 | 14.3 | 98 | 0.202 | Mang ô |
| 2025-02-17 | 16 | 90.7 | 100 | 9.4 | 98.9 | 0.073 | Mang ô |
| 2025-02-18 | 15.33333333 | 93.2 | 100 | 11.9 | 100 | 0.194 | Mang ô |
| 2025-02-19 | 15.72222222 | 95.2 | 100 | 8.7 | 98.2 | 0.023 | Mang ô |
| 2025-02-20 | 18.44444444 | 93.7 | 100 | 14.5 | 94.6 | 0.017 | Mang ô |
| 2025-02-21 | 18.83333333 | 91.6 | 100 | 23 | 91.7 | 0.077 | Mang ô |
| 2025-02-22 | 17.94444444 | 92.4 | 100 | 20.6 | 94.6 | 0.161 | Mang ô |
| 2025-02-23 | 16.22222222 | 86.4 | 100 | 17.4 | 99.5 | 0.147 | Mang ô |
| 2025-02-24 | 13.5 | 83.6 | 100 | 14.3 | 100 | 0.008 | Mang ô |
| 2025-02-25 | 13.72222222 | 92.2 | 100 | 4.7 | 94.9 | 0.024 | Mang ô |
| 2025-02-26 | 14.77777778 | 88.7 | 100 | 9.4 | 97.5 | 0.008 | Mang ô |

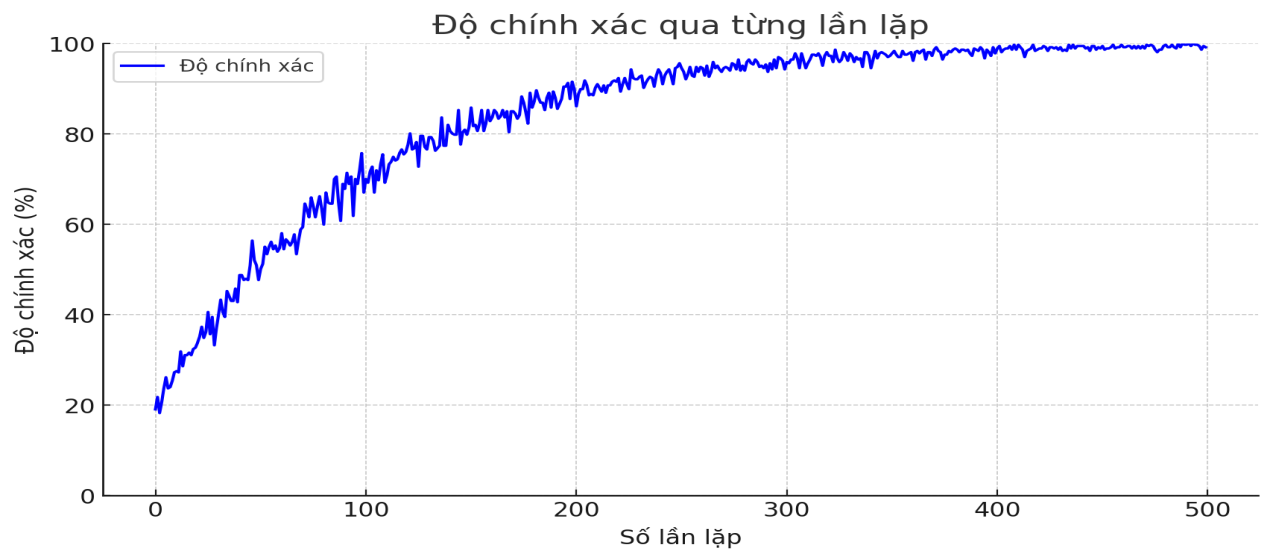
### 3.3.2. Kết quả tổng hợp

Bảng 3.3.Tỉ lệ chính xác

| Số vòng lặp | Tỷ lệ chính xác (%) |
| --- | --- |
| 0 - 100 | ~50% |
| 100 - 200 | ~65% |
| 200 - 300 | ~78% |
| 300 - 400 | ~90% |
| 400 - 500 | ~99.18% |

### 3.3.3. Đồ thị kết quả

Biểu đồ sau thể hiện tỷ lệ chính xác của mô hình qua các vòng lặp:



Hình 3.1. Đồ thị thể hiện độ chính xác qua các lần lặp

### 3.3.4. Bình luận về kết quả

* Mô hình **Q-Learning** đã dần cải thiện qua các vòng lặp, đạt tỷ lệ chính xác **99.18%** sau 500 vòng lặp.
* Khi số vòng lặp tăng, epsilon giảm, giúp mô hình **chuyển từ khám phá (exploration) sang khai thác (exploitation)**.
* Việc sử dụng **học tăng cường** để đưa ra khuyến nghị dựa trên thời tiết cho kết quả khả quan.
* Để cải thiện hơn, có thể thử nghiệm **Deep Q-Network (DQN) hoặc các thuật toán học sâu khác** để nâng cao hiệu suất.

# KẾT LUẬN

Sau một quá trình nghiên cứu và triển khai, tôi đã hoàn thành một hệ thống khuyến nghị dựa trên dữ liệu thời tiết bằng phương pháp học tăng cường. Mục tiêu của dự án là xây dựng một mô hình có thể phân tích thông tin thời tiết trong quá khứ và đưa ra các khuyến nghị phù hợp cho từng ngày. Để làm được điều này, tôi đã sử dụng các thuật toán học tăng cường, cụ thể là Deep Q-Learning, để huấn luyện mô hình đưa ra quyết định dựa trên dữ liệu đầu vào.

Trong quá trình thực hiện, tôi đã xây dựng thành công một mô hình có thể đưa ra các gợi ý cho từng ngày dựa trên các yếu tố như nhiệt độ, độ ẩm, xác suất mưa, tốc độ gió và chỉ số UV. Hệ thống đã được huấn luyện với một tập dữ liệu thời tiết thu thập được trong một khoảng thời gian nhất định, sau đó tính toán và cập nhật chính xác các quyết định thông qua các vòng lặp huấn luyện. Tôi cũng đã thực hiện việc lưu kết quả huấn luyện, bao gồm độ chính xác theo từng vòng lặp, bảng khuyến nghị cho từng ngày và các thông số quan trọng của mô hình.

Tuy nhiên, vẫn còn một số hạn chế mà tôi chưa giải quyết được trong phiên bản hiện tại của hệ thống. Một trong những điểm chưa hoàn thiện là khả năng **dự báo thời tiết dựa trên dữ liệu huấn luyện**. Hiện tại, mô hình chỉ có thể đưa ra các khuyến nghị dựa trên dữ liệu thời tiết đã có, nhưng chưa thể tự động dự đoán các điều kiện thời tiết trong tương lai dựa trên các xu hướng của dữ liệu quá khứ. Điều này có nghĩa là hệ thống vẫn phụ thuộc vào dữ liệu thời tiết có sẵn, thay vì có thể tự suy luận về những ngày chưa có thông tin. Ngoài ra, việc tối ưu hóa mô hình DQN để nâng cao độ chính xác của khuyến nghị cũng là một thách thức cần tiếp tục cải thiện.

Trong thời gian tới, tôi sẽ tập trung vào việc mở rộng chức năng của hệ thống để **tích hợp khả năng dự báo thời tiết** bằng cách áp dụng các mô hình học sâu như LSTM (Long Short-Term Memory) hoặc Transformer, vốn được sử dụng phổ biến trong dự báo chuỗi thời gian. Tôi cũng sẽ tối ưu lại quá trình huấn luyện, cải thiện cách chọn hành động của mô hình để đảm bảo rằng các khuyến nghị không chỉ chính xác hơn mà còn phù hợp hơn với nhu cầu thực tế. Ngoài ra, tôi cũng sẽ thử nghiệm nhiều phương pháp điều chỉnh siêu tham số để tăng hiệu suất của mô hình và giảm thiểu sai số trong quá trình học.

Dự án này không chỉ giúp tôi hiểu rõ hơn về học tăng cường mà còn mở ra nhiều hướng đi mới trong việc áp dụng AI vào phân tích dữ liệu thời tiết. Mặc dù vẫn còn những điều cần hoàn thiện, nhưng kết quả đạt được đã cung cấp một nền tảng vững chắc để tiếp tục phát triển trong tương lai. Tôi tin rằng với những cải tiến sắp tới, hệ thống sẽ trở nên hoàn thiện hơn, mang lại nhiều giá trị hơn trong việc hỗ trợ ra quyết định dựa trên thời tiết.

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Trang Web hỏi đáp về vấn đề công nghệ. [Bài viết mới nhất - Viblo](https://viblo.asia/newest). Lần truy cập gần nhất 05/01/2025.
2. Trang Web học lập trình cơ bản đến nâng cao. [How Kteam - Free Education | How Kteam](https://howkteam.vn/). Lần truy cập gần nhất 25/2/2025.
3. Trang Web hướng dẫn chi tiết về PyTorch và học tăng cường. [PyTorch documentation — PyTorch 2.6 documentation](https://pytorch.org/docs/stable/index.html). Lần truy cập gần nhất 25/2/2025.